|  |  |
| --- | --- |
| **HỌC VIỆN KỸ THUẬT QUÂN SỰ**  **NGUYỄN ĐỨC HẬU**  **KHÓA 15**  **HỆ ĐÀO TẠO KỸ SƯ DÂN SỰ**  **ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP ĐẠI HỌC**  **CHUYÊN NGÀNH: CÔNG NGHỆ DỮ LIỆU**  **ỨNG DỤNG KỸ THUẬT HỌC SÂU TRONG XÂY DỰNG DỊCH VỤ DỰ BÁO GIÁ NHÀ CHO THUÊ**  **NĂM 2020** | |
| **HỌC VIỆN KỸ THUẬT QUÂN SỰ**  **NGUYỄN ĐỨC HẬU**  **KHÓA 15**  **HỆ ĐÀO TẠO KỸ SƯ DÂN SỰ**  **ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP ĐẠI HỌC**  **NGÀNH: CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**.  **MÃ SỐ: 52480201**  **ỨNG DỤNG KỸ THUẬT HỌC SÂU TRONG XÂY DỰNG DỊCH VỤ DỰ BÁO GIÁ NHÀ CHO THUÊ**  ***Cán bộ hướng dẫn: 2//, GV, TS. Cao Văn Lợi***  **NĂM 2020** | |
| HỌC VIỆN KỸ THUẬT QUÂN SỰ  **KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**  **BỘ MÔN AN TOÀN THÔNG TIN** | **CỘNG HOÀ XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM**  **Độc lập - Tự do - Hạnh phúc** |

**NHIỆM VỤ ĐỒ ÁN TỐT NGHIỆP**

Họ và tên: Nguyễn Đức Hậu, Lớp: CNDL15, Khóa: 15

Ngành: Công nghệ thông tin, Chuyên ngành: Công nghệ dữ liệu.

1. Tên đề tài: Ứng dụng kỹ thuật học sâu trong xây dựng dịch vụ dự báo giá nhà cho thuê.

2. Các số liệu ban đầu:

- Quyết định Giao đồ án tốt nghiệp đại học – Học viện KTQS

- Tài liệu tham khảo

3. Nội dung bản thuyết minh:

- Mở đầu

- Chương 1: Tổng quan về học máy

- Chương 2: Tổng quan về học sâu cho dự báo giá nhà

- Chương 3: Học sâu cho định giá nhà tại Hà Nội

- Chương 4: Xây dựng chương trình định giá

- Kết luận

- Tài liệu tham khảo

4. Số lượng, nội dung các bản vẽ (ghi rõ loại, kích thước và cách thực hiện các bản vẽ) và các sản phẩm cụ thể (nếu có):

Được sử dụng máy tính và máy chiếu để trình chiếu.

5. Cán bộ hướng dẫn:

- Họ và tên: Cao Văn Lợi

- Cấp bậc: Trung tá

- Học hàm, học vị: GV, TS

- Đơn vị: Bộ môn An toàn thông tin - Khoa Công nghệ thông tin

- Hướng dẫn toàn bộ

Ngày giao: / /2020 Ngày hoàn thành: / /2020

*Hà Nội, ngày , tháng , năm 2020*

**Chủ nhiệm bộ môn Cán bộ hướng dẫn**

(Ký, ghi rõ họ tên, học hàm, học vị)

**Học viên thực hiện**

Đã hoàn thành và nộp đồ án ngày tháng năm 2020

(Ký và ghi rõ họ tên)

**KÝ HIỆU VIẾT TẮT**

|  |  |
| --- | --- |
| **Nội dung** | **Ký hiệu viết tắt** |
| CSDL | Cơ sở dữ liệu |
| DL | Dữ liệu |
| KNN | K-nearest neighbors |
| KPDL | Khai phá dữ liệu |
| SVM | Support Vector Machine |
| SVR | Support Vector Machine - Regression |
| URL | Uniform Resource Locator |

**DANH MỤC HÌNH ẢNH**

[Hình 1.1. Lịch sử phát triển của Deep Learning 5](#_Toc57232858)

[Hình 1.2. Mô hình Deep Neural Network 7](#_Toc57232859)

[Hình 1.3. Mô hình kiến trúc DBN 7](#_Toc57232860)

[Hình 1.4. Ví dụ mô hình CNN 9](#_Toc57232861)

[Hình 1.5. Hình dạng cơ bản của một mạng RNN 10](#_Toc57232862)

[Hình 2.1. Quy trình khai phá dữ liệu 12](#_Toc57232863)

[Hình 3.1. Giao diện trang web 21](#_Toc57232864)

[Hình 3.2. Trang cuối không có dữ liệu 22](#_Toc57232865)

[Hình 3.3. Dữ liệu được lọc trên website 23](#_Toc57232866)

[Hình 3.4. Chi tiết tin đăng 23](#_Toc57232867)

[Hình 3.5. Đặc điểm bất động sản 24](#_Toc57232868)

[Hình 3.6. Ví dụ một document được lưu trong collection URL 25](#_Toc57232869)

[Hình 3.7. Ví dụ một document được lưu trong collection rawData 27](#_Toc57232870)

[Hình 3.8. Người dùng ghi thông tin vô lý 28](#_Toc57232871)

[Hình 3.9. Người dùng ghi sai thông tin giá so với mô tả 29](#_Toc57232872)

[Hình 3.10. Quy luật trong cách viết địa chỉ 30](#_Toc57232873)

[Hình 3.11. Thống kê số lượng bản ghi theo từng quận/huyện 31](#_Toc57232874)

[Hình 3.12. Thống kê tỷ lệ missing value của các thuộc tính 34](#_Toc57232875)

[Hình 3.13. Biểu đồ thống kê giá trị thuộc tính Price 36](#_Toc57232876)

[Hình 3.14. Biểu đồ thống kê giá trị thuộc tính Price 36](#_Toc57232877)

[Hình 3.15. Hình so sánh tỷ lệ sai số các mô hình 44](#_Toc57232878)

[Hình 4.1. Giao diện chương trình demo API định giá 64](#_Toc57232879)

[Hình 4.2. Hiển thị kết quả định giá 65](#_Toc57232880)

**DANH MỤC BẢNG BIỂU**

[Bảng 3.1. Các thông tin lưu trữ trong collection URL 33](#_Toc46711203)

[Bảng 3.2. Các thông tin lưu trữ trong collection rawData 34](#_Toc46711204)

[Bảng 3.3. Liệt kê các thuộc tính thu thập được 35](#_Toc46711205)

[Bảng 3.4. Danh sách các thuộc tính có thể đưa vào mô hình 40](#_Toc46711206)

[Bảng 3.5. Bảng thống kê giá trị một số thuộc tính 43](#_Toc46711207)

[Bảng 3.6. Thống kê giá trị lớn nhất, nhỏ nhất của các thuộc tính sau khi lọc theo phân vị ở thuộc tính giá và diện tích 46](#_Toc46711208)

[Bảng 3.7. Thống kê giá trị lớn nhất, giá trị nhỏ nhất của các thuộc tính 47](#_Toc46711209)

[Bảng 3.8. Mô hình sử dụng mode để impute missing value 51](#_Toc46711210)

[Bảng 3.9. Mô hình sử dụng mean để impute missing value 51](#_Toc46711211)

[Bảng 3.10. Mô hình sử dụng median để impute missing value 51](#_Toc46711212)

[Bảng 3.11. Kết quả mô hình sử dụng Z-score standardizes chuẩn hóa dữ liệu 52](#_Toc46711213)

[Bảng 3.12. Kết quả mô hình khi lược bỏ thuộc tính area 53](#_Toc46711214)

[Bảng 3.13. Kết quả mô hình khi lược bỏ thuộc tính làn\_certificate 54](#_Toc46711215)

[Bảng 3.14. Kết quả mô hình khi lược bỏ thuộc tính street\_width 54](#_Toc46711216)

[Bảng 3.15. Thống kê dữ liệu sau khi lọc nhiễu theo từng quận/ huyện 56](#_Toc46711217)

[Bảng 3.16. Kết quả mô hình quận Hà Đông 58](#_Toc46711218)

[Bảng 3.17. Kết quả mô hình quận Nam Từ Liêm 58](#_Toc46711219)

[Bảng 3.18. Kết quả mô hình quận Hoài Đức 59](#_Toc46711220)

[Bảng 3.19. Kết quả mô hình quận Đống Đa 59](#_Toc46711221)

[Bảng 3.20. Kết quả các mô hình sử dụng thuật toán Random Forest 60](#_Toc46711222)

[Bảng 3.21. Bảng so sánh kết quả giữa mô hình toàn Hà Nội và mô hình từng quận/ huyện 61](#_Toc46711223)

[Bảng 3.22. Thống kê kết quả sau khi hiệu chỉnh tham số 63](#_Toc46711224)

[Bảng 3.23. Kết quả định giá một số bản ghi tại quận Ba Đình 64](#_Toc46711225)

[Bảng 3.24. Kết quả định giá một số bản ghi tại quận Đống Đa 66](#_Toc46711226)

[Bảng 3.25. Kết quả sau khi bổ sung lọc nhiễu 67](#_Toc46711227)

[Bảng 4.1. Các thuộc tính đầu vào của API định giá 69](#_Toc46711228)

[Bảng 4.2. Danh sách các tham số output của API định giá 70](#_Toc46711229)

**MỤC LỤC**

[MỞ ĐẦU 1](#_Toc57232881)

[1. Lý do chọn đề tài 1](#_Toc57232882)

[1. Cơ sở khoa học, tính thực tiễn đề tài 1](#_Toc57232883)

[2. Mục đích nghiên cứu 2](#_Toc57232884)

[3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu 2](#_Toc57232885)

[4. Nhiệm vụ nghiên cứu 2](#_Toc57232886)

[5. Phương pháp nghiên cứu 3](#_Toc57232887)

[Chương 1 4](#_Toc57232888)

[TỔNG QUAN VỀ HỌC SÂU 4](#_Toc57232889)

[1.1 Giới thiệu về Học sâu 4](#_Toc57232890)

[1.2 Diễn giải 5](#_Toc57232891)

[1.1.1. Diễn giải Định lý xấp xỉ Phổ quát 5](#_Toc57232892)

[1.1.2. Diễn giải xác suất 6](#_Toc57232893)

[1.3 Các mô hình, kiến trúc học sâu 6](#_Toc57232894)

[1.1.3. DNN-Deep neural Network 6](#_Toc57232895)

[1.1.4. Deep belief network(DBN) 7](#_Toc57232896)

[1.1.5. CNN - Convolutional neural networks 8](#_Toc57232897)

[1.3.1 Deep Predictive coding network(DPCN) 9](#_Toc57232898)

[1.1.6. Recurrent Neural Network 9](#_Toc57232899)

[1.4 Tổng kết chương 10](#_Toc57232900)

[Chương 2 11](#_Toc57232901)

[TỔNG QUAN VỀ HỌC SÂU CHO ĐỊNH GIÁ NHÀ 11](#_Toc57232902)

[2.1 Nghiên cứu bài báo định giá 11](#_Toc57232903)

[2.2 Qui trình ứng dụng học máy cho định giá nhà 11](#_Toc57232904)

[2.2.1 Quy trình khai phá dữ liệu 12](#_Toc57232905)

[2.2.2 Quy trình xây dựng mô hình định giá 13](#_Toc57232906)

[2.3 Giới thiệu về cơ sở dữ liệu của bài toán định giá nhà 17](#_Toc57232907)

[2.4 Tổng quan về các mô hình cho định giá nhà 18](#_Toc57232908)

[Chương 3 20](#_Toc57232909)

[HỌC SÂU CHO ĐỊNH GIÁ BÁN NHÀ RIÊNG TẠI HÀ NỘI 20](#_Toc57232910)

[3.1 Thu thập dữ liệu 20](#_Toc57232911)

[3.1.1 Nguồn gốc dữ liệu 20](#_Toc57232912)

[3.1.2 Cách thức thu thập dữ liệu 21](#_Toc57232913)

[3.1.3 Mô tả dữ liệu thô 27](#_Toc57232914)

[3.2 Tiền xử lý dữ liệu 29](#_Toc57232915)

[3.3 Khám phá dữ liệu 31](#_Toc57232916)

[3.4 Xây dựng mô hình học máy cho định giá nhà 37](#_Toc57232917)

[3.4.1 Lọc dữ liệu nhiễu 37](#_Toc57232918)

[3.4.2 Impute missing value 39](#_Toc57232919)

[3.4.3 Feature selection 40](#_Toc57232920)

[3.4.4 Chuẩn hóa dữ liệu 40](#_Toc57232921)

[3.4.5 Lựa chọn thuật toán 40](#_Toc57232922)

[3.4.6 Xây dựng các mô hình học máy 41](#_Toc57232923)

[3.5 Tổng kết và đánh giá kết quả 60](#_Toc57232924)

[Chương 4 61](#_Toc57232925)

[XÂY DỰNG CHƯƠNG TRÌNH ĐỊNH GIÁ 61](#_Toc57232926)

[4.1 Phân tích yêu cầu 61](#_Toc57232927)

[4.2 Xây dựng API định giá 61](#_Toc57232928)

[4.3 Xây dựng chương trình minh họa 63](#_Toc57232929)

[KẾT LUẬN 66](#_Toc57232930)

[1. Kết luận 66](#_Toc57232931)

[2. Hướng phát triển 66](#_Toc57232932)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 67](#_Toc57232933)

# MỞ ĐẦU

## Lý do chọn đề tài

1. Không phải ai cũng biết định giá cho thuê nhà, Nhiều chủ nhà do chưa biết

cách định giá cho thuê nên thường đưa ra giá cho thuê không chính xác so với giá cho thuê nhà của thị trường thực tế.

1. Có gia chủ thì cho thuê nhà giá thấp, có người thì đưa ra giá cho thuê quá cao

so với thị trường, Trong những người có nhà cho thuê, chỉ có một số ít giá chỉ đưa đúng giá cho thuê trên thị trường

Vi thế đề tài **“Nghiên cứu và ứng dụng học máy cho định giá nhà”** được ra đời nhằm nghiên cứu các giải pháp công nghệ sử dụng các kĩ thuật học sâu để có thể dự báo một cách tương đối nhất giá trị của căn nhà, căn hộ cho thuê. Điều này giúp cho việc định giá trở lên công bằng hơn giữa người cho thuê với người thuê, giữa các chủ đầu tư, môi giới, khách hàng hay với ngân hàng khi định giá một căn nhà.

1. **Cơ sở khoa học, tính thực tiễn đề tài**

Cơ sở khoa học:

* Cơ sở lý thuyết về các phương pháp học sâu.

Ý nghĩa thực tiễn đề tài:

*Điều 473 tại Bô Luật dân sự 2015 làm cơ sở định giá thuê nhà*:

[1] “1. Giá thêu do các bên thỏa thuận hoặc do bên thứ ba xác định theo yêu cầu của các bên thừ, trừ trường hợp luật có quy định khác

2. Trường hợp không có thỏa thuận hoặc thỏa thuận không rõ ràng thì giá thuê được xác định theo giá thị trường tại đại điểm và thời điểm giao kết hợp đồng thuê”

*Điều 129 Luật Nhà ở 2014 cũng quy định*:

[2]“1. Bên cho thuê và bên thuê nhà ở được thỏa thuận về thời hạn thuê, giá thuê và hình thức trả tiền thuê nhà theo định kỳ hoặc trả một lần; trường hợp Nhà nước có quy định về giá thuê nhà ở thì các bên phải thực hiện theo quy định đó.

2. Trường hợp chưa hết hạn hợp đồng thuê nhà ở mà bên cho thuê thực hiện cải tạo nhà ở và được bên thuê đồng ý thì bên cho thuê được quyền điều chỉnh giá thuê nhà ở. Giá thuê nhà ở mới do các bên thỏa thuận; trường hợp không thỏa thuận được thì bên cho thuê có quyền đơn phương chấm dứt hợp đồng thuê nhà ở và phải bồi thường cho bên thuê theo quy định của pháp luật.

3. Bên cho thuê và bên thuê nhà ở được Nhà nước bảo hộ các quyền và lợi ích hợp pháp trong quá trình thuê và cho thuê nhà ở.”

Như vậy, để định giá một căn nhà cho thuê là thỏa thuận giữa hai bên gia chủ cho thuê và người thuê nhà, điều này làm cho giá thuê nhà rất khó có thể xác định. Việc này dẫn đến hệ lụy gia chủ cho thuê có thể cho thuê với mức giá cao và người thuê có thể phải thuê với một mức giá cao hơn giá thị trường.

Hiện nay, với sự phát triển của công nghệ đặc biệt là các công nghệ trí tuệ nhân tạo, học máy hoàn toàn có thể giải quyết được những khó khăn này bằng cách đưa ra dự báo giá nhà cho thuê một cách khách quan và chân thực nhất.

Với việc áp dụng công nghệ vào việc dự báo giá sẽ giúp cho người cho thuê có thể đưa ra một mức giá phù hợp nhất tránh tình trạng người cho thuê đưa ra mức giá qua cao dẫn đến không tìm được người thuê, còn người thuê sẽ thuê được phòng, căn nhà với mức giá phải chăng phù hợp với mình.

## Mục đích nghiên cứu

Tìm hiểu một số phương pháp học sâu ứng dụng trong các bài toán định giá nhà.

Xây dựng bộ dữ liệu cho định giá nhà cho thuê trên địa bàn một số quận/ huyện Hà Nội.

## Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Đối tượng và phạm vi nghiên cứu của đề tài là nghiên cứu, thử nghiệm các phương pháp học sâu áp dụng cho định giá nhà sử dụng bộ dữ liệu nhà cho thuê tại Hà Nội.

## Nhiệm vụ nghiên cứu

Xây dựng bộ dữ liệu cho định giá nhà cho thuê tại Hà Nội.

Xây dựng mô hình định giá nhà cho thuê tại một số quận, huyện Hà Nội.

## Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp nghiên cứu tài liệu:

* Đọc, tìm hiểu các bài báo về định giá nhà cho thuê trên thế giới.
* Đọc, tìm hiều cơ bản về học sâu, các phương pháp sử dụng cho định giá, các bước thực hiện đề tài.
* Tìm hiểu các công cụ lập trình hỗ trợ cho đề tài.

Phương pháp nghiên cứu thực hành: Lập trình thử nghiệm, đánh giá kết quả.

