

**TỔNG LIÊN ĐOÀN LAO ĐỘNG VIỆT NAM
TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÔN ĐỨC THẮNG
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**



DỰ ÁN CUỐI KÌ MÔN NHẬP MÔN HỌC MÁY

Người hướng dẫn: **THẦY LÊ ANH CƯỜNG**

Người thực hiện: **TRẦN QUỐC THI – 51800121**

HUỲNH MINH HẢI - 51800373

Lớp : 18050201

Khoá : 22

THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH, NĂM 2022

**TỔNG LIÊN ĐOÀN LAO ĐỘNG VIỆT NAM
TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÔN ĐỨC THẮNG
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**



DỰ ÁN CUỐI KÌ MÔN NHẬP MÔN HỌC MÁY

Người hướng dẫn: **THẦY LÊ ANH CƯỜNG**

Người thực hiện: **TRẦN QUỐC THI – 51800121**

HUỲNH MINH HẢI - 51800373

Lớp : 18050201

Khoá : 22

THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH, NĂM 2022

LỜI CẢM ƠN

Em xin chân thành cảm ơn thầy Lê Anh Cường đã hướng dẫn tận tình, tạo điều kiện thuận lợi cho nhóm em trong suốt quá trình học online và cung cấp tài liệu để nhóm em có thể làm bài tiểu luận này. Bài báo cáo này là nội dung của nhóm em tìm hiểu và thực hiện không thể tránh những sai sót, mong thầy thông cảm và góp ý để nhóm em rút kinh nghiệm cho những bài báo cáo sau này! Nhóm em xin chân thành cảm ơn!

ĐỒ ÁN ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÔN ĐỨC THẮNG

Tôi xin cam đoan đây là sản phẩm đồ án của riêng tôi và được sự hướng dẫn của Thầy Lê Anh Cường. Các nội dung nghiên cứu, kết quả trong đề tài này là trung thực và chưa công bố dưới bất kỳ hình thức nào trước đây. Những số liệu trong các bảng biểu phục vụ cho việc phân tích, nhận xét, đánh giá được chính tác giả thu thập từ các nguồn khác nhau có ghi rõ trong phần tài liệu tham khảo.

Ngoài ra, trong đồ án còn sử dụng một số nhận xét, đánh giá cũng như số liệu của các tác giả khác, cơ quan tổ chức khác đều có trích dẫn và chú thích nguồn gốc.

Nếu phát hiện có bất kỳ sự gian lận nào tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm về nội dung đồ án của mình. Trường đại học Tôn Đức Thắng không liên quan đến những vi phạm tác quyền, bản quyền do tôi gây ra trong quá trình thực hiện (nếu có).

TP. Hồ Chí Minh, ngày 18 tháng 01 năm 2022

Tác giả

(ký tên và ghi rõ họ tên)

Trần Quốc Thi

Huỳnh Minh Hải

PHẦN XÁC NHẬN VÀ ĐÁNH GIÁ CỦA GIẢNG VIÊN

Phần xác nhận của GV hướng dẫn

Tp. Hồ Chí Minh, ngày tháng năm
(kí và ghi họ tên)

Phần đánh giá của GV chấm bài

Tp. Hồ Chí Minh, ngày tháng năm
(kí và ghi họ tên)

MỤC LỤC

PHẦN I – LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) VÀ MÔ HÌNH ỨNG DỤNG..	3
1.1 Giới thiệu về mạng LSTM	3
1.2 Ứng dụng của LSTM	3
1.3 Kiến trúc LSTM	4
1.4 Sự khác biệt của LSTM so với mô hình truyền thống RNN.....	7
1.5 Mô hình ứng dụng.....	8
1.5.1 Mô tả dữ liệu:	8
1.5.2 Mục tiêu bài toán:	8
PHẦN II – GIẢI QUYẾT BÀI TOÁN THỰC TẾ BẰNG PHƯƠNG PHÁP HỌC	
MÁY.....	9
2.1 Mô tả dữ liệu:	9
2.2 Mục tiêu của bài toán:	10
2.3 Mô hình hóa:	10
PHẦN III – TÀI LIỆU THAM KHẢO.....	11

DANH MỤC CÁC BẢNG BIỂU, HÌNH VẼ, ĐỒ THỊ

DANH MỤC HÌNH

Hình 1.1 Ba cổng của LSTM	4
Hình 1.2 Sơ đồ biểu diễn kiến trúc bên trong của một tế bào LSTM	6

PHẦN I – LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) VÀ MÔ HÌNH ỨNG DỤNG.

1.1 Giới thiệu về mạng LSTM

Bộ nhớ dài-ngắn hạn còn được viết tắt là LSTM là một RNN tiên tiến, một mạng tuần tự, cho phép thông tin tồn tại. Được đề xuất vào năm 1997 bởi Sepp Hochreiter và Jurgen Schmidhuber. Nó có khả năng xử lý vấn đề gradient biến mất mà RNN phải đối mặt.

Ta có thể thấy là các state càng xa ở trước đó thì càng bị vanishing gradient và các hệ số không được update với các frame ở xa. Về lý thuyết là RNN có thể mang thông tin từ các layer trước đến các layer sau, nhưng thực tế là thông tin chỉ mang được qua một số lượng state nhất định, sau đó thì sẽ bị vanishing gradient, hay nói cách khác là model chỉ học được từ các state gần nó → short term memory.