# Chương 1

# TỔNG QUAN VỀ HỌC SÂU

## Giới thiệu về Học sâu

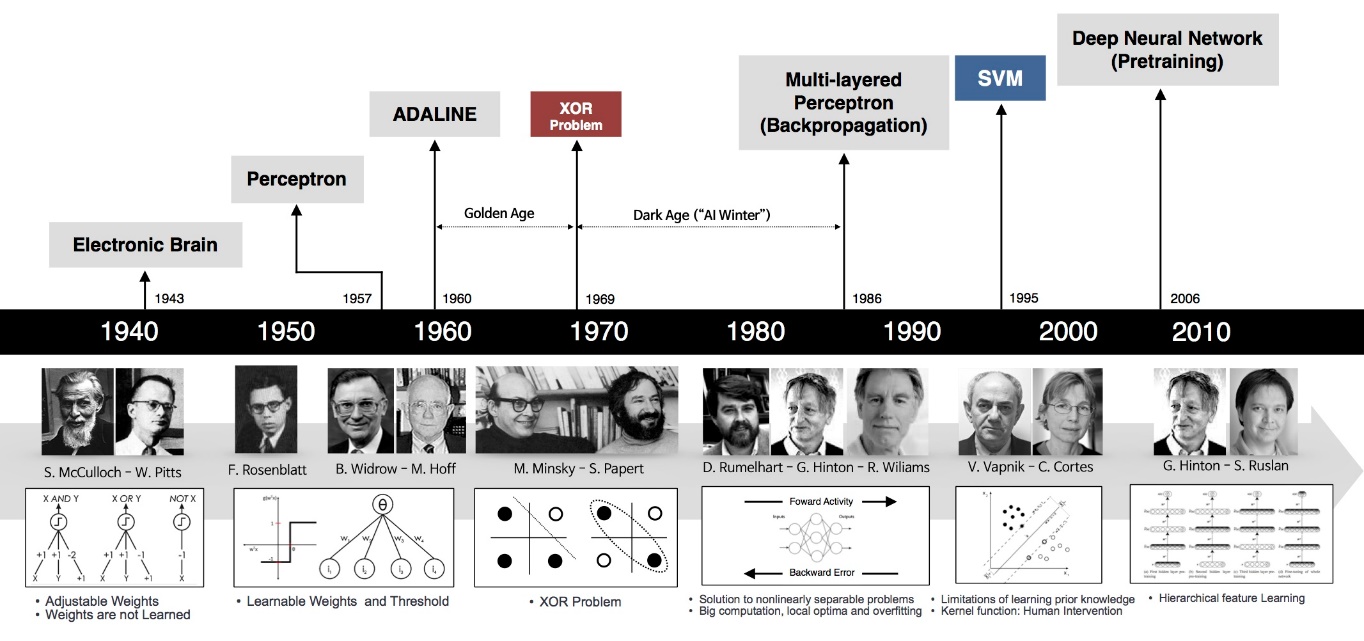
Những năm gần đây, AI - Artificial Intelligence (Trí Tuệ Nhân Tạo), và cụ thể hơn là Machine Learning (Học Máy hoặc Máy Học) nổi lên như một bằng chứng của cuộc cách mạng công nghiệp lần thứ tư (1 - động cơ hơi nước, 2 - năng lượng điện, 3 - công nghệ thông tin). Trí Tuệ Nhân Tạo đang len lỏi vào mọi lĩnh vực trong đời sống mà có thể chúng ta không nhận ra. Xe tự hành của Google và Tesla, hệ thống tự tag khuôn mặt trong ảnh của Facebook, trợ lý ảo Siri của Apple, hệ thống gợi ý sản phẩm của Amazon, hệ thống gợi ý phim của Netflix, máy chơi cờ vây AlphaGo của Google DeepMind, …, chỉ là một vài trong vô vàn những ứng dụng của AI/Machine Learning.

Học sâu ([tiếng Anh](https://vi.wikipedia.org/wiki/Ti%E1%BA%BFng_Anh): deep learning) là một chi của ngành [máy học](https://vi.wikipedia.org/wiki/M%C3%A1y_h%E1%BB%8Dc) dựa trên một tập hợp các thuật toán để cố gắng mô hình dữ liệu trừu tượng hóa ở mức cao bằng cách sử dụng nhiều lớp xử lý với cấu trúc phức tạp, hoặc bằng cách khác bao gồm nhiều biến đổi phi tuyến.

Nhiều kiến trúc học sâu khác nhau như [mạng neuron sâu](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=M%E1%BA%A1ng_n%C6%A1-ron_s%C3%A2u&action=edit&redlink=1), [mã mạng neuron tích chập sâu](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Convolutional_neuron_network&action=edit&redlink=1), [mạng niềm tin sâu](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Deep_belief_network&action=edit&redlink=1) và [mạng neuron tái phát](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Recurrent_neuron_network&action=edit&redlink=1) đã được áp dụng cho các lĩnh vực như [thị giác máy tính](https://vi.wikipedia.org/wiki/Th%E1%BB%8B_gi%C3%A1c_m%C3%A1y_t%C3%ADnh), [tự động nhận dạng giọng nói](https://vi.wikipedia.org/wiki/Nh%E1%BA%ADn_d%E1%BA%A1ng_ti%E1%BA%BFng_n%C3%B3i), [xử lý ngôn ngữ tự nhiên](https://vi.wikipedia.org/wiki/X%E1%BB%AD_l%C3%BD_ng%C3%B4n_ng%E1%BB%AF_t%E1%BB%B1_nhi%C3%AAn), nhận dạng âm thanh ngôn ngữ và [tin sinh học](https://vi.wikipedia.org/wiki/Tin_sinh_h%E1%BB%8Dc), chúng đã được chứng minh là tạo ra các kết quả rất tốt đối với nhiều nhiệm vụ khác nhau.

Các thuật toán học sâu tương phản với các thuật toán học nông bởi số biến đổi được tham số hóa một tín hiệu gặp phải khi nó lan truyền từ các lớp đầu vào đến lớp đầu ra, nơi một biến đổi được tham số hóa là một đơn vị xử lý có các thông số có thể huấn luyện được, chẳng hạn như trọng số và ngưỡng. Một chuỗi các biến đổi từ đầu vào đến đầu ra là một *đường gán kế thừa* (CAP- credit assignment path). CAP mô tả các kết nối quan hệ nhân quả tiềm năng giữa đầu vào và đầu ra và có thể thay đổi chiều dài. Đối với một mạng neuron nuôi tiến (feedforward), độ sâu của CAP, và do đó độ sâu của mạng đó, là số lượng các lớp ẩn cộng 1 (lớp đầu ra cũng là tham số hóa). Đối với [mạng neuron tái phát](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Recurrent_neuron_network&action=edit&redlink=1), trong đó một tín hiệu có thể truyền thông qua một lớp nhiều hơn một lần, CAPcó khả năng không bị giới hạn chiều dài. Không có sự thống nhất chung về ngưỡng của độ sâu chia học cạn với học sâu, nhưng hầu hết các nhà nghiên cứu trong lĩnh vực đồng ý rằng học sâu có nhiều lớp phi tuyến (CAP > 2) và Schmidhuber coi CAP > 10 để là học rất sâu

Lịch sử phát triển của Deep Learning:



Hình .. Lịch sử phát triển của Deep Learning

## Diễn giải

Mạng neuron sâu thường được giải thích theo cách: định lý xấp xỉ tổng quát hoặc [Suy luận xác suất](https://vi.wikipedia.org/wiki/Suy_lu%E1%BA%ADn_Bayes).

### Diễn giải Định lý xấp xỉ Phổ quát

[Định lý xấp xỉ phổ quát](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Universal_approximation_theorem&action=edit&redlink=1) đề cập đến khả năng của [mạng neuron tiến tiếp](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Feedforward_neuron_networks&action=edit&redlink=1) (feedforward) với một lớp ẩn có kích thước hữu hạn đơn để xấp xỉ các [hàm liên tục](https://vi.wikipedia.org/wiki/H%C3%A0m_li%C3%AAn_t%E1%BB%A5c).

Năm 1989, là bằng chứng đầu tiên được xuất bản bởi George Cybenko cho các hàm kích hoạt [h](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Sigmoid&action=edit&redlink=1)ình sigma và được mở rộng đối với các kiến trúc nuôi tiến nhiều lớp vào năm 1991 bởi Kurt Hornik

### Diễn giải xác suất

Diễn giải [xác suất](https://vi.wikipedia.org/wiki/X%C3%A1c_su%E1%BA%A5t) bắt nguồn từ lĩnh vực [máy học](https://vi.wikipedia.org/wiki/M%C3%A1y_h%E1%BB%8Dc). Nó có đặc điểm suy luận, cũng như các khái niệm [tối ưu hóa](https://vi.wikipedia.org/wiki/T%E1%BB%91i_%C6%B0u_h%C3%B3a_(to%C3%A1n_h%E1%BB%8Dc)) [huấn luyện](https://vi.wikipedia.org/wiki/%C4%90%C3%A0o_t%E1%BA%A1o) và và [kiểm tra](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Test_(assessment)&action=edit&redlink=1), liên quan đến việc phù hợp và [tổng quát hóa](https://vi.wikipedia.org/wiki/Generalization) tương ứng. Cụ thể hơn, diễn giải xác suất sẽ xem xét kích hoạt một cách phi tuyến như là một [hàm phân phối tích lũy](https://vi.wikipedia.org/wiki/H%C3%A0m_ph%C3%A2n_ph%E1%BB%91i_t%C3%ADch_l%C5%A9y). Xem [mạng tin sâu](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Deep_belief_network&action=edit&redlink=1). Diễn giải xác suất dẫn đến sự ra đời của [dropout](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Dropout_(neuron_networks)&action=edit&redlink=1) như [regularizer](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Regularization_(mathematics)&action=edit&redlink=1) trong mạng neuron.

Diễn giải xác suất đã được giới thiệu và phổ biến rộng rãi bởi những tiên phong như [Geoff Hinton](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Geoff_Hinton&action=edit&redlink=1), [Yoshua Bengio](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Yoshua_Bengio&action=edit&redlink=1), [Yann Le Cun](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Yann_Le_Cun&action=edit&redlink=1), [Juergen Schmidhuber](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Juergen_Schmidhuber&action=edit&redlink=1).

## Các mô hình, kiến trúc học sâu

Có một lượng rất lớn các biến thể của kiến trúc học sâu. Hầu hết chúng là nhánh sinh ra từ một số kiến trúc cha ban đầu. Không phải là luôn luôn có thể so sánh hiệu suất của nhiều kiến trúc cùng với nhau, vì chúng không phải là tất cả đánh giá trên cùng một tập dữ liệu. Học sâu học là một lĩnh vực phát triển nhanh, và các kiến trúc, biến thể, hoặc các thuật toán mới xuất hiện mỗi vài tuần

### Deep Neural Network (DNN)

Mạng neuron sâu (DNN-Deep neural Network) là một [mạng neuron nhân tạo](https://vi.wikipedia.org/wiki/M%E1%BA%A1ng_n%C6%A1-ron_nh%C3%A2n_t%E1%BA%A1o) (ANN) với nhiều đơn vị lớp ẩn giữa lớp đầu vào và đầu ra. Tương tự như các ANN, các DNN nông có thể mô hình mối quan hệ phi tuyến phức tạp. Các kiến trúc DNN, ví dụ như để phát hiện và [phân tích](https://vi.wikipedia.org/wiki/X%E1%BB%AD_l%C3%BD_ng%C3%B4n_ng%E1%BB%AF_t%E1%BB%B1_nhi%C3%AAn) đối tượng tạo ra các mô hình hỗn hợp trong đó đối tượng này được thể hiện như một thành phần được xếp lớp của các hình ảnh nguyên thủy. Các lớp phụ cho phép các thành phần của các đặc điểm từ các lớp thấp hơn, đem lại tiềm năng của mô hình hóa dữ liệu phức tạp với các đơn vị ít hơn so với một mạng lưới nông thực hiện tương tự như vậy.

Deep Neural Network được xây dựng với mục đích mô phỏng hoạt động não bộ phức tạp của con người và được áp dụng vào nhiều lĩnh vực khác nhau, mang lại thành công và những hiệu quả đáng kinh ngạc cho con người*.*



Hình .. Mô hình Deep Neural Network

### Deep Belief Network (DBN)

Một mạng niềm tin sâu (DBN) là một mô hình xác suất [thể sinh](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Generative_model&action=edit&redlink=1), tạo thành bởi nhiều đơn vị ẩn nhiều lớp. Nó có thể được coi là một [hàm hợp](https://vi.wikipedia.org/wiki/H%C3%A0m_h%E1%BB%A3p) các mô-đun học đơn giản tạo thành mỗi lớp.

Một DBN có thể được sử dụng để huấn luyện trước khả sinh một DNN bằng cách sử dụng các trọng số DBN học như các trọng số DNN ban đầu. Các thuật toán truyền ngược hoặc suy xét khác sau đó có thể được áp dụng để điều chỉnh những trọng số này. Điều này đặc biệt hữu ích khi dữ liệu đào tạo giới hạn là có sẵn, vì các trọng số khởi tạo nghèo nàn có thể cản trở đáng kể hiệu suất của mô hình được học. Các trọng số đào tạo trước này là một vùng không gian trọng số là gần gũi hơn với trọng số tối ưu hơn là các trọng số ban đầu được chọn ngẫu nhiên. Điều này cho phép cả mô hình hóa được cải thiện và hội tụ tinh chỉnh pha nhanh hơn.



Hình .. Mô hình kiến trúc DBN

### Convolutional Neural Networks (CNN)

Một CNN gồm có một hoặc nhiều hơn các lớp [tích chập](https://vi.wikipedia.org/wiki/T%C3%ADch_ch%E1%BA%ADp) với các lớp đầy đủ kết nối (đáp ứng phù hợp với những mạng neuron nhân tạo tiêu biểu) trên đỉnh. Nó cũng sử dụng trọng số gắn liền và các lớp thăm dò. Kiến trúc này cho phép các CNN tận dụng lợi thế của cấu trúc 2D của dữ liệu đầu vào. So với những kiến trúc sâu khác, mạng neuron tích chập đang bắt đầu thể hiện kết quả vượt trội trong các ứng dụng hình ảnh và giọng nói. Chúng cũng có thể được huấn luyện với tiêu chuẩn truyền ngược. CNN dễ dàng được đào tạo hơn các mạng nơ ron sâu nuôi tiến thông thường khác, và có ít thông số ước tính hơn, khiến cho chúng trở thành một kiến trúc rất hấp dẫn để sử dụng.

Mỗi một lớp sau khi thông qua các hàm kích hoạt sẽ tạo ra các thông tin trừu tượng hơn cho các lớp tiếp theo. Trong mô hình mạng truyền ngược (feedforward neural network) thì mỗi neural đầu vào (input node) cho mỗi neural đầu ra trong các lớp tiếp theo.

Mô hình này gọi là mạng kết nối đầy đủ (fully connected layer) hay mạng toàn vẹn (affine layer). Còn trong mô hình CNNs thì ngược lại. Các layer liên kết được với nhau thông qua cơ chế convolution.

Layer tiếp theo là kết quả convolution từ layer trước đó, nhờ vậy mà ta có được các kết nối cục bộ. Như vậy mỗi neuron ở lớp kế tiếp sinh ra từ kết quả của filter áp đặt lên một vùng ảnh cục bộ của neuron trước đó.

Mỗi một lớp được sử dụng các filter khác nhau thông thường có hàng trăm hàng nghìn filter như vậy và kết hợp kết quả của chúng lại. Ngoài ra có một số layer khác như pooling/subsampling layer dùng để chắt lọc lại các thông tin hữu ích hơn (loại bỏ các thông tin nhiễu).

Trong quá trình huấn luyện mạng (traning) CNN tự động học các giá trị qua các lớp filter dựa vào cách thức mà bạn thực hiện. Ví dụ trong tác vụ phân lớp ảnh, CNNs sẽ cố gắng tìm ra thông số tối ưu cho các filter tương ứng theo thứ tự raw pixel > edges > shapes > facial > high-level features. Layer cuối cùng được dùng để phân lớp ảnh.



Hình .. Ví dụ mô hình CNN

### Deep Predictive coding network (DPCN)

Có những lợi thế của một mô hình mà có thể chủ động cập nhật bản thân từ ngữ cảnh trong dữ liệu. Mạng lập trình (DPCN) là một chương trình lập trình [tiên đoán](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Predictive_modelling&action=edit&redlink=1), trong đó thông tin từ trên xuống được sử dụng để điều chỉnh theo kinh nghiệm của những cái trước đó cần thiết cho một thủ tục [suy luận](https://vi.wikipedia.org/wiki/Suy_lu%E1%BA%ADn) từ dưới lên bằng các phương tiện của một [mô hình thể sinh](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=M%C3%B4_h%C3%ACnh_th%E1%BB%83_sinh&action=edit&redlink=1) kết nối cục bộ sâu. Điều này hoạt động bằng cách chiết tách các đặc điểm rời rạc các quan sát biến đổi theo thời gian bằng cách sử dụng một mô hình động học tuyến tính. Sau đó, một chiến lược thăm dò được sử dụng để học các đại diện đặc điểm bất biến. Các đơn vị này tập hợp lại để tạo thành một kiến trúc sâu và được huấn luyện bởi [học không giám sát](https://vi.wikipedia.org/wiki/H%E1%BB%8Dc_kh%C3%B4ng_c%C3%B3_gi%C3%A1m_s%C3%A1t) layer-wise [tham lam](https://vi.wikipedia.org/wiki/Gi%E1%BA%A3i_thu%E1%BA%ADt_tham_lam). Các lớp tạo thành một loại [xích Markov](https://vi.wikipedia.org/wiki/X%C3%ADch_Markov) mà các trạng thái tại bất kỳ lớp nào cũng chỉ phụ thuộc vào các lớp trước và các lớp sau (kế thừa).

Mạng lập tình dự đoán sâu (DPCN) dự đoán đại diện của lớp, bằng cách sử dụng một cách tiếp cận từ trên xuống bằng cách sử dụng thông tin ở lớp trên và các phụ thuộc thời gian từ các trạng thái trước đó.

### Recurrent Neural Network (RNN)

RNN (Recurrent Neural Network) là sử dụng chuỗi các thông tin. Trong các mạng nơ-ron truyền thống tất cả các đầu vào và cả đầu ra là độc lập với nhau. Tức là chúng không liên kết thành chuỗi với nhau. Nhưng các mô hình này không phù hợp trong rất nhiều bài toán. Ví dụ, nếu muốn đoán từ tiếp theo có thể xuất hiện trong một câu thì ta cũng cần biết các từ trước đó xuất hiện lần lượt thế nào chứ nhỉ? RNN được gọi là hồi quy (Recurrent) bởi lẽ chúng thực hiện cùng một tác vụ cho tất cả các phần tử của một chuỗi với đầu ra phụ thuộc vào cả các phép tính trước đó. Nói cách khác, RNN có khả năng nhớ các thông tin được tính toán trước đó. Trên lý thuyết, RNN có thể sử dụng được thông tin của một văn bản rất dài, tuy nhiên thực tế thì nó chỉ có thể nhớ được một vài bước trước đó (ta cùng bàn cụ thể vấn đề này sau) mà thôi. Về cơ bản một mạng RNN có dạng như sau:



Hình .. Hình dạng cơ bản của một mạng RNN

Huấn luyện mạng RNN cũng tương tự như các mạng nơ-ron truyền thống, tuy nhiên giải thuật lan truyền ngược (backpropagation) phải thay đổi một chút. Đạo hàm tại mỗi đầu ra phụ thuộc không chỉ vào các tính toán tại bước đó, mà còn phụ thuộc vào các bước trước đó nữa, vì các tham số trong mạng RNN được sử dụng chung cho tất cả các bước trong mạng. Ví dụ, để tính đạo hàm tại t = 4 ta phải lan truyền ngược cả 3 bước phía trước rồi cộng tổng đạo hàm của chúng lại với nhau. Việc tính đạo hàm kiểu này được gọi là lan truyền ngược liên hồi ([BPTT](https://en.wikipedia.org/wiki/Backpropagation_through_time) - Backpropagation Through Time). Nếu giờ bạn chưa thể hiểu được BPTT thế nào thì cũng đừng lo sợ vì trong bài sau ta sẽ xem xét cụ thể nó là gì sau. Còn giờ, chỉ cần nhớ rằng với các bước phụ thuộc càng xa thì việc học sẽ [càng khó khăn hơn](https://arxiv.org/pdf/1211.5063v2.pdf) vì sẽ xuất hiện vấn đề hao hụt/bùng nổ (vanishing/exploding) của đạo hàm. Có một vài phương pháp được đề xuất để giải quyết vấn đề này và các kiểu mạng RNN hiện nay đã được thiết kế để triệt tiêu bớt chúng như LSTM chẳng hạn.

### TSTM Recurrent Neural Network

### Artificial Neural Network (ANN)

### Feedforward Neural Network (FNN)

## Tổng kết chương

Như vậy trong chương này chúng ta có được cái nhìn tổng thể về học sâu, một số mô hình học sâu. Từ đó có thể phát triển hướng nghiên cứu tìm ra phương pháp để xây dựng bài toán dự báo giá nhà cho thuê.

# Chương 2

# KHẢO SÁT CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Hiện tại ở Việt Nam, học sâu vẫn là một điều gì đó khá mới mẻ, nên việc ứng dụng của nó còn khá ít và cũng rất hạn chế. Việc sử dụng deep learning trong việc dự đoán giá phòng cho thuê là không thực sự cần thiết. Trên thực tế, ta hoàn toàn có thể sử dụng các mô hình dự đoán tương đối hiệu quả và có thời gian training tương đối ngắn rất phù hợp cho bài toán như: linear regression ,…Nhưng trong bài viết hướng tới một thứ trong tương lại, khi dữ liệu người dùng ngày càng lớn và sự cải thiện hiệu quả của các mô hình deeplearning cũng như sức mạng của máy tính.

Trên thế giới đã có rất nhiều mô hình hỗ trợ dự đoán giá sử dụng mạng neuron. Trong đó nổi bật phải kể đến là dự đoán giá nhà ở boston\_housing.

# Chương 2

# TỔNG QUAN VỀ HỌC SÂU CHO ĐỊNH GIÁ NHÀ

## Nghiên cứu bài báo định giá

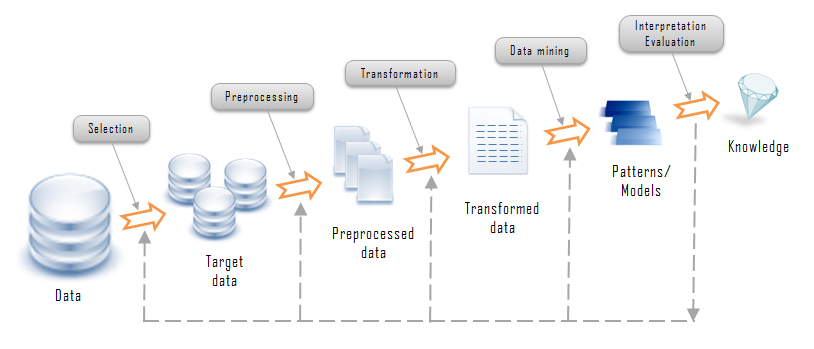
Thị trường bất động sản luôn là thị trường quan trọng nhất của của nền kinh tế. Bởi nó có giá trị lớn, phản ảnh sự phát triển của khu vực. Chính vì sự quan trọng của nó nên trên thế giới đã có một số bài báo khoa học được công bố viết về đề tài nghiên cứu học máy áp dụng cho bài toán định giá nhà. Một trong số đó phải kể đên như bài báo “*Ames, Iowa: Alternative to the Boston Housing Data as an End of Semester Regression Project”* [3]của Dean De Cock mô tả quá trình phân công, các bước thực hiện đề tài dự báo giá nhà ở Ames, Iowa Boston của tác giả cho một nhóm sinh viên làm bài tập cuối kì. Hay bài báo *"Using machine learning algorithms for housing price prediction: The case of Fairfax County, Virginia housing data”* [3]của hai đồng tác giả Byeonghwa Park, Jae Kwon Bae viết về việc xây dựng mô hình học máy cho định giá nhà ở quận Fairfax thuộc tiểu bang Virginia, Hoa Kỳ. Đặc điểm chung của hai bài báo này là nguồn dữ liệu được lấy từ một đơn vị của chính phủ, từ văn phòng giám định giá nhà. Tức là những dữ liệu này là dữ liệu thực tế, chính xác và mức độ tin cậy cao.

Còn đối với ở nước ta, hiện này cũng đã có một số đơn vị thực hiện thu thập dữ liệu dữ liệu bằng cách sử dụng con người để đi khảo sát và thu thập thông tin. Việc này cực kì tốn kém và được nhiên dữ liệu cũng sẽ không được mở ra cộng đồng. Đó chính là một trong số các lý do đề tài được ra đời để tìm kiếm một nguồn dữ liệu có thể sử dụng được cho bài toán định giá nhà.

## Qui trình ứng dụng học máy cho định giá nhà

Để xây dựng được mô hình học máy nói chung hay cho định giá nhà nói riêng cần được thực hiện qua các bước của quả trình khai phá dữ liệu.

### Quy trình khai phá dữ liệu



Hình .. Quy trình khai phá dữ liệu

Trong quy trình khai phá dữ liệu gồm có các giai đoạn:

* Bước 1: Xác định lĩnh vực cần tìm hiểu: các tri thức có liên quan trước đó, những mục tiêu cuối cùng cần đạt được…
* Bước 2: Tạo tập dữ liệu mục tiêu (data selection): chọn lựa một tập dữ liệu, hoặc tập trung vào một tập con các biến hoặc các mẫu dữ liệu. Trên tập dữ liệu được chọn, quá trình KPDL sẽ được tiến hành.
* Bước 3: Làm sạch dữ liệu (data preprocessing): Các phép toán cơ bản dùng để xử lý dữ liệu: lọc nhiễu, loại bỏ các giá trị bất thường (outliers), chọn lựa các mô hình dùng để xử lý đối với các dữ liệu không đầy đủ…
* Bước 4: Rút gọn dữ liệu: lựa chọn các đặc tính hữu ích mô tả dữ liệu phụ thuộc vào mục tiêu của bài toán. Sử dụng các phép toán rút gọn chiều dữ liệu và các phương thức chuyển đổi DL để rút gọn DL.
* Bước 5: Lựa chọn bài toán KPDL: quyết định nhiệm vụ chính của giai đoạn KPDL là gì?, phân lớp, phân cụm, hồi quy..
* Bước 6: Lựa chọn phương thức KPDL: lựa chọn phương thức sử dụng tìm kiếm mẫu, bao gồm cả việc quyết định mô hình và tham số của phương thức.
* Bước 7: Trích rút tri thức(data mining): tìm kiếm tri thức quan tâm từ sự thể hiện của dạng tìm kiếm: luật phân lớp, cây quyết định, hồi quy, phân cụm…
* Bước 8: Biểu diễn và đánh giá tri thức (knowledge representation and evaluation): Đánh giá mẫu thu được và biểu diễn tri thức, hiển thị hóa, chuyển đổi, bỏ đi các mẫu dư thừa,…
* Bước 9: Sử dụng tri thức được khai phá

### Quy trình xây dựng mô hình định giá

Áp dụng theo các bước của quả trình khái phá dữ liệu ta có các chi tiết các bước thực hiện xây dựng mô hình định giá.

#### Data Selection

Tại bước này chúng ta tìm kiếm thu thập lựa chọn những bộ dữ liệu về giá nhà với đầy đủ các thông tin mô tả đặc điểm của giá nhà. Những bộ dữ liệu này phải là những bộ dữ liệu uy tín, chính xác, thể hiện được giá cả thị trường nhà đất. Nó được phân loại theo khu vực, theo loại nhà là nhà riêng để ở, nhà mặt phố có giá trị kinh doanh hay nhà chung cư, … . Ngoài ra trong bước này chúng ta cần phải khám phá dữ liệu thu thập được để thấy được các đặc điểm của bộ dữ liệu từ đó đánh giá bộ dữ liệu đã cho có khả năng xây dựng được mô hình định giá nhà hay không.

#### Data Preprocessing

Sau khi lựa chọn được bộ dữ liệu và khám phá nó để thấy được những đặc điểm của bộ dữ liệu chúng ta cần thực hiện các phương pháp để làm sạch dữ liệu, lọc bỏ dữ liệu nhiễu và impute missing value.

Lọc dữ liệu nhiễu (outlier) dữ liệu có những giá trị bất thường, (do giá trị đo của các trường hợp rất đặc biệt, do lỗi của công cụ đo lường,…). Lỗi này là lỗi khó phát hiện nhất, gây ra các sai sót nghiêm trọng làm sai lệch, giảm hiệu quả thực hiện các thuật toán khai phá.

Xử lý dữ liệu khuyết thiếu (impute missing value): là công việc chúng ta phải tìm một giá trị phù hợp để điền vào vị trí bị khuyết thiếu trong bộ dữ liệu. Có một số phương pháp để xử lý dữ liệu khuyết thiếu như:

* Một giá trị hằng có ý nghĩa trong miền xác định của dữ liệu, ví dụ như 0.
* Một giá trị của một đặc trưng từ một mẫu dữ liệu ngẫu nhiên trong tập dữ liệu.
* Các giá trị thống kê cơ bản như giá trị trung bình, giá trị trung vị hay giá trị mốt (mode) của cột.
* Một giá trị được ước lượng từ một mô hình dự đoán khác.Mỗi phương pháp sẽ phù hợp với từng bộ dữ liệu cụ thể.

#### Tranform Data

Biến đổi dữ liệu là việc chuyển toàn bộ tập giá trị của một thuộc tính sang một tập các giá trị thay thế sao ho mỗi giá trị cũ tương ứng với một giá trị mới. Trong bước này chúng ta lựa chọn và thực hiện các công việc tùy thuộc vào mục đích và đặc điểm của bộ dữ liêu để đưa dữ liệu về dạng chuẩn:

* Điều chỉnh lại tỉ lệ dữ liệu trên các đặc tính (Rescale)
* Chuẩn hóa dữ liệu (Standardization)
* Bình thường hóa dữ liệu (normalization)
* Số hóa dữ liệu (Digitalization)

Điều chỉnh tỷ lệ (rescale) Dữ liệu gồm nhiều đặc tính (cột), và mỗi đặc tính thì lại có các đơn vị và độ lớn nhỏ khác nhau. Điều này tác động tới tính hiệu quả của nhiều thuật toán, ví dụ thời gian thực hiện, quá trình hội tụ, hay thậm chí ảnh hưởng cả tới độ chính xác của thuật toán. Chính vì vậy, người ta thường tiến hành điều chỉnh dữ liệu để các đặc tính cùng có chung một tỉ lệ (data scaling) . Và thường để các đặc tính có giá trị trong khoảng [0, 1]. Kết quả sẽ giúp cho nhiều thuật toán quan trọng trong Máy học sử dụng kĩ thuật Gradient Descent hội tụ nhanh. Việc điều chỉnh tỉ lệ thường dùng công thức sau đây (giả sử chúng ta đang làm trên một cột dữ liệu số cụ thể, gọi là F):

Trong đó: là gì trị ban đầu trong cột F

là giá trị sau khi được điều chỉnh

là gì trị nhỏ nhất trong cột F

là giá trị lớn nhất trong cột F

Phương pháp trên được gọi là MinMaxScaler sẽ đưa bộ dữ liệu của chúng ta về khoảng giá trị [0,1].

Chuẩn hóa dữ liệu (Standardize Data): Nhiều thuật toán trong Máy học giả định rằng dữ liệu đầu vào có phân phối Gauss. Chính vì vậy, khi chuẩn hóa dữ liệu về dạng chuẩn phân phối Gauss với giá trị trung bình bằng 0 và phương sai bằng 1. Nhờ việc chuẩn hóa, các thuật toán như linear regression, logistic regression được cải thiện. Công thức được sử dụng trong phương pháp này là :

Trong đó: giá trị trung bình

Độ lệch chuẩn :

Bình thường hóa dữ liệu (Normalize Data): Bình thường hóa dữ liệu là sự điều chỉnh tỉ lệ dữ liệu sao cho mỗi thể hiện (trên hàng) đều cho độ dài là 1. Kĩ thuật này rất cần thiết cho dữ liệu thưa (gồm nhiều số 0) trên mỗi cột đặc tính. Điều này đặc biệt ảnh hưởng tới các thuật toán lấy trọng số của các giá trị nhập vào như neuron networks, hay các thuật toán dùng độ đo khoảng cách (như k-Nearest Neighbors)

Số hóa dữ liệu (Digitalization): Rất nhiều thuật toán học máy hiện nay chỉ chấp nhận dữ liệu dạng số. Những những liệu dạng category chúng ta đều phải chuyển sang dạng số. Ở đây chúng ta có 3 phương pháp đễ mã hóa dữ liệu, chuyển dữ liệu category về dạng sô. Ví dụ một đặc tính có N giá trị khác nhau

* Mã hoá một trong N (One of N encoding): sử dụng một tập gồm N các cột nguyên để chuẩn hoá, low (0, 0, 1), mid (0, 1, 0), high (1,0,0)
* Mã hoá nhị phân (Binary encoding): chuẩn hoá thành M cột nhị phân, với M l= [log2N]. low (0,0), mid (1,0), high (1,1)
* Mã hoá số nguyên (Numeric encoding): chuẩn hoá thành một cột có giá trị nguyên, mỗi giá trị của cột tương ứng với thứ tự của giá trị gốc có trong tập giá trị ban đầu: low (1), mid (2), high (3)

Bên cạnh đó, trong bước này chúng ta còn thực hiện rút gọn dữ liệu, lựa chọn các đặc trưng phù hợp để đưa vào mô hình hay còn gọi là feature selection

#### Lựa chọn thuật toán, xây dựng mô hình

Định giá nhà là một bài toán hồi quy. Chính vì thế các thuật toán được lựa chọn là các thuật toán học máy phục vụ cho bài toán phổ biển và thông dụng nhất hiện nay. Nghĩ đến bài toán hồi quy thì thuật toán đầu tiên được nghĩ đến đó chính là Linear Regression. Đây là thuật toán cơ bản nhất của bài toán hồi quy. Ngoài ra hiện nay có một số thuật toán khác có tính hiệu quả cao là KNN, Decision Tree, SVM, Random Forest.

#### Đánh giá chất lượng mô hình mô hình

Ta đánh giá chất lượng mô hình dựa vào các độ đo là sai số tuyệt đối trung bình MAE (mean absolute error) và phần trăm sai số tuyệt đối trung bình MAPE (mean absolute percentage error). Đây là hai độ đo được tính toán trên kết quả ở cả tập training và tập test ở tất cả các mô hình được xây dựng để lựa chọn đánh giá mô hình.

Một mô hình tốt là một mô hình có kết quả các độ đo MAE và MAPE càng nhỏ càng tốt

Ngoài ra có một khái niện nữa để đánh giá chất lượng mô hình là overfitting. Overfitting là hiện tượng mô hình tìm được quá khớp với dữ liệu training. Việc quá khớp này có thể dẫn đến việc dự đoán nhầm nhiễu, và chất lượng mô hình không còn tốt trên dữ liệu test nữa. Dữ liệu test được giả sử là không được biết trước, và không được sử dụng để xây dựng các mô hình Machine Learning. Về cơ bản, overfitting xảy ra khi mô hình quá phức tạp để mô phỏng training data. Điều này đặc biệt xảy ra khi lượng dữ liệu training quá nhỏ trong khi độ phức tạp của mô hình quá cao và không bị hiện tượng overfitting tức sự chênh lệch giữa các độ đô trên tập training và tập testing càng nhỏ càng tốt. Một mô hình tốt sẽ không xảy ra hiện tượng overfitting hoặc sự chênh lệch này được giảm xuống thấp nhất có thể.

Từ viện đánh giá chất lượng mô hình chúng ta sẽ quyết định cải tiến mô hình bằng cách thay đổi, bổ sung phương pháp xử lý dữ liệu hay chuẩn hóa dữ liệu hay tiến hành tunning tham số của thuật toán để tăng độ chính xác và giảm hiện tượng overfitting của mô hình.

## Giới thiệu về cơ sở dữ liệu của bài toán định giá nhà

Cơ sở dữ liệu của bài toán định giá nhà là một tập các thuộc tính được lựa chọn để có thể đưa vào mô hình học máy phải là những những thuộc tính thuộc kiểu dữ liệu number hoặc category, có thông tin rõ ràng, có cấu trúc, miêu tả chính xác đặc điểm căn nhà.

Chúng ta cùng tìm hiểu một số bộ dữ liệu được sử dụng trong các bài báo nghiên cứu khoa học trên thế giới. Đầu tiên là bộ dữ liệu nhà ở Ames, Iowa Boston được sử dụng trong bài báo “*Ames, Iowa: Alternative to the Boston Housing Data as an End of Semester Regression Project”* [1]*.* Bộ dữ liệu có một số đặc điểm như sau:

- Bộ dữ liệu được lấy từ Văn phòng giám định thành phố Ames gồm có 113 biến với độ lớn là 3970 căn nhà từ năm 2006- 2010.

- Lược bớt dữ liệu thay đổi quyền sở hữu nhiều lần trong 4 năm, loại bỏ những căn nhà có diện tích quá lơn, giữ lại những giao dịch gần đây nhất. Cuối cùng dữ liệu còn lại 2930 với 82 biến.

- Bộ dữ liệu gồm có 82 đặc trưng trong đó:

+ 2 biến PID, order

+ 23 biến định danh

+ 23 biến thứ tự

+ 20 biến liên tục

+ 14 biến không liên tục

Trong đó Biến định danh là các thông tin: Loại nhà, khu vực, loại đường, độ phẳng, kiểu mái hệ thống điện, sưởi, điều hòa, … Biến thứ tự đánh giá về chất lượng nhà, vật liệu, mức độ hoàn thiện, chất lượng tầng hầm, nhà để xe, hang rào,… Biến rời rạc :năm xây dựng, số lượng phòng ngủ, phòng tắm, bếp, năm sửa chữa, kích thước nhà để xe. Biến liên tục: tổng diện tích, diện tích từng tầng, diện tích sinh hoạt chung, diện tích bể bơi,…

Nhận xét áp dụng và tình hình Việt Nam :

+ Có thể bỏ những đặc trưng không cần thiết liên quan đến lò sửa

+ Cần xem xét các đặc trưng liên quan đến tầng hầm, nhà để xe, bể bơi, vật liệu xây dựng tổng thể. Tùy thuộc vào từng khu vực định giá để cân nhắc.

## Tổng quan về các mô hình cho định giá nhà

Mô hình định giá nhà tại Ames, Iowa Boston được thực hiện có các đặc điểm sau:

* Xử lý dữ liệu :
  + Sử dụng giá trị trung bình để impute missing value
  + Sử dụng phương pháp Standardization để đưa dữ liệu về khoảng [-1,1]
  + Sử dụng phương pháp onehot encoding để chuyển dữ liệu dạng category về dạng số
* Các thuật toán được sử dụng là: Ridge regression, Lasso, KNN, Decision Tree, SVR. Trong đó Ridge regression là thuật toán tốt nhất. Decision Tree thực hiện traning rất tốt nhưng khi đưa bộ test vào thì lại không hiệu quả. Thuật toán lasso regression thực hiện kém hiệu quả nhất.
* Sau đó thực hiện tunning tham số để tìm ra các tham số phù hợp nhất với bộ dữ liệu.

# Chương 3

# HỌC SÂU CHO ĐỊNH GIÁ BÁN NHÀ RIÊNG TẠI HÀ NỘI

## Thu thập dữ liệu

### Nguồn gốc dữ liệu

Một trong số các mục đích của đề tài là xây dựng một bộ dữ liệu về bất động sản bao gồm giá, các đặc trưng cũng như mô tả về ngôi nhà phục vụ cho mục đích nghiên cứu và đồng thời xây dựng được một mô hình định giá nhà từ bộ dữ liệu này. Trong thực tế hiện nay, để có được một bộ dữ liệu đầy đủ, chính xác nhất về giá trị của căn nhà thực sự là khó khăn và chưa có một đơn vị nào có thể thu thập đầy đủ, chính xác giá trị thực sự của căn nhà. Bởi, giá trị căn nhà dựa trên thỏa thuận của người mua và người bán nên sự trung thực khi khai báo trong quá trình làm thủ tục pháp lý là không cao. Ngoài ra, để có thể định giá được chính xác nhất giá trị căn nhà cần phải có các chuyên gia nhiều năm kinh nghiệm trong lĩnh vực bất động sản ở từng khu vực, từng loại hình thì mới có thể định giá được. Thế nên việc thu thập dữ liệu về bất động sản từ việc khảo sát, định giá trực tiếp là không khả thi và rất tốn kém.

Thật may mắn, chúng ta còn có một nguồn dữ liệu khác đó chính là những tin rao bán bất động sản trên các website môi giới bất động sản. Đây là những tin do người bán, môi giới bất động sản đăng tin mô tả căn nhà, các thông tin cơ bản của căn nhà cũng như giá trị căn nhà mà người đăng mong muốn. Giá trị này có thể không đúng với giá trị thực của căn nhà nhưng để dễ dàng tìm được người mua nhất thì giá trị này cũng rất gần so với giá trị thực của căn nhà. Ngoài ra giá trị này vẫn phản ánh được xu hướng giá cả và vẫn theo mặt bằng chung của thị trường nên nguồn dữ liệu này hoàn toàn có thể sử dụng được.

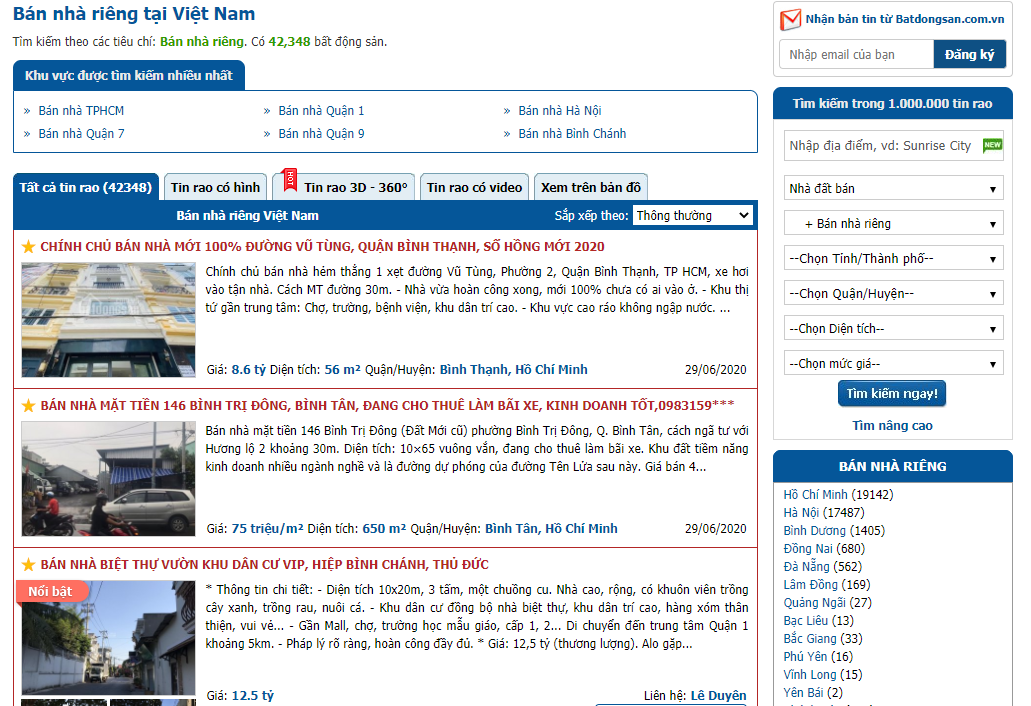
Dữ liệu được sử dụng trong đề tài được thu thập từ một trang môi giới bất động sản với đông đảo người dùng ở Việt Nam được chọn lọc là những tin bán nhà riêng, nhà trong ngõ hẻm tại các quận, huyện trên địa bàn Hà Nội trong vòng 5 tháng từ tháng 1/2020 đến tháng 5/2020 được 64173 bản ghi. Các thông tin đặc trưng của căn nhà thu thập được là tối đa các thông tin cung cấp trên trang web.

### Cách thức thu thập dữ liệu

Trang web được lựa chọn để thu thập dữ liệu là [*http://batdongsan.com*](http://batdongsan.com). Đây một trang môi giới bất động sản với đông đảo người dùng ở Việt Nam. Những tin được chọn lọc là những tin bán nhà riêng, nhà trong ngõ hẻm tại các quận, huyện trên địa bàn Hà Nội trong vòng 5 tháng từ tháng 1/2020 đến tháng 5/2020 được 64173 bản ghi. Các thông tin đặc trưng của căn nhà thu thập được là tối đa các thông tin cung cấp trên trang web. Sau đây là chi tiết cách thức thực hiện thu thập dữ liệu.

#### Khảo sát trang web

Trang web [*http://batdongsan.com*](http://batdongsan.com) là một trang web môi giới bất động sản nơi người cần bán, cần cho thuê hay sang nhượng bất động sản đăng tin lên và người mua, người có nhu cầu thuê bất động sản lên đó để tìm bất động sản. Nó có các chức năng cơ bản như tìm kiếm tin đăng, lọc tin đăng theo nhu cầu, loại hình, tỉnh/ thành phố, quận huyện,… và hiển thị chúng dưới dạng một danh sách các tin đăng có thể được sắp xếp theo giá, theo giá, theo diện tích như hình :



Hình .. Giao diện trang web

Các tin đăng của trang web được chia theo từng trang. Đường dẫn tới các trang được thay đổi theo số đánh tương ứng của các trang từ 1 đến trang cuối cùng ví dụ [*https://batdongsan.com.vn/ban-nha-rieng-ha-noi/p2*](https://batdongsan.com.vn/ban-nha-rieng-ha-noi/p20)là trang thứ 2.

Sau khi hiển thị danh sách tin đăng, ta truy cập vào chi tiết tin đăng bằng cách click vào tiêu đề tin đăng tương ứng sẽ sang một giao diện mới hiển thị chi tiết tin đăng với các thông tin đặc điểm của căn nhà.

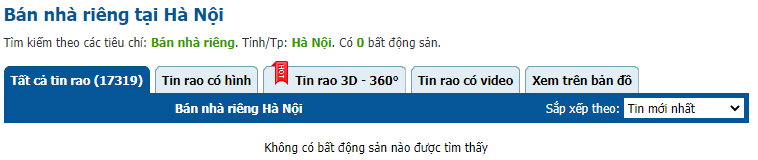
#### Quy trình các bước thu thập dữ liệu

Sau khi khảo sát trang web ta xây dựng các bước thực hiện thu thập dữ liệu:

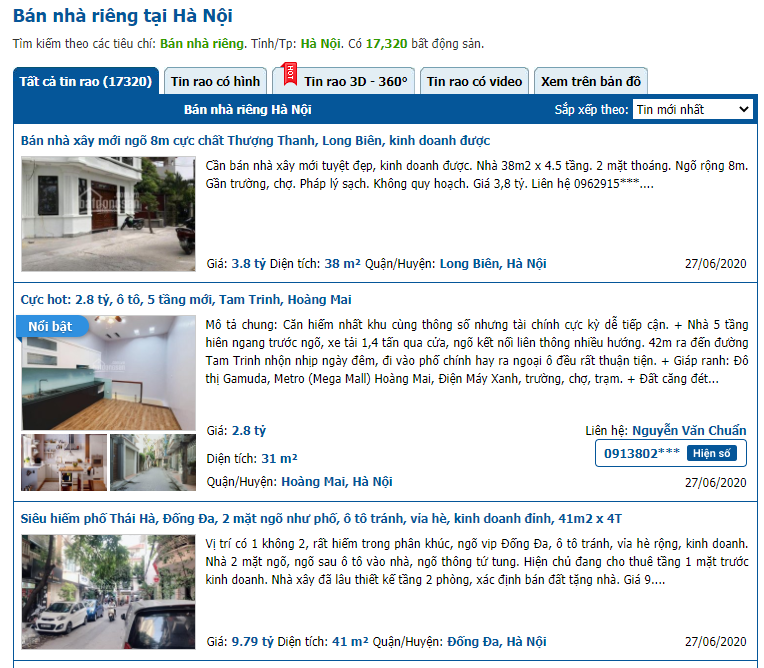
Bước 1: Thu thập các đường dẫn tin đăng URL.

Đây là các đường dẫn dẫn đến trang chi tiết tin đăng. Để thu thập được các đường dẫn tin đăng cần sử dụng tính năng filter của trang web để lọc nhưng tin bán nhà riêng tại Hà Nội. Dữ liệu được lọc chỉ là những tin trong khoảng hơn 1 tháng gần nhất. Chính vì thế để thu thập được nhiều tin nhất thì cần phải tiến hành thu thập định kỳ theo tháng, sử dụng chức năng sắp xếp theo tin mới nhất và chỉ lấy những tin trong tháng đó như Hình 3.3.

Trang web có sử dụng chức năng phân trang với đường dẫn trang 1: [*https://batdongsan.com.vn/ban-nha-rieng-ha-noi/*](https://batdongsan.com.vn/ban-nha-rieng-ha-noi/p200), đường dẫn trang 2: [*https://batdongsan.com.vn/ban-nha-rieng-ha-noi/p2*](https://batdongsan.com.vn/ban-nha-rieng-ha-noi/p20). để thu thập được các trang trang ta chỉ cần thay đổi số trang phía cuối đường dẫn đến khi trang hiển thị như hình dưới hoặc đến chặn dưới thời điểm lọc thì dừng lại.



Hình .. Trang cuối không có dữ liệu

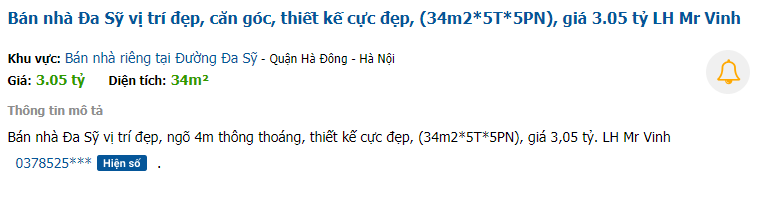


Hình .. Dữ liệu được lọc trên website

Tại mỗi trang ta thu thập các đường dẫn URL được đính kèm trong title tin đăng.

Bước 2: Thu thập thông tin của bản tin

Sau khi thu thập được các đường dẫn đến chi tiết tin đăng ta tiến hành thu thập chi tiết các tin đăng.



Hình .. Chi tiết tin đăng

Ở Hình 3.4 những thông tin chúng ta có thể thu thập về là tiêu đề tin đăng, khu vực bán quận/huyện – tỉnh/thành phố, giá, diện tích, và thông tin mô tả căn nhà.



Hình .. Đặc điểm bất động sản

Với Hình 3.5 những thông tin chúng ta có thể thu thập về là loại tin rao, địa chỉ, mặt tiền, hướng nhà, hướng ban công, số tầng, số phòng ngủ, số toilet, nội thất.

#### Xây dựng cơ sở dữ liệu

Sau quá trình khảo sát trang web, xây dựng các bước thu thập dữ liệu ta có thể năm được những thông tin nào cần lưu trữ trong cơ sở dữ liệu. Chính vì thế ta chuyển sang bước tiếp theo là bước xây dựng cơ sở dữ liệu.

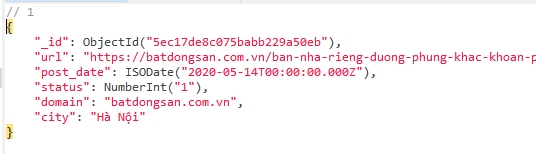
Dữ liệu của chúng ta cần lưu trữ là thông tin URL và thông tin căn nhà. Dữ liệu URL được cập nhật theo từng tháng và cần phải lưu trữ độc lập với thông tin căn nhà tránh tình trạng xử lý dữ liệu bị mất mát thông tin và để tiện cho việc thu thập lại thông tin bài đăng khi xảy ra sự cố. Với đặc điểm hai thông tin cần lưu trữ như vậy ta chọn hệ quản trị cơ sở dữ liệu mongoDB bởi tính linh hoạt trong lưu trữ vì được lưu dưới dạng json gồm các key-value và hiệu năng truy xuất cao của nó. Thông tin URL và thông tin căn nhà sẽ được lưu vào hai collection, mỗi document trong collection URL là thông tin của một URL và mỗi document trong collection bài đăng là thông tin của một căn nhà.

Các thông tin được lưu trữ trong collection URL là:

Bảng .. Các thông tin lưu trữ trong collection URL

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| STT | Tên thuộc tính | Ý nghĩa | Ví dụ |
| 1 | \_id | Id của document | 5ec17de8c075babb229a50eb |
| 2 | url | Đường dẫn tin đăng | <https://batdongsan.com.vn/ban-nha-rieng-duong-phung-khac-khoan-phuong-pham-dinh-ho/chinh-chu-can-mat-pho-khoan-pr25438308> |
| 3 | Post\_date | Ngày đăng | 2020-05-14 00:00:00.000 |
| 4 | status | Trạng thái để đánh dấu những tin đã được crawl hay chưa. | 1 |
| 5 | domain | Tên miền trang web | batdongsan.com.vn |
| 6 | city | Tỉnh/thành phố | Hà Nội |

Ví dụ một document được lưu trong collection URL:



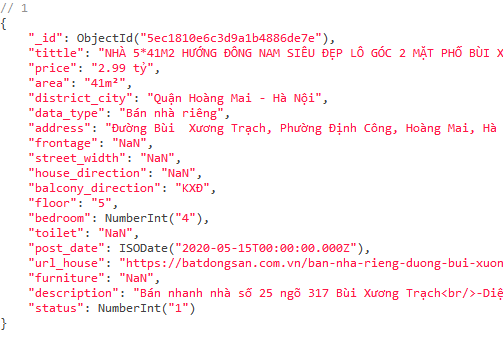
Hình .. Ví dụ một document được lưu trong collection URL

Các thông tin được lưu trữ trong collection rawData – dữ liệu thô chưa qua xử lý là:

Bảng .. Các thông tin lưu trữ trong collection rawData

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| STT | Tên thuộc tính | Ý nghĩa |
| 1 | \_id | Id document |
| 2 | title | Tiêu đề tin đăng |
| 3 | price | Giá trị căn nhà |
| 4 | area | Diện tích căn nhà |
| 5 | district\_city | Tên quận/ huyện và tỉnh/ thành phố |
| 6 | data\_type | Loại hình tin đăng |
| 7 | address | Địa chỉ căn nhà |
| 8 | frontage | Độ rộng mặt tiền |
| 9 | street\_width | Độ rộng đường vào |
| 10 | house\_direction | Hướng nhà |
| 11 | balcony\_direction | Hướng ban công |
| 12 | floor | Tổng số tầng. |
| 13 | bedroom | Số phòng ngủ |
| 14 | toilet | Số toilet |
| 15 | post\_date | Ngày đăng tin |
| 16 | furniture | Mô tả nội thất |
| 17 | description | Mô tả căn nhà |
| 18 | url\_house | Đường dẫn tin đăng |
| 19 | status | Đánh dấu trạng thái đã dữ liệu đã được xử lý chưa |

Ví dụ một document được lưu trong collection rawData:



Hình .. Ví dụ một document được lưu trong collection rawData

### Mô tả dữ liệu thô

Dữ liệu thô là dữ liệu nguyên bản được thu thập về từ website chưa thông qua xử lý, trích rút bổ sung thông tin.

Tổng số bản ghi thu thập được là 64173 bản ghi.

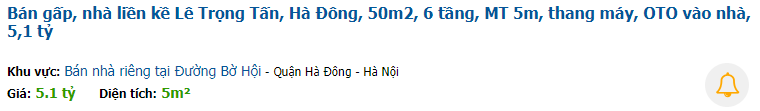
Các thuộc tính thu thập được được thống kê và mô tả trong bảng sau:

Bảng .. Liệt kê các thuộc tính thu thập được

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| STT | Tên thuộc tính | Ý nghĩa | Ví dụ |
| 1 | title | Tiêu đề tin đăng | CHÍNH CHỦ CẦN BÁN NHÀ RIÊNG… |
| 2 | price | Giá trị căn nhà | 2.99 tỷ |
| 3 | area | Diện tích căn nhà | 41m². |
| 4 | district\_city | Tên quận/ huyện và tỉnh/ thành phố | Quận Hoàng Mai - Hà Nội |
| 5 | data\_type | Loại hình tin đăng | Bán nhà riêng |
| 6 | address | Địa chỉ căn nhà | Đường Bùi Xương Trạch, Phường Định Công, Hoàng Mai, Hà Nội |
| 7 | frontage | Độ rộng mặt tiền | 4,40 |
| 8 | street\_width | Độ rộng đường vào | 6 |
| 9 | house\_direction | Hướng nhà | Đông-Nam |
| 10 | balcony\_direction | Hướng ban công | Đông-Nam |
| 11 | floor | Tổng số tầng. | 5 |
| 12 | bedroom | Số phòng ngủ | 4 |
| 13 | toilet | Số toilet | 3 |
| 14 | post\_date | Ngày đăng tin | 2020-05-14 |
| 15 | furniture | Mô tả nội thất | Đầy đủ điều hòa, thang máy, nóng lạnh, quạt trần, tivi,… |
| 16 | description | Mô tả căn nhà | Có căn nhà 4,5 tầng mới xây, đang hoàn thiện tại tổ 13 phường Bồ Đề… |

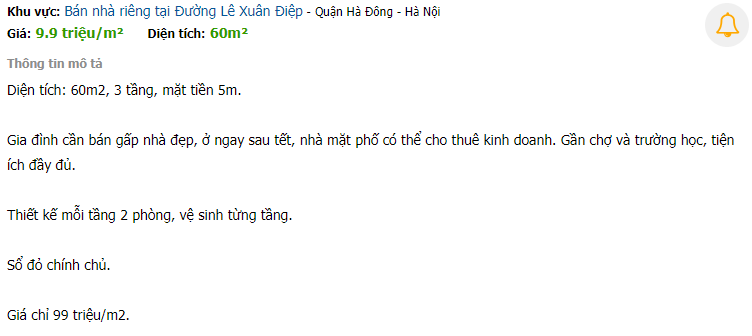
Như đã trình ở trên, dữ liệu được thu thập là những tin rao bán nhà do người bán, nhà môi giới đăng nên tính chính xác phụ thuộc rất lớn vào người đăng. Vì lý do đó các dữ liệu thu thập có rất nhiều điểm bị ghi sai do lỗi cả vô ý và cố ý của người đăng. Một vài lỗi sai điển hình như viết nhầm giá, diện tích căn nhà ví dụ như nhà có giá 2.5 tỷ thì viết nhầm là 25 tỷ, nhà 30 m² được viết thành 3 m² như các hình sau:

* Ghi thông tin vô lý:



Hình .. Người dùng ghi thông tin vô lý

* Ghi sai thông tin so với mô tả:



Hình .. Người dùng ghi sai thông tin giá so với mô tả

## Tiền xử lý dữ liệu

Dữ liệu thu thập được là dữ liệu thô, chưa được thống nhất về loại dữ liệu, kiểu dữ liệu. Chính vì thế bước tiền xử lý dữ liệu cần được thực hiện để đưa dữ liệu được thống nhất theo các trường, chia, tách, biến đổi các thuộc tính thu thập được thành các thuộc tính thống nhất, có cấu trúc và ngoài ra tìm phương án bổ sung thêm thuộc tính cho dữ liệu. Các công việc tiền xử lý dữ được thực hiện qua các bước sau:

Bước 1: Đưa về chuẩn đơn vị

Thuộc tính giá - price và diện tích - area vẫn còn để tên đơn vị trong dữ liệu. Ngoài ra đơn vị của giá còn chưa thống nhất. Vẫn còn tồn tại có đơn vị của giá như: tỷ, triệu, triệu/m². Chính vì thế cần phải đưa về một đơn vị thống nhất. Đối với diện tích loại bỏ tên đơn vị ra khỏi dữ liệu, thống nhất đơn vị m² cho trường diện tích - area. Đối với thuộc tính giá sẽ được tính toán để tách thành hai thuộc tính là thuộc tính giá cả căn - price và giá tính theo m² - price\_m2 trong đó thống nhất đơn vị cho trường giá cả giá cả căn – price là đơn vị tỷ và giá tính theo m² - price\_m2 là đơn vị triệu/m². Dữ liệu của hai thuộc tính này được tính toán dữ vào thông tin giá và diện tích của dữ liệu thô thu thập từ trang web.

Bước 2: Tách thông tin quận/ huyện và tỉnh/ thành phố

Thông tin về quận/ huyện và tỉnh/ thành phố trong dữ liệu thu thập về được ghép chung vào một thuộc tính ngăn cách bởi dấu gạch nối. Ví dụ “Quận Hoàng Mai - Hà Nội”. Chính vì thế chúng ta cần phải tách hai trường thuộc tính này ra làm hai độc lập với nhau là city – tên tỉnh/ thành phố và district – tên quận/ huyện.

Bước 3: Tách tên đường, tên xã phường.

Quan sát thông tin trường address – địa chỉ ta nhận thấy rằng có rất nhiều thông tin địa chỉ của bài đăng được viết theo tên đường, tên phường/xã, tên quận/ huyện, tên tỉnh/thành phố như hình:



Hình .. Quy luật trong cách viết địa chỉ

Dựa vào quy luật này ta có thể tách thêm thông tin tên đường, tên phường/xã từ thuộc tính địa chỉ của bài đăng để bổ sung thêm 2 thuộc tính cho dữ liệu.

Bước 4: Chuyển địa chỉ nhà thành địa chỉ lat, long.

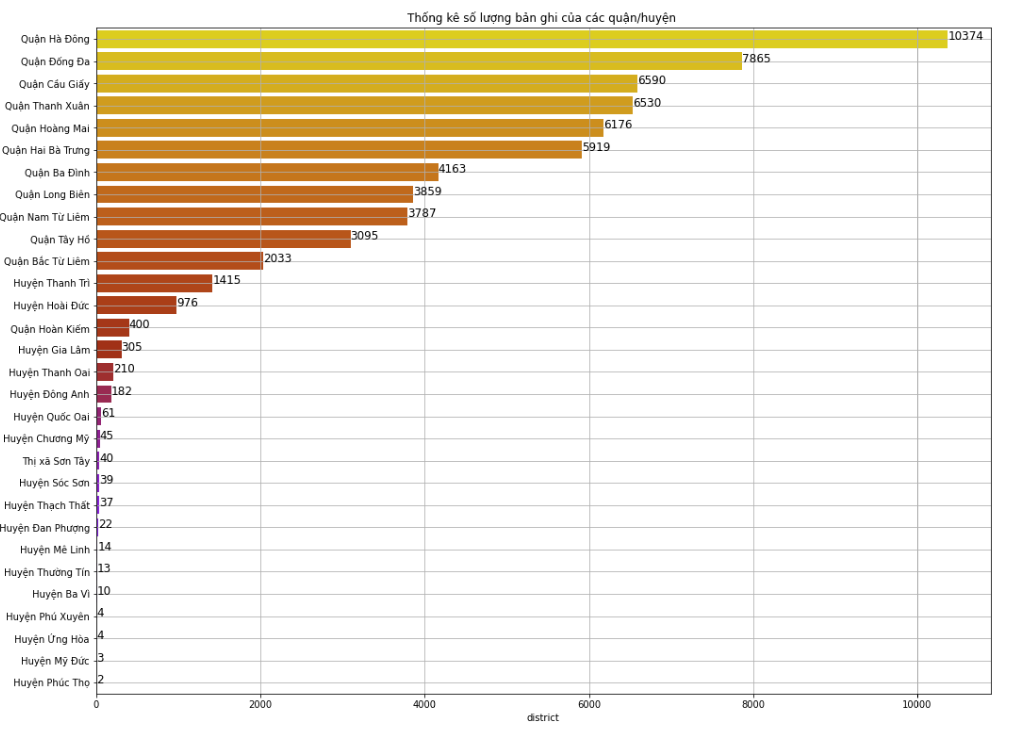
Địa chỉ - address là một trường nhằm xác định vị trí của tin đăng. Nội dung trường này rất khó để tách chi tiết đến từng số nhà, ngõ ngách mà chỉ dừng lại ở tên đường, phường/ xã như ở bước 3. Chính vì thế chúng ta cần phải chuyển đổi dữ liệu địa chỉ thành vị trí tọa độ lat, long sử dụng Google API. Với thông tin này chúng ta có thể thể hiện chính xác vị trí của từng tin đăng cũng như mối quan hệ khoảng cách giữa chúng.

Bước 5: Tách thêm thông tin từ mô tả căn nhà.

Trên thực tế để định giá căn nhà thì nhưng thông tin chúng ta có được vẫn còn là rất ít. Ngoài những thông tin đó ra chúng tôi mong muốn và tìm phương án thu thập được thêm những thông tin quan trọng khác như là thông tin pháp lý, đặc điểm nổi trội căn góc, nhà có mấy mặt tiền, mấy mặt thoáng, hình dạng ô đất ra sao,… . Sau quá trình khảo sát, phân tích mô tả của căn nhà chúng tôi chỉ trích xuất thêm thông tin pháp lý của căn nhà là sổ đỏ hay sổ hồng để bổ sung vào dữ liệu.

## Khám phá dữ liệu

Tổng số lượng các bản ghi thu thập được là 64173. Trong đó số lượng bản ghi thu thập được cụ thể theo từng quận/huyện được thống kế trong hình :



Hình .. Thống kê số lượng bản ghi theo từng quận/huyện

Hình trên cho thấy số lượng bản ghi thu thập được tập chung tại các quận nội thành Thành phố Hà Nội như Hà Đông, Đống Đa, Cầu Giấy,… .

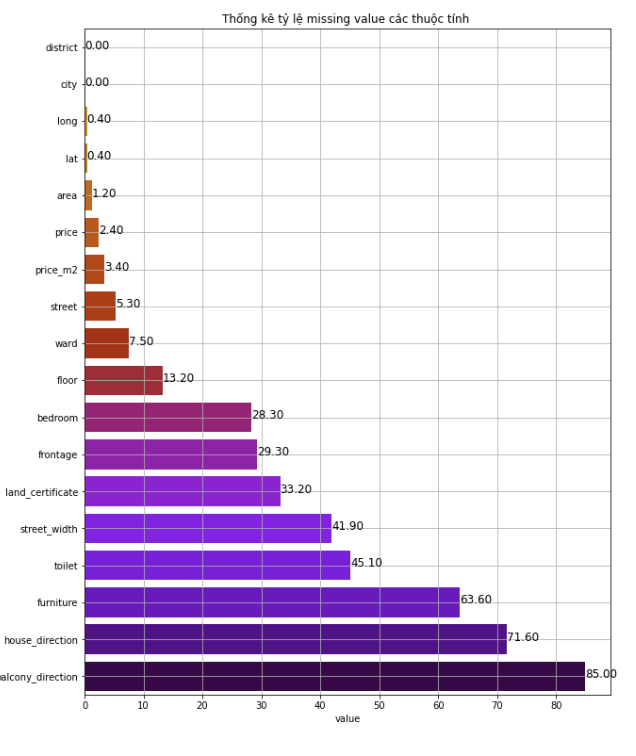
Sau bước tiền xử lý dữ liệu những thuộc tính có thể được đưa vào mô hình là:

Bảng .. Danh sách các thuộc tính có thể đưa vào mô hình

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Tên thuộc tính | Kiểu dữ liệu | Ý nghĩa | Ví dụ |
| 1 | Title | Text | Tiêu đề tin đăng |  |
| 2 | price | Number | Giá trị căn nhà. Đơn vị tỷ | 2.99 |
| 3 | area | Number | Diện tích căn nhà. Đơn vị m². | 41 |
| 3 | price\_m2 | Number | Giá theo mét vuông. Đơn vị triệu/ m². | 32 |
| 4 | district\_city | Text | Tên quận/ huyện và tỉnh/ thành phố | Quận Hoàng Mai - Hà Nội |
| 5 | district | Category | Tên quận/ huyện | Quận Hoàng Mai |
| 6 | city | Category | tỉnh/ thành phố | Hà Nội |
| 7 | ward | Category | Tên xã/ phường | Phường Cổ Nhuế |
| 8 | street | Category | Tên đường | Đường Hoàng Quốc Việt |
| 9 | data\_type | Text | Loại hình tin đăng | Bán nhà riêng |
| 10 | address | Text | Địa chỉ căn nhà |  |
| 11 | lat | Number | Thông tin lat của địa chỉ |  |
| 12 | long | Number | Thông tin long của địa chỉ |  |
| 13 | frontage | Number | Độ rộng mặt tiền |  |
| 14 | street\_width | Number | Độ rộng đường vào |  |
| 15 | house\_direction | Category | Hướng nhà |  |
| 16 | balcony\_direction | Category | Hướng ban công |  |
| 17 | floor | Number | Tổng số tầng. |  |
| 18 | bedroom | Number | Số phòng ngủ |  |
| 19 | toilet | Number | Số toilet |  |
| 20 | post\_date | Date | Ngày đăng tin |  |
| 21 | furniture | Text | Mô tả nội thất |  |
| 22 | description | Text | Mô tả căn nhà |  |
| 23 | land\_certificate | Number | Thông tin pháp lý  1: Sổ đỏ | 1 |

Dựa vào thông tin đặc điểm các thuộc tính thu được ta có thể thấy được những thuộc tính được lựa chọn để có thể đưa vào mô hình học máy phải là những thông tin rõ ràng, miêu tả chính xác đặc điểm căn nhà. Đó chính là các thuộc tính thuộc kiểu dữ liệu number hoặc category. Vì thế, ta lựa chọn được thuộc tính có thể đưa vào mô hình học máy là : *price, area, frontage, street\_width, house\_direction, balcony\_direction, floor, bedroom, toilet, furniture, price\_m2, city, district, lat, long, street, ward, land\_certificate.*

Thống kê tỷ lệ missing value của các thuộc tính trên:



Hình .. Thống kê tỷ lệ missing value của các thuộc tính

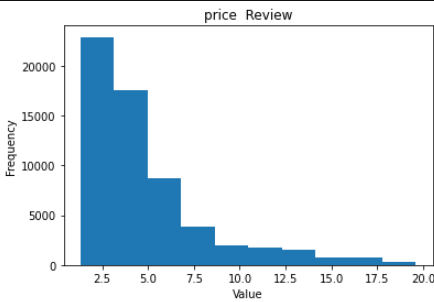
Bảng thống kê giá trị của một số thuộc tính:

Bảng .. Bảng thống kê giá trị một số thuộc tính

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Tên Thuộc tính | Giá trị  nhỏ nhất | Giá trị  trung vị | Giá trị  trung vị | Giá trị  lớn nhất |
| 1 | Price (tỷ) | 0.00129 | 3.65 | 5.56 | 4700 |
| 2 | Area( | 0.32 | 42 | 52.71 | 14568 |
| 3 | Price\_m2 (tr/) |  | 88.75 | 107.1 | 115000 |
| 4 | Bedroom | 1 | 4 | 4.25 | 150 |
| 5 | Floor | 1 | 5 | 4.52 | 55 |
| 6 | Toilet | 1 | 4 | 3.98 | 117 |
| 7 | Frontage (m) | 1 | 4 | 4.83 | 922 |
| 8 | Street\_width (m) | 0.5 | 3.5 | 4.9 | 300 |

Dựa vào bảng thống kê trên ta có thể thấy được sự chênh lệch giữa giá trị lớn nhất, giá trị nhỏ nhất với giá trị trung bình, trung vị. Kiểm tra thông tin của các bản ghi có giá trị lớn nhất, nhỏ nhất này thấy rằng đây là những lỗi người đăng ghi sai thông tin hoặc đăng những tin không đúng với thể loại nhà riêng nhà ngõ hiểm ví dụ như rao bán cả khách sạn với hàng chục tầng và hàng chục phòng, những căn ở mặt tiền đường lớn có khả năng kinh doanh thương mại lớn.

Phân tích cụ thể giá trị của thuộc tính *Price* thấy rằng có 97 bản ghi có giá lớn hơn 50 tỷ chiếm 0.15% tổng số lượng bản ghi, và . Có 15 bản ghi có giá nhỏ hơn 500 triệu chiếm 0.02%. Điều này thấy rằng số lượng bản ghi có giá quá lớn hoặc quá nhỏ chiếm tỷ lệ rất nhỏ. Ta có biểu đồ thống kê giá trị thuộc tính *Price* với các giá trị trong khoảng phân vị 2% - 98% ta có các biểu đồ sau:

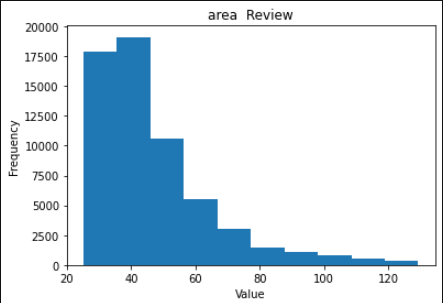


Hình .. Biểu đồ thống kê giá trị thuộc tính Price

trong khoảng phân vị 2%-98%

Nhìn vào hình trên ta có thể thấy được rằng giá trị các căn nhà tập trung trong khoảng 1-5 tỷ đồng.

Với thuộc tính *Area* ta có 112 bản ghi có giá lớn hơn 500 chiếm 0.17% tổng số lượng bản ghi, và . Có 342 bản ghi có giá nhỏ hơn 20 chiếm 0.53%. Ta có biểu đồ thống kê giá trị thuộc tính *Area* với các giá trị trong khoảng phân vị 2%-98% ta có các biểu đồ sau:



Hình .. Biểu đồ thống kê giá trị thuộc tính Price

trong khoảng phân vị 2%-98%

Nhìn vào hình trên ta có thể thấy được rằng diện các căn nhà tập trung trong khoảng 25-60 .

## Xây dựng mô hình học máy cho định giá nhà

### Lọc dữ liệu nhiễu

Dữ liệu nhiều là những bản ghi sai thông tin do người dùng đăng sai, những bản ghi nằm ngoài phạm vị bài toán. Sau bước khám phá dữ liệu chúng ta có thể thấy rằng những bản ghi nhiễu trong bộ dữ liệu thu thập được rơi vào những bản ghi có giá trị của các thuộc tính như *price, area, frontage, street\_width, floor, bedroom, toilet, price\_m2* quá lớn hoặc quá nhỏ.

Như đã trình bày ở trên, phạm vi bài toán là định giá nhà riêng trong ngõ hẻm tại Hà Nội. Chính vì thế chúng ta chỉ giữ lại những bản ghi có đặc điểm của căn nhà như giá và diện tích phù hợp với thực tế. Để thực hiện được việc này chúng ta cần lọc bỏ những căn có giá và diện tích quá lớn hoặc quá nhỏ.

Đối với việc lọc bỏ dữ liệu nhiễu có giá trị quá lớn hoặc quá nhỏ trên các mô hình xử lý dữ liệu thực tế trên thế giới người ta hay sử dụng phương pháp lọc theo phân vị chỉ giữ lại những bản ghi có giá trị trong khoảng phân vị 2% - 98%. Trong quá trình khai phá dữ liệu chúng ta đã tiến hành thống kê dữ liệu trong khoảng phân vị từ 2% - 98% thấy được rằng những bản ghi có giá và diện tích quá lớn hoặc quá nhỏ đã được loại bỏ. Ngoài ra dựa vào Hình 3.12 ta có thể thấy số lượng khuyết thiếu dữ liệu ở các thuộc tính giá, diện tích và cả giá theo mét vuông rất nhỏ chỉ chiếm 1-3% số lượng tổng số lượng bản ghi, chính vì thế trong ta hoàn toàn có thể loại bỏ những dữ liệu khuyết thiếu ở các thuộc tính này và tiến hành lọc bỏ những bản ghi ngoài khoảng phân vị 2-98%. Ta có bảng thống kê giá trị lớn nhất, giá trị nhỏ nhất của một số thuộc tính sau khi tiến hành lọc bỏ :

Bảng .. Thống kê giá trị lớn nhất, nhỏ nhất của các thuộc tính sau khi lọc theo phân vị ở thuộc tính giá và diện tích

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuộc tính | Giá trị nhỏ nhất | Giá trị lớn nhất |
| 1 | Price | 1.4 | 18 |
| 2 | Area | 25 | 120 |
| 3 | Price\_m2 | 13.33 | 593.33 |
| 4 | Floor | 1 | 55 |
| 5 | Bedroom | 1 | 37 |
| 6 | Toilet | 1 | 117 |
| 7 | Frontage | 1 | 612 |
| 8 | Street\_width | 0.5 | 300 |

Từ bảng thống kê trên ta có thể thấy được giá trị của các thuộc tính về giá và diện tích không còn giá trị quá lớn hoặc quá nhỏ tuy nhiên một số thuộc tính khác vẫn còn xuất hiện những giá trị quá lớn hoặc quá nhỏ. Kiểm tra lại thông tin bản ghi có các giá trị quá lớn hoặc quá nhỏ thì ta có một số nhận xét như sau:

Thứ nhất là bản ghi có giá trị lớn ở thuộc tính số toilet là 117 nhưng lại chỉ có 17 phòng ngủ như thế con số này hoàn toàn do người dùng ghi sai và trong bộ dữ liệu cũng chỉ có một bản ghi này có số toilet lớn hơn bất thường. Bản ghi này cần phải loại bỏ.

Thứ hai, đối với các bản ghi số phòng ngủ, số tầng quá lớn. Sau khi kiểm tra lại thông tin những căn nhà này thì thấy rằng những con số này có bản ghi hợp lý có bản ghi bị sai. Tức là những bản ghi hợp lý là những căn nhà lớn được xây nhiều phòng theo kiểu chung cư mini và được rao bán. Còn những bản ghi không hợp lý là những bản ghi do người dùng ghi sai. Điều này gây khó khăn trong quá trình lọc bỏ những bản ghi ghi sai thông tin.

Nhận xét thứ ba là các bản ghi có mặt tiền (frontage) và độ rộng mặt đường (street\_width) có giá trị lớn còn lại rất ít, đó là những thông tin người đăng ghi sai ví dụ như bản ghi có độ rộng mặt tiền lớn nhất là 612 m nhưng trong mô tả con số đó chỉ là 6,12 m. Như vậy bổ sung thêm hai thuộc tính này cũng với hai thuộc tính là giá và diện tích để tiến hành lọc bỏ, chỉ giữ lại những bản ghi trong khoảng phân vị từ 2% đến 98%. Việc lọc bỏ này được tính toán đồng thời cùng một lúc cả bốn thuộc tính trên dữ liệu ban đầu. Tức là chỉ giữ lại những căn có giá, diện tích, mặt tiền và độ rộng mặt đường trong khoảng phân vị 2-98%, vẫn giữ lại những bản ghi bị thiếu thông tin ở hai thuộc tính mặt tiền và độ rộng đường do tỷ lệ missing ở hai thuộc tính này còn lớn, loại bỏ những bản ghi bị thiếu thông tin giá và diện tích vì trên thực tế thì đây là hai thông tin quan trọng nhất của căn nhà và đối với bộ dữ liệu tỷ lệ khuyết thiếu ở hai thuộc tính này là rất ít nên việc loại bỏ sẽ đem lại lợi ích cho mô hình.

Cuối cùng ta được bộ dữ liệu có những thống kê sau:

Bảng .. Thống kê giá trị lớn nhất, giá trị nhỏ nhất của các thuộc tính

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuộc tính | Giá trị nhỏ nhất | Giá trị lớn nhất |
| 1 | Price | 1.4 | 18 |
| 2 | Area | 25 | 120 |
| 3 | Price\_m2 | 13.33 | 593.33 |
| 4 | Floor | 1 | 55 |
| 5 | Bedroom | 1 | 37 |
| 6 | Toilet | 1 | 117 |
| 7 | Frontage | 1 | 9 |
| 8 | Street\_width | 0.5 | 15 |

### Impute missing value

Các phương pháp được lựa chọn để impute missing value là sử dụng giá trị nhỏ nhất, giá trị trung bình và giá trị trung vị. Đây là những phương pháp cơ bản nhất, đơn giản nhất thường được sử dụng. Mỗi phương pháp này sẽ phù hợp với từng bộ dữ liệu Để lựa chọn được phương pháp tốt nhất đối với bộ dữ liệu định giá nhà này chúng ta lần lượt sử dụng các phương pháp này tiến hành xây dựng các mô hình định giá sử dụng cùng một bộ dữ liệu đã được lọc nhiễu, cùng một phương pháp bình thường hóa dữ liệu và mã hóa dữ liệu trên cùng một tập các feature với một vài thuật toán nhất định. Sau đó, chúng ta tiến hành đánh giá chất lượng các mô hình để tìm được mô hình có kết quả tốt nhất và lựa chọn được phương pháp impute missing value phù hợp nhất với mô hình của mình.

### Feature selection

Các đặc trưng của căn nhà được lựa chọn cho mô hình định giá phải là những đặc điểm nổi bật nhất của căn nhà có giá trị đầy đủ, chính xác nhất. Một trong số những tiêu chí đầu tiên để lựa chọn các đặc trưng là dữ liệu là tỷ lệ khuyết thiếu dữ liệu của thuộc tính đó không được vượt quá 50% bởi nếu vượt quá 50% thì giá trị của thuộc tính này không còn ý nghĩa, cho dù sử dụng phương pháp impute missing tối ưu nào đi chăng nữa thì đó vẫn không phải là giá trị thực tế của dữ liệu. Ngoài ra những thuộc tính được lựa chọn trong mô hình phải mang một giá trị rõ ràng, cụ thể và đó là những thuộc tính có cấu trúc. Từ hình 3.12 thống kê tỷ lệ missing value ở các thuộc tính ta cùng với tiêu chí trên ta có thể lựa chọn được các thuộc tính đưa vào mô hình là: *price, area, frontage, street\_width, floor, bedroom, toilet, price\_m2, lat, long, land\_certificate.* Các thuộc tính chỉ địa danh đã được thay thế bằng địa chỉ lat, long và với hi vọng lat, long có thể thể hiện được sự khác nhau về mặt bằng giá cả nhà đặt tại các khu vực

### Chuẩn hóa dữ liệu

Các thuộc được lựa chọn để đưa vào mô hình đều ở dạng số, có thuộc tính *land\_certificate* là biến dạng category nhưng đã được đưa về giá trị 0 và 1.

Đối với việc chuẩn hóa dữ liệu hai phương pháp thường xuyên được sử dụng đó chính là Rescaling data tức là đưa dữ liệu về khoảng [0, 1] và phương pháp z-score standardizes đưa dữ liệu về [-1,1]. Mỗi phương pháp sẽ phù hợp với từng bộ dữ liệu và tưng thuật toán khác nhau. Chính vì thế để lựa chọn được phương pháp phù hợp chúng ta xây dựng hai mô hình sử dụng hai phương pháp khác nhau để lựa chọn thuật toán phù hợp.

### Lựa chọn thuật toán

Các thuật toán được lựa chọn để tiến hành thử nghiệm và lựa chọn ra thuật toán cho kết quả mô hình tốt nhất là Linear Regression, KNN, SVR, Decision Tree và Random Forest.

### Xây dựng các mô hình học máy

#### Phương pháp xây dựng, đánh giá mô hình

Phương pháp xây dựng đánh giá mô hình được sử dụng là phương pháp cross validation. Chúng ta tiến hành chia bộ dữ liệu sau khi được xử lý, lọc nhiều thành hai phần là training set và testing set theo tỷ lên 70:30 một cách ngẫu nhiên. Trong đó tập dữ liệu training set được sử dụng để xây dựng mô hình và testing set để kiểm tra kết quả mô hình. Việc chia dữ liệu thành hai phần để xây dựng và đánh giá chất lượng nhằm kiểm tra hiện tượng mô hình xây dựng được quá khớp so với dữ liệu training nhưng với dữ liệu test thì kết quả sai rất nhiều. Hiện tượng này được gọi là Overfitting.

Bên cạnh đó, chúng ta sử dụng các độ đo để đánh giá chất lượng mô hình là sai số tuyệt đối trung bình MAE (mean absolute error) và phần trăm sai số tuyệt đối trung bình MAPE (mean absolute percentage error). Đây là hai độ đo được tính toán trên kết quả ở cả tập training và tập test ở tất cả các mô hình được xây dựng để lựa chọn đánh giá mô hình.

Một mô hình tốt là một mô hình có kết quả các độ đo MAE và MAPE càng nhỏ càng tốt và không bị hiện tượng overfitting tức sự chênh lệch giữa các độ đô trên tập training và tập testing càng nhỏ càng tốt.

#### Xây dựng các mô hình học máy tìm phương pháp impute missing value phù hợp

Mục tiêu của việc xây dựng các mô hình ở phần này là tìm ra phương pháp impute missing value phù hợp nhất với bộ dữ liệu giá nhà riêng tại Hà Nội. Để thực hiện được việc này ta tiến hành xây dựng các mô hình theo các bước

* Bước 1: Sử dụng bộ dữ liệu training và testing được tách ngẫu nhiên với tỷ lệ 70:30 trên bộ dữ liệu đã lọc nhiễu.
* Bước 2: Sử dụng trên cùng một tập các thuộc tính là *area, frontage, street\_width, floor, bedroom, toilet, lat, long, land\_certificate.*
* Bước 3: Impute missing, sử dụng một trong các phương pháp mode, median và mean.

Bước 4: Sử dụng cùng một phương pháp min/max scale để chuẩn hóa dữ liệu đối với các thuộc tính kiểu number *area, frontage, street\_width, floor, bedroom, toilet, lat, long.*

* Bước 5: Sử dụng phương pháp one hot encoding để mã hóa dữ liệu dạng category là  *land\_certificate.* Thuộc tính này đã được mã hóa.
* Bước 6: Sử dụng 5 thuật toán Linear regression, KNN, Decision tree, SVR, Random Forest để xây dựng mô hình định giá với biến predict là *Price\_m2*. Các thuật toán này sử dụng thư viện scikit-learn và cùng với tham số mặc định của thư viện để tiến hành xây dựng mô hình.
* Bước 7: Tính toán các độ đo trên tập training và testing ứng với từng thuật toán.

Như vậy với các bước như trên, ta tiến hành xây dựng 3 mô hình có sử dụng lần lượt 3 phương pháp impute missing value là sử dụng mean, median, mode từ đó đánh giá lựa chọn phương pháp.

Mô hình 1 sử dụng giá trị yếu vị của thuộc tính (mode) để điền vào giá trị khuyết thiếu. Sau khi tiến hành xây dựng mô hình lần lượt theo các bước trên ta có bảng kết quả sau:

Bảng .. Mô hình sử dụng mode để impute missing value

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuật toán | MAE testing | MAE training | MAPE testing | MAPE training |
| 1 | Linear regression | 26.708358 | 27.028387 | 29.574627 | 29.936583 |
| 2 | KNN | 24.115918 | 19.675426 | 26.490448 | 21.529798 |
| 3 | Decision tree | 18.303688 | 0.613596 | 18.866146 | 0.626899 |
| 4 | SVR | 27.486459 | 27.958970 | 28.135816 | 28.641530 |
| 5 | Random Forest | 14.510183 | 5.821956 | 15.259570 | 6.154740 |

Dựa vào bảng trên ta có thể thấy được thuật toán Random Forest đang có kết quả tốt nhất với sai số 15,26% mặc dù overfitting đang khá cao.

Mô hình 2 sử dụng giá trị trung bình của thuộc tính (mean) để điền vào giá trị khuyết thiếu. Sau khi tiến hành xây dựng mô hình lần lượt theo các bước trên ta có bảng kết quả sau:

Bảng .. Mô hình sử dụng mean để impute missing value

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuật toán | MAE testing | MAE training | MAPE testing | MAPE training |
| 1 | Linear regression | 26.385374 | 26.741687 | 29.114979 | 29.536321 |
| 2 | KNN | 23.812946 | 19.488784 | 26.248476 | 21.462667 |
| 3 | Decision tree | 18.556929 | 0.324837 | 19.120743 | 0.328948 |
| 4 | SVR | 26.723891 | 27.135271 | 27.696687 | 28.133592 |
| 5 | Random Forest | 14.373670 | 5.602794 | 15.133512 | 5.913055 |

Mô hình 3 sử dụng giá trị trung vị của thuộc tính (median) để điền vào giá trị khuyết thiếu. Sau khi tiến hành xây dựng mô hình lần lượt theo các bước trên ta có bảng kết quả sau:

Bảng .. Mô hình sử dụng median để impute missing value

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuật toán | MAE testing | MAE training | MAPE testing | MAPE training |
| 1 | Linear regression | 26.71 | 27.03 | 29.58 | 29.94 |
| 2 | KNN | 24.03 | 19.57 | 26.54 | 21.53 |
| 3 | Decision tree | 18.30 | 0.61 | 18.89 | 0.63 |
| 4 | SVR | 27.01 | 27.42 | 27.89 | 28.28 |
| 5 | Random Forest | 14.50 | 5.81 | 15.25 | 6.13 |

Sau khi có được kết quả của cả 3 mô hình sử dụng phương pháp impute missing value khác nhau ta có biểu đồ so sánh tỷ lệ sai số của các mô hình :

Hình .. Hình so sánh tỷ lệ sai số các mô hình

Dựa vào hình trên ta có thể thấy được tỷ lệ sai số của các mô hình có không có sự chênh lệch với nhau là mấy. Tuy nhiên về mặt số liệu thì phương pháp impute missing value bằng giá trị trung bình vẫn mang lại kết quả tốt hơn đôi chút so với hai mô hình còn lại. Như vậy ta quyết định chọn phương pháp sử dụng giá trị trung bình để impute missing value.

#### Xây dựng các mô hình học máy tìm phương pháp chuẩn hóa dữ liệu

Có hai phương pháp chúng ta đang muốn tiến hành thử nghiệm để tìm ra phương pháp chuấn hóa phù hợp nhất với dữ liệu và với thuật toán là MinMaxScale và Z-score standardizes. Phương pháp sử dụng MinMaxScale đã được xây dựng ở bước trên. Chúng ta sẽ xây dựng mô hình Z-score standardizes với phương pháp impute missing value là giá trị trung bình thu được kết quả như sau:

Bảng .. Kết quả mô hình sử dụng Z-score standardizes chuẩn hóa dữ liệu

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuật toán | MAE testing | MAE training | MAPE testing | MAPE training |
| 1 | Linear regression | 26.38537 | 26.74169 | 29.11498 | 29.53632 |
| 2 | KNN | 19.45883 | 16.04357 | 20.52099 | 16.95177 |
| 3 | Decision tree | 18.54889 | 0.324837 | 19.13955 | 0.328948 |
| 4 | SVR | 20.9062 | 21.34839 | 20.50469 | 20.9945 |
| 5 | Random Forest | 14.32548 | 5.611946 | 15.07279 | 5.924988 |

Với kết quả này ta có thể thấy rõ hai thuật toán KNN và SVR có được kết quả tốt hơn khá nhiều trong khi đó các thuật toán khác thì tỷ lệ sai số gần như không thay đổi. Vậy phương pháp sử dung Z-score standardizes được lựa chọn để chuẩn hóa dữ liệu.

#### Xây dựng các mô hình học máy lựa chọn các đặc trưng đưa vào mô hình

Một số thuộc tính trên thực tế ta nghĩ nó ảnh hướng rất nhiều đến giá trị của căn nhà. Nhưng đối với mô hình học máy nó thực sự có hiệu quả hay không. Chúng ta sẽ lần lượt xây dựng các mô hình mà lược bỏ một số thuộc tính để xác định tầm ảnh hưởng của thuộc tính với mô hình định giá.

Yếu tố đầu tiên mà chúng ta muốn thử nghiệm đó chính là diện tích của căn nhà. Ta có kết quả của mô hình sau khi lược bỏ thuộc tính diện tích căn nhà:

Bảng .. Kết quả mô hình khi lược bỏ thuộc tính area

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuật toán | MAE testing | MAE training | MAPE testing | MAPE training |
| 1 | Linear regression | 26.51 | 26.85 | 29.13 | 29.51 |
| 2 | KNN | 20.37 | 16.61 | 21.38 | 17.32 |
| 3 | Decision tree | 19.68 | 2.25 | 20.26 | 2.27 |
| 4 | SVR | 21.22 | 21.63 | 20.67 | 21.07 |
| 5 | Random Forest | 16.12 | 7.23 | 16.87 | 7.56 |

Sai số của mô hình đã tăng lên khoảng 2%.

Tiếp theo là thông tin pháp lý của căn nhà tức nhà có sổ đỏ hay không. Trên thực tế, giá trị của một căn nhà có sổ đỏ và một căn nhà chỉ có sổ hồng có thể chênh lệch đến hàng tỷ đồng trên cùng một khu vực. Vậy ta thử lược bỏ thuộc tính này ra khỏi mô hình xem chất lượng mô hình có giảm xuống không. Ta có kết quả của mô hình sau khi lược bỏ thuộc tính *land\_certificate* như sau:

Bảng .. Kết quả mô hình khi lược bỏ thuộc tính làn\_certificate

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuật toán | MAE testing | MAE training | MAPE testing | MAPE training |
| 1 | Linear regression | 26.40 | 26.75 | 29.10 | 29.52 |
| 2 | KNN | 18.99 | 15.59 | 20.00 | 16.43 |
| 3 | Decision tree | 18.34 | 0.46 | 18.92 | 0.46 |
| 4 | SVR | 20.84 | 21.29 | 20.42 | 20.93 |
| 5 | Random Forest | 14.39 | 5.66 | 15.13 | 5.96 |

Và một thông tin nữa chúng ta muốn thử nghiệm là độ rộng đường. Giá trị của căn nhà ô tô có thể vào được sẽ rất khác so với trong ngõ ngách nhỏ. Đó là kì vọng thực tế còn kết quả mô hình sau khi lược bỏ thuộc tính này như sau:

Bảng .. Kết quả mô hình khi lược bỏ thuộc tính street\_width

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Thuật toán | MAE testing | MAE training | MAPE testing | MAPE training |
| 1 | Linear regression | 28.28 | 28.43 | 31.32 | 31.60 |
| 2 | KNN | 20.48 | 16.78 | 21.56 | 17.72 |
| 3 | Decision tree | 18.67 | 0.46 | 19.24 | 0.49 |
| 4 | SVR | 22.40 | 22.78 | 21.81 | 22.25 |
| 5 | Random Forest | 14.80 | 5.79 | 15.59 | 6.14 |

Ở hai thuộc tính là *land\_certificate* và *street\_width* sai số của mô hình cũng tăng lên nhưng khá là nhỏ.

Từ những thử nghiệm này chúng ta có thể thấy được ảnh hưởng của mỗi thuộc tính là không nhiều nhưng chúng đều giúp cải thiện chất lượng mô hình. Ngoài ra số lượng thuộc tính mà chúng ta có được cũng không lơn chính vì thế chúng ta sẽ sử dụng toàn bộ những thuộc tính có thể để xây dựng mô hình,

#### Xây dựng mô hình học máy cho định giá nhà riêng Hà Nội

Như các mô hình ở trên chúng ta đang xây dựng một mô hình cho toàn thành phố Hà Nội. Trên thực tế thì giá trị căn nhà ở từng khu vực khác nhau rất nhiều đặc biệt là giữa khu vực ngoại thành với khu vực trung tâm, hay đặc biệt có những căn ở khu vực Hoàn Kiếm, hay khu vực phố cổ giá trị của căn nhà cũng lớn hơn rất nhiều so với các khu vực khác. Chính vì thế việc xây dựng một mô hình cho cả Hà Nội như thế sẽ làm giảm rất nhiều chất lượng của mô hình. Chúng ta sẽ xây dựng mỗi quận một mô hình. Điều này vướng phải một vấn đề là không phải quận/ huyện nào cũng có số lượng dữ liệu đủ lớn. Theo như bảng thống kê số lượng dữ liệu theo quận/ huyện ở Hình 3.11 thì dữ liệu phần lớn tập trung ở các quận/ huyện ở trung tâm, nội thành Hà Nội. Điều này cũng dễ hiểu vì nhu cầu cũng như thị trường nhà đất ở các quận nội thành cũng lớn hơn nhiều so với ở các huyện ngoại thành. Mặc dù chúng ta đã có hai thuộc tính lat, long để thể hiện vị trí địa lý của các bản ghi nhưng có vẻ chúng không thực sự hiệu quả. Chúng ta sẽ tiến hành xây dựng mô hình cho các quận/ huyện có số lượng bản ghi sau khi đã lọc bỏ dữ liệu nhiễu phải lớn hơn 100 bản ghi, vì khi xây dựng mô hình trên bộ dữ liệu nhỏ thì mô hình chúng ta xây dựng được hoàn toàn không có ý nghĩa vì độ phủ của dữ liệu không tốt, không trải dài hết được các trường hợp của mô hình.

Thực hiện lọc nhiễu với cách thức thực hiện như thực hiện trên bộ dữ liệu toàn Hà Nội tức là :

* Chỉ giữa lại những bản ghi có đầy đủ giá, diện tích.
* giữ lại những căn có giá, diện tích, mặt tiền và độ rộng mặt đường trong khoảng phân vị 2-98%

Sau khi thực hiện lọc bỏ dữ liệu nhiễu trên bộ dữ liệu từng quận huyện ta có bảng thống kê số lượng dữ liệu còn lại lớn hơn 100 bản ghi ở các quận/ huyện như sau:

Bảng .. Thống kê dữ liệu sau khi lọc nhiễu theo từng quận/ huyện

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **STT** | **Tên quận** | **Số bản ghi** | **Số lượng bản ghi sau khi lọc nhiễu** | **Diện tích**  **Min-Max**  **(m2)** | **Giá**  **Min-Max**  **(tỷ)** |
| 1 | Quận Hà Đông | 10374 | 8825 | 30.0-80.0 | 1.27-7.6 |
| 2 | Quận Đống Đa | 7865 | 7005 | 20.0-120.0 | 1.8-20.5 |
| 3 | Quận Cầu Giấy | 6590 | 5768 | 30.0-130.0 | 2.65-24.0 |
| 4 | Quận Thanh Xuân | 6530 | 5699 | 27.0-130.0 | 2.1-16.0 |
| 5 | Quận Hoàng Mai | 6176 | 5457 | 25.0-89.0 | 1.42-8.5 |
| 6 | Quận Hai Bà Trưng | 5919 | 5253 | 22.0-110.0 | 1.75-12.8 |
| 7 | Quận Ba Đình | 4163 | 3636 | 20.0-120.0 | 1.98-24.0 |
| 8 | Quận Long Biên | 3859 | 3360 | 30.0-120.0 | 1.65-12.5 |
| 9 | Quận Nam Từ Liêm | 3787 | 3286 | 30.0-106.0 | 1.78-14.0 |
| 10 | Quận Tây Hồ | 3095 | 2703 | 30.0-210.0 | 2.3-36.0 |
| 11 | Quận Bắc Từ Liêm | 2033 | 1737 | 30.0-108.0 | 1.65-11.5 |
| 12 | Huyện Thanh Trì | 1415 | 1241 | 30.0-102.0 | 1.25-8.3 |
| 13 | Huyện Hoài Đức | 976 | 845 | 30.0-66.5 | 1.0-3.5 |
| 14 | Quận Hoàn Kiếm | 400 | 328 | 15.0-114.0 | 1.6-38.0 |
| 15 | Huyện Gia Lâm | 305 | 256 | 30.0-155.0 | 1.15-8.55 |
| 16 | Huyện Đông Anh | 182 | 135 | 30.0-290.0 | 0.73-15.0 |

Dựa vào bảng trên ta có thể thấy chỉ còn 16 quận/ huyện số lượng bản ghi còn lại sau khi lọc nhiễu là lớn hơn 100 bản ghi. Các quận/ huyện có số lượng bản ghi còn lại quá ít là: huyện Thường Tín, huyện Mê Linh, huyện Ba Vì, huyện Đan Phượng, huyện Chương Mỹ, huyện Phúc Thọ, huyện Sóc Sơn, huyện Ứng Hòa, Huyện Quốc Oai, huyện Phú Xuyên, huyện Sơn Tây. Tất cả các huyện này đều là các huyện ở ngoại thành Hà Nội.

Mô hình được xây dựng cho từng quận sẽ được thực hiện lần lượt qua các bước sau:

* Bước 1: Chia bộ dữ liệu ban đầu theo từng quận/ huyện. Với mỗi bộ dữ liệu quận/ huyện ta tiến hành tách thành hai tập training và testing một cách ngẫu nhiên với tỷ lệ 70:30 trên bộ dữ liệu đã lọc nhiễu.
* Bước 2: Sử dụng các thuộc tính là đặc điểm của căn nhà: area, frontage, street\_width, floor, bedroom, toilet, lat, long, land\_certificate để xây dựng mô hình cho từng quận.
* Bước 3: Impute missing, sử dụng một trong các phương pháp impute missing value bằng giá trị trung bình như đã lựa chọn từng các mục trên.
* Bước 4: Sử dụng cùng một phương pháp z-score standardizes để chuẩn hóa dữ liệu đối với các thuộc tính kiểu number area, frontage, street\_width, floor, bedroom, toilet, lat, long.
* Bước 5: Đối với thuộc tính Land\_certificate giá trị chỉ có 2 giá trị là 0 hoặc 1 nên không cần chuẩn hóa.
* Bước 6: Sử dụng 5 thuật toán Linear regression, KNN, Decision tree, SVR, Random Forest để xây dựng mô hình định giá với biến predict là Price\_m2. Các thuật toán này sử dụng thư viện scikit-learn và cùng với tham số mặc định của thư viện để tiến hành xây dựng mô hình.
* Bước 7: Tính toán các độ đo trên tập training và testing ứng với từng thuật toán.

Với các bước trên ta tiến hành xây dựng mô hình định giá nhà cho từng quận và thu được kết quả tại một số quận/ huyện như sau:

* Đối với quận có nhiều bản ghi nhất là quận Hà Đông ta có bảng thống kê các độ đo của mô hình tương ứng với từng thuật toán thử nghiệm như sau:

Bảng .. Kết quả mô hình quận Hà Đông

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Thuật toán | MAE test (triệu) | MAE train (triệu) | MAEP test (%) | MAEP train (%) |
| RandomForest Regressor | 7.4 | 2.92 | 10.46 | 4.23 |
| Decision Tree | 9.05 | 0.36 | 12.43 | 0.53 |
| KNN | 9.86 | 8.19 | 14.15 | 11.99 |
| SVM | 10.54 | 10.92 | 15.11 | 15.73 |
| Linear | 12.21 | 12.43 | 18.4 | 18.82 |

Phần trăm sai số trung bình của thuật toán Random Forest đang cho kết quả tốt nhất và tốt hơn đáng kể so với tỷ lệ sai số trung bình của mô hình toàn Hà Nội.

* Thống kê kết quả mô hình tại quận Nam Từ Liêm:

Bảng .. Kết quả mô hình quận Nam Từ Liêm

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Thuật toán | MAE test (triệu) | MAE train (triệu) | MAEP test (%) | MAEP train (%) |
| RandomForest Regressor | 10.11 | 3.72 | 12.55 | 4.44 |
| KNN | 11.43 | 9.22 | 13.98 | 10.91 |
| Decision Tree | 12.79 | 0.38 | 15.73 | 0.44 |
| SVM | 13.31 | 13.33 | 16.15 | 15.48 |
| Linear | 14.26 | 13.73 | 18.12 | 16.53 |

Thuật toán Random Forest có kết quả tốt nhất đối với mô hình tại quận Nam Từ Liêm.

* Thống kê kết quả mô hình tại quận Hoài Đức :

Bảng .. Kết quả mô hình quận Hoài Đức

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Thuật toán | MAE test (triệu) | MAE train (triệu) | MAEP test (%) | MAEP train (%) |
| RandomForest Regressor | 3.74 | 1.54 | 8.53 | 3.34 |
| Decision Tree | 4.89 | 0.14 | 11.24 | 0.31 |
| KNN | 6.02 | 4.65 | 13.85 | 9.78 |
| SVM | 6.51 | 6.4 | 14.54 | 13.25 |
| Linear | 6.88 | 6.71 | 15.86 | 14.51 |

Đây là mô hình có kết quả tốt nhất khi tỷ lệ sai số trung bình chỉ còn 8.53%.

* Kết quả mô hình tại quận Đống Đa

Bảng .. Kết quả mô hình quận Đống Đa

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Thuật toán | MAE test (triệu) | MAE train (triệu) | MAEP test (%) | MAEP train (%) |
| RandomForest Regressor | 22.84 | 8.38 | 19.59 | 6.96 |
| KNN | 27.19 | 20.74 | 22.89 | 17.21 |
| Decision Tree | 31 | 29.95 | 23.93 | 23.13 |
| SVM | 29.33 | 0.8 | 25.17 | 0.57 |
| Linear | 33.95 | 33.65 | 27.67 | 27.35 |

Tỷ lệ sai số trung bình ở mô hình sử dụng thuật toán Random Forest có kết quả tốt nhất nhưng lại lơn hơn tỷ lệ sai số trung bình của mô hình toàn Hà Nội sử dụng giá trị trung bình để impute missing value (gần 15%) mà chúng ta đã xây dựng ở trên. Như vậy có phải là chất lượng mô hình bị giảm xuống ? Chúng ta thống kê thêm kết quả mô hình sử dụng thuật toán Random Forest tại các quận/ huyện :

Bảng .. Kết quả các mô hình sử dụng thuật toán Random Forest

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Quận/huyện | MAE test (triệu) | MAE train (triệu) | MAEP test (%) | MAEP train (%) |
| 1 | Huyện Hoài Đức | 3.74 | 1.54 | 8.53 | 3.34 |
| 2 | Quận Hà Đông | 7.4 | 2.92 | 10.46 | 4.23 |
| 3 | Quận Bắc Từ Liêm | 10.55 | 3.98 | 12.16 | 4.88 |
| 4 | Quận Nam Từ Liêm | 10.11 | 3.72 | 12.55 | 4.44 |
| 5 | Quận Hoàng Mai | 9.68 | 3.71 | 12.61 | 4.79 |
| 6 | Quận Long Biên | 10 | 3.47 | 13.46 | 4.85 |
| 7 | Huyện Thanh Trì | 7.74 | 3.32 | 13.77 | 5.61 |
| 8 | Quận Hai Bà Trưng | 12.91 | 4.81 | 14.09 | 5.2 |
| 8 | Quận Thanh Xuân | 14.7 | 5.56 | 15.16 | 5.6 |
| 9 | Quận Cầu Giấy | 20.8 | 8.32 | 16.97 | 6.62 |
| 10 | Quận Tây Hồ | 19.92 | 7.58 | 17.61 | 6.83 |
| 12 | Huyện Gia Lâm | 7.97 | 3.1 | 17.85 | 8.17 |
| 13 | Quận Ba Đình | 23.2 | 8.34 | 19.45 | 6.78 |
| 14 | Quận Đống Đa | 22.84 | 8.38 | 19.59 | 6.96 |
| 15 | Quận Hoàn Kiếm | 61.61 | 20.32 | 34.87 | 15.03 |

Thực chất kết quả mô hình các quận/ huyện có chất lượng tốt không giảm xuống mà đang tăng lên giữa việc sử dụng một mô hình để định giá cho toàn Hà Nội và sử dụng mô hình cho từng quận/ huyện Hà Nội. Theo thống kê so sánh ở hình dưới thì tỷ lệ sai số trung bình trên tập test khi sử dụng mô hình toàn Hà Nội để định giá cho bộ dữ liệu test của quận Hoài Đức là 10.69% trong khi sử dụng mô hình riêng của quận Hoài Đức thì tỷ lệ sai số là 8.53%, tương tự đối với quận Nam Từ Liêm đánh giá trên cùng một tập test thì tỷ lệ sai số của mô hình toàn Hà Nội và mô hình của Nam Từ Liêm lần lượt là 12.55% và 13.41%. Tuy thế đối với mô hình quận Cầu Giấy thì tỷ lệ sai số của mô hình Hà Nội và mô hình Cầu Giấy đánh giá trên tập test của quận đó thì kết quả gần bằng nhau. Điều này chứng tỏ việc chia và xây dựng mô hình cho từng quận sẽ giúp cải thiện chất lượng của của quận có kết quả tốt. Đây đa phần là những quận nội thành, có số lượng bản ghi lớn, người dùng lớn, nhu cầu về thị trường cũng lớn.

Bảng .. Bảng so sánh kết quả giữa mô hình toàn Hà Nội và mô hình từng quận/ huyện

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| STT | Quận/huyện | MAEP test (%)  Với mô hình từng quận | MAEP test (%)  Với mô hình toàn Hà Nội |
| 1 | Huyện Hoài Đức | 8.53 | 10.69 |
| 2 | Quận Hà Đông | 10.46 | 11.71 |
| 3 | Quận Bắc Từ Liêm | 12.16 | 14.29 |
| 4 | Quận Nam Từ Liêm | 12.55 | 13.41 |
| 5 | Quận Hoàng Mai | 12.61 | 13.44 |
| 6 | Quận Long Biên | 13.46 | 15.40 |
| 7 | Huyện Thanh Trì | 13.77 | 13.95 |
| 8 | Quận Hai Bà Trưng | 14.09 | 14.51 |
| 9 | Quận Thanh Xuân | 15.16 | 15.24 |
| 10 | Quận Cầu Giấy | 16.97 | 16.60 |
| 11 | Quận Tây Hồ | 17.61 | 16.84 |
| 12 | Huyện Gia Lâm | 17.85 | 28.71 |
| 13 | Quận Ba Đình | 19.45 | 17.43 |
| 14 | Quận Đống Đa | 19.59 | 18.20 |
| 15 | Quận Hoàn Kiếm | 34.87 | 28.40 |

Cho dù chất lượng đã được cải thiện tuy nhiên một điểm cần lưu ý ở kết quả của các mô hình trên sự chênh lệch giữa kết quả trên tập train và trên tập test còn khá là cao, các mô hình đang bị hiện tượng overfitting khá cáo. Chính vì thế chúng ta cần phải cải tiển turning các tham số của các mô hình và tiếp tục cải thiện chất lượng của mô hình.

#### Điều chỉnh tham số, cải thiện chất lượng mô hình

Trong việc xây dựng mô hình định giá ở bước trên ngoài việc khẳng định được việc xây dựng mô hình cho từng quận sẽ tốt hơn việc sử dụng mô hình của cả Hà Nội để định giá thì ta còn thấy được rằng trong số 5 thuật toán được đưa vảo thử nghiệm thì hầu hết các mô hình từng quận thuật toán Random Forest có được kết quả tốt nhất. Tuy nhiên nó vẫn còn tồn tại mặt hạn chế là bị overfitting khá lớn, chất lượng của mô hình không được cao. Do chúng ta đang sử dụng những tham số mặc định của thư viện. Chính vì thế chúng ta cần phải tiến hành bước điều chỉnh tham số của mô hình, tìm ra những tham số của thuật toán phù hợp nhất với bộ dữ liệu, với mô hình nhằm cải thiện chất lượng mô hình, hạn chế tối đa hiện tượng overfitting.

Phương pháp để thực hiện điều chỉnh tham số mô hình hay còn được gọi là tunning parameter là phương pháp Grid Search. Phương pháp này lần lượt thử các nhóm tham số đưa vào sao cho thử được hết tất cả các trường hợp và tìm ra nhóm tham số. Trong thuật toán Random forest hai tham số quan trọng cần phải được hiệu chỉnh là số lượng cây con ( n\_estimators) và lượng mẫu tốt thiểu cần có ở một nút lá (min\_samples\_leaf). Sau khi thực hiện tunning parameter bằng phương pháp Grid Search ta thu được kết quả như sau:

Bảng .. Thống kê kết quả sau khi hiệu chỉnh tham số

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| STT | Quận/huyện | Best Parameter | MAE  test (triệu) | MAE  train (triệu) | MAEP test  (%) | MAEP train (%) |
| 1 | Huyện Hoài Đức | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 300} | 4.49 | 3.65 | 10.24 | 7.77 |
| 2 | Quận Hà Đông | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 300} | 7.78 | 5.98 | 11.04 | 8.64 |
| 3 | Quận Nam Từ Liêm | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 300} | 10.38 | 7.49 | 12.89 | 8.89 |
| 4 | Quận Bắc Từ Liêm | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 100} | 11.38 | 7.9 | 13.01 | 9.56 |
| 5 | Quận Hoàng Mai | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 300} | 10.39 | 7.68 | 13.41 | 9.84 |
| 6 | Quận Long Biên | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 300} | 10.64 | 7.12 | 14.17 | 9.82 |
| 7 | Quận Hai Bà Trưng | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 200} | 13.73 | 9.87 | 14.81 | 10.58 |
| 8 | Huyện Thanh Trì | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 200} | 8.32 | 6.75 | 15.15 | 11.48 |
| 9 | Quận Thanh Xuân | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 200} | 15.54 | 11.3 | 16.03 | 11.33 |
| 10 | Quận Cầu Giấy | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 300} | 21.79 | 16.78 | 17.7 | 13.31 |
| 11 | Huyện Gia Lâm | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 300} | 8.46 | 6.39 | 18.99 | 15.65 |
| 12 | Quận Tây Hồ | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 200} | 22.04 | 15.61 | 19.12 | 13.96 |
| 13 | Quận Đống Đa | {'min\_samples\_leaf': 5, 'n\_estimators': 300} | 24.14 | 17.03 | 20.36 | 14.01 |

Từ bảng thống kê kết quả trên ta có thể thấy được tỷ lệ sai số trên tập test của các mô hình đã bị tăng lên khoảng 1-2% tuy nhiên đổi lại sự chênh lệch kết quả giữa tập train và tập test đã được giảm xuống đáng kể. Điều này sẽ làm tăng mức độ ý nghĩa của mô hình.

Về cơ bản, những con số độ đo trung bình đã cho kết quả khá tốt. Thế nhưng chúng ta còn phải đánh giá chi tiết kết quả của các bản ghi trong một số mô hình để có thể đánh giá chính xác chất lượng của mô hình.

Đầu tiên, với kết quả trên tập test tại của mô hình quận Ba Đình ta kiểm tra những bản ghi có sai số quá lớn:

Bảng .. Kết quả định giá một số bản ghi tại quận Ba Đình

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Street | Area | Price | Price\_m2 | Price\_m2 so với trung vị theo street (%) | Tỷ lệ sai số |
| Phố Kim Mã Thượng | 80 | 2.59 | 32.375 | 22.63986 | 3.058025 |
| Phố Kim Mã Thượng | 70 | 16 | 228.5714 | 159.8402 | 0.389893 |
| Phố Kim Mã Thượng | 70 | 14.5 | 207.1429 | 144.8551 | 0.356116 |
| Phố Kim Mã Thượng | 20 | 4 | 200 | 139.8601 | 0.276621 |
| Phố Kim Mã Thượng | 30 | 4.75 | 158.3333 | 110.7226 | 0.247613 |
| Phố Kim Mã Thượng | 64 | 16 | 250 | 174.8252 | 0.243966 |
| Phố Kim Mã Thượng | 45 | 4.8 | 106.6667 | 74.59207 | 0.230792 |
| Phố Kim Mã Thượng | 50 | 5.65 | 113 | 79.02098 | 0.196868 |
| Phố Kim Mã Thượng | 50 | 5.65 | 113 | 79.02098 | 0.161205 |
| Phố Kim Mã Thượng | 70 | 16 | 228.5714 | 159.8402 | 0.139207 |
| Phố Kim Mã Thượng | 30 | 4.8 | 160 | 111.8881 | 0.136559 |
| Phố Kim Mã Thượng | 36.86 | 5.3 | 143.7873 | 100.5506 | 0.129673 |
| Phố Kim Mã Thượng | 29 | 4.8 | 165.5172 | 115.7463 | 0.11091 |
| Phố Kim Mã Thượng | 56 | 5.8 | 103.5714 | 72.42757 | 0.110215 |
| Phố Kim Mã Thượng | 40 | 4.5 | 112.5 | 78.67133 | 0.100861 |
| Phố Kim Mã Thượng | 70 | 16 | 228.5714 | 159.8402 | 0.071641 |
| Phố Kim Mã Thượng | 25 | 3.9 | 156 | 109.0909 | 0.06816 |
| Phố Kim Mã Thượng | 30 | 3.5 | 116.6667 | 81.58508 | 0.060084 |
| Phố Kim Mã Thượng | 50 | 10.5 | 210 | 146.8531 | 0.044499 |
| Phố Kim Mã Thượng | 46 | 5.5 | 119.5652 | 83.61204 | 0.04214 |
| Phố Kim Mã Thượng | 46 | 5.6 | 121.7391 | 85.13226 | 0.040055 |
| Phố Kim Mã Thượng | 30 | 3.3 | 110 | 76.92308 | 0.036289 |

Trong số các bản ghi trên ta có thể thấy rằng bản ghi có sai số lớn nhất có có giá trên mét vuông quá thấp so với các bản ghi khác trong cùng một khu vực là phố Kim Mã Thượng. Theo tính toán giá trị trung vị của cột price\_m2 tại phố Kim Mã Thượng là 143 triệu/. Như vậy giá theo mét vuông tại bản ghi có tỷ lệ sai số lớn nhất đang chỉ bằng 22.64% so với nhỏ giá trị trung vị.

Tiếp tục đánh giá những bản ghi có sai số quá lớn tại quận Đống Đa:

Bảng .. Kết quả định giá một số bản ghi tại quận Đống Đa

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Street | Area | Price | Price\_m2 | Price\_m2 so với trung vị theo street (%) | Tỷ lệ sai số |
| Đường Đặng Tiến Đông | 55 | 1.95 | 35.45 | 31.94 | 3.4046 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 30 | 2 | 66.67 | 60.06 | 0.6416 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 45 | 4 | 88.89 | 80.08 | 0.4523 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 46 | 4.5 | 97.83 | 88.13 | 0.3220 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 33 | 4.5 | 136.36 | 122.85 | 0.1774 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 90 | 16.5 | 183.33 | 165.17 | 0.1625 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 85 | 15.5 | 182.35 | 164.28 | 0.1269 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 46 | 4.3 | 93.48 | 84.21 | 0.1237 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 94 | 12.5 | 132.98 | 119.80 | 0.0212 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 58 | 8 | 137.93 | 124.26 | 0.0182 |
| Đường Đặng Tiến Đông | 45 | 4.5 | 100.00 | 90.09 | 0.0103 |

Cũng tương tự như bản ghi có sai số quá lớn tại quận Ba Đình, bản ghi sai số quá lớn có giá theo mét vuông tại bản ghi có tỷ lệ sai số lớn nhất đang chỉ bằng 31.94% so với nhỏ giá trị trung vị của đường Đường Đặng Tiến Đông.

Kiểm tra các kết quả các quận khác cũng cho kết quả tương tự những bản ghi có sai số quá lớn sẽ có giá trên mét vuông lơn hơn hoặc nhỏ hơn 50% trung vị của đường phố. Chính vì thể ta bổ sung phương pháp lọc những bản ghi này và xây dựng lại mô hình. Sau khi xây dựng lại mô hình ta có kết quả thống kê như sau:

Bảng .. Kết quả sau khi bổ sung lọc nhiễu

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Quận/huyện | MAE test (triệu) | MAE train (triệu) | MAEP test (%) | MAEP train (%) |
| Huyện Hoài Đức | 4.18 | 3.58 | 9.16 | 7.58 |
| Quận Bắc Từ Liêm | 7.79 | 6.76 | 10.18 | 8.68 |
| Quận Hà Đông | 7.26 | 5.3 | 10.44 | 7.58 |
| Quận Nam Từ Liêm | 8.38 | 6.24 | 10.48 | 7.72 |
| Quận Hai Bà Trưng | 9.75 | 7.35 | 11.56 | 8.63 |
| Quận Hoàng Mai | 9.43 | 7.03 | 11.98 | 9.14 |
| Quận Long Biên | 8.93 | 6.4 | 12.5 | 8.87 |
| Quận Thanh Xuân | 11.92 | 9.22 | 12.62 | 9.88 |
| Huyện Gia Lâm | 6.57 | 6.19 | 14.09 | 13.92 |
| Huyện Thanh Trì | 8.38 | 5.95 | 14.28 | 10.13 |
| Quận Đống Đa | 17.33 | 12.83 | 14.81 | 11.02 |
| Quận Cầu Giấy | 18.22 | 13.19 | 14.98 | 10.84 |
| Quận Tây Hồ | 17.49 | 12.43 | 15.55 | 12.05 |
| Quận Ba Đình | 18.32 | 13.35 | 15.77 | 11.34 |

Ta thấy kết quả tại các quận/ huyện huyện đã được cải thiện đặc biệt là tại các quận/ huyện có sai số ở các mô hình trước còn cao thì đã được cải thiện rõ rết, ví dụ như tại quận Ba Đình và Tây Hồ sai số đã giảm xuống 5%.

## Tổng kết và đánh giá kết quả

Như vậy trong chương này chúng ta đã xây dựng xong mô hình học máy cho định giá nhà riêng tại một số quận/ huyện của Hà Nội. Đó là những quận/ huyện huyện Hoài Đức, quận Bắc Từ Liêm, quận Hà Đông, quận Nam Từ Liêm, quận Hai Bà Trưng, quận Hoàng Mai, quận Long Biên, quận Thanh Xuân, huyện Gia Lâm, huyện Thanh Trì, quận Đống Đa, quận Cầu Giấy, quận Tây Hồ, quận Ba Đình. Đây chính là những quận/ huyện có mô hình định giá có thể sử dụng được bởi nó đảm bảo số lượng bản ghi đưa vào mô hình đủ lớn, chất lượng bản ghi trên tập test có sai số giao động khoảng 10 – 15% và hiện tượng overfit ở mức độ chấp nhận được.

# Chương 4

# XÂY DỰNG CHƯƠNG TRÌNH ĐỊNH GIÁ

## Phân tích yêu cầu

Chương trình định giá nhà sẽ chỉ có một chức năng chính đó chính là định giá nhà. Tức là người dùng sẽ đưa vào các thông số của căn nhà, chương trình sẽ sử dụng mô hình đã được huấn luyện để định giá căn nhà và trả về giá trị của căn nhà. Với một chức năng như thế, định giá nhà sẽ là một module trong một hệ thống. Chính vì thế để có thể sử dụng được module này thì việc tạo một API service để cung cấp dịch vụ định giá nhà là một giải pháp hàng đầu được lựa chọn vì nó dễ dàng tích hợp vào các hệ thống có sẵn ví dụ như website dịch vụ, sàn giao dịch bất động sản hay các ứng dụng trên mobile, desktop khác với đa dạng công nghệ, nền tảng, ngôn ngữ khác nhau.

Công nghệ được lựa chọn cho việc xây dựng API service là framework Flask. Bởi Flask là một framework cho phép chúng ta xây dựng một trang web hay một service đơn giản, nhanh chóng và đặc biệt là viết bằng ngôn ngữ python. Việc này thuận tiện cho chúng ta bơi các model học máy được sử dụng ở trên đều được xây dựng bằng ngôn ngữ Python.

## Xây dựng API định giá

Để xây dựng được API định giá nhà chúng ta cần xác định rõ đầu vào và đầu ra của API service.

Đầu vào của API định giá mà một mảng các dictionary gồm có các tham số là các thuộc tính của mô hình cũng với tham số để định danh xác định loại hình bất động sản định giá :

Bảng .. Các thuộc tính đầu vào của API định giá

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **STT** | **Thuộc tính** | **Kiểu dữ liệu** | **Ý nghĩa** | **Ví dụ** |
|  | id | String  (Optional) | Id của bản ghi |  |
| 1 | predict\_type (\*) | String  (Required) | Loại định giá | ResidentialHouseTrading |
| 2 | city (\*) | String  (Required) | Tỉnh /Thành phố |  |
| 3 | district(\*) | String  (Required) | Quận/ Huyện |  |
| 4 | street(\*) | String  (Required) | Đường, Phố |  |
| 5 | lat (\*) | Float  (Required) | lat |  |
| 6 | long (\*) | Float  (Required) | long |  |
| 7 | area (\*) | Float  (Required) | diện tích |  |
| 8 | street\_width | Float (Optional) | Độ rộng đường |  |
| 9 | frontage | Float  (Optional) | mặt tiền |  |
| 10 | floor | Integer  (Optional) | Số tầng |  |
| 11 | bedroom | Integer  (Optional) | Số phòng ngủ |  |
| 12 | toilet | Integer  (Optional) | Số toilet |  |

Đầu ra của API định giá là một mảng các dictionary gồm có các tham số thể hiện giá trị định giá của căn nhà cùng với id của bản ghi để xác định định giá cho bản ghi nào:

Bảng .. Danh sách các tham số output của API định giá

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Thuộc tính | Kiểu giá trị | Ý nghĩa |
| id | String | Id của bản ghi cần định giá |
| price | String | Giá trị mô hình định giá, đơn vị VNĐ |
| text | String | Giá trị căn nhà được định giá ở dạng text ví dụ: "4.595 tỷ" |

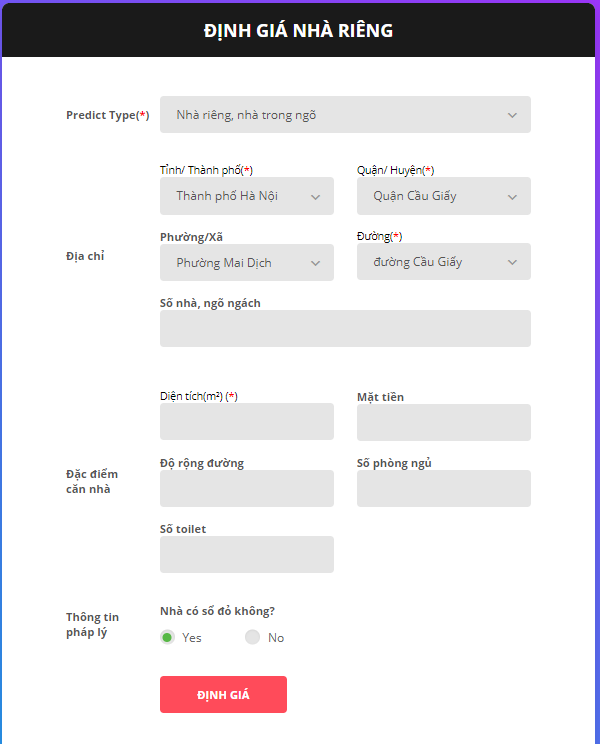
Đầu ra khi API bị lỗi hoặc không định giá được sẽ có dạng:

|  |
| --- |
| [  {  "price": "-1",  "text": "Dữ liệu đang cập nhật",  "id": "5ece32a72d5300000a006645"  }  ] |
|  |

Khi vượt ngoài phạm vi của mô hình định giá hay lỗi do người dùng truyền vào thì API luôn trả về kết quả là -1 cùng dòng thông tin “Dữ liệu đang được cập nhật” điều này sẽ trong suốt đối với người dùng. Điều này sẽ tránh được hiện tượng cố tình nhập sai, thử định giá quá mức.

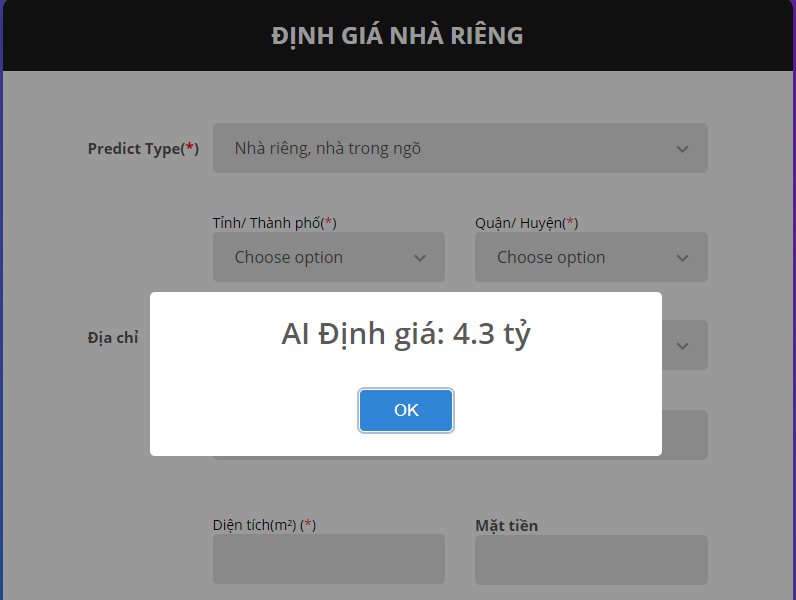
## Xây dựng chương trình minh họa

Chương trình minh họa là một form cho phép người dùng có thể nhập thông tin của căn nhà. Từ những thông tin này chương trình sẽ biến đổi để phù hợp với API định giá và gửi request đến API để định giá căn nhà. Sau khi nhận kết quả từ phía API sẽ được hiển thị cho người dùng.



Hình .. Giao diện chương trình demo API định giá

Kết quả nhận được :



Hình .. Hiển thị kết quả định giá

Ở đây chúng ta sẽ sử dụng từ “AI đinh giá” bởi đối với người dùng phổ thông, khái niện học máy định giá sẽ rất xa vời và khó hiểu đối với người dùng. Còn khi nhắc tới “AI” hay “trí tuệ nhân tạo” người ta sẽ hiểu ngay đây là kết quả của máy tính định lượng. Bởi những khái niện này phổ biến hơn, được truyền thông và đông đảo mọi người nhắc đến nhiều hơn khi quảng cáo sản phẩm.

# KẾT LUẬN

## Kết luận

Những kết quả nghiên cứu và những đóng góp cụ thể trong quá trình làm đồ án đã đạt được như sau:

* Đã xây dựng được bộ dữ liệu giá nhà riêng tại trên địa bàn Hà Nội.
* Đã xây dựng được toàn bộ quy trình xây dựng mô hình định giá nhà riêng tại một khu vực từ thu thập dữ liệu, xử lý, xây dựng mô hình đến cung cấp dịch vụ API định giá.
* Đã xây dựng được mô hình được mô hình định giá nhà riêng cho một số quận, huyện của Hà Nội đáp ứng được phạm vi đề tài đã đặt ra.
* Đã xây dựng được API định giá nhà riêng tại một số quận, huyện Hà Nội. Đây là những quận nội thành nên nhu cầu người sử dụng lớn, đáp ứng được đại đa số người dùng muốn định giá nhà riên tại Hà Nội.
* Đã xây dựng được chương trình demo API định giá cho phép người dùng nhập liệu thông tin căn nhà để định giá nhà.

Tuy nhiên đề tài vẫn còn tồn tại một số điểm hạn chế, khó khăn như:

* Độ chính xác của các mô hình chỉ ở mức trung bình 10 -15%
* Khó khăn trong việc xử lý bộ dữ liệu thực tế vì phụ thuộc vào tính chính xác của người dùng đăng tin.
* Thời gian có hạn nên mới định giá được ở một khu vực và một loại hình nhất định

## Hướng phát triển

Hướng phát triển của đề tài là:

* Tiếp tục mở rộng phạm vi đề tài về cả khu vực định giá lẫn loại hình bất động sản định giá.
* Tìm hiểu nghiên cứu các phương pháp khác để nâng cao chất lượng của mô hình định giá

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | "Điêu 473 tại Bô Luật dân sự 2015". |
| [2] | "Điều 129 Luật Nhà ở 2014". |
| [3] | Byeonghwa Park, Jae Kwon Bae, "Using machine learning algorithms for housing price prediction: The case of Fairfax County, Virginia housing data," *Expert Systems with Applications,* vol. 42, pp. 2928-2934, 2015. |
| [4] | Tiêu chuẩn thẩm định giá Việt Nam số 02 Giá trị thị trường làm cơ sở cho thẩm định giá (Ký hiệu: TĐGVN 02), “Ban hành kèm theo Thông tư số 158/2014/TT-BTC ngày 27 tháng 10 năm 2014 của Bộ trưởng Bộ Tài chính”. |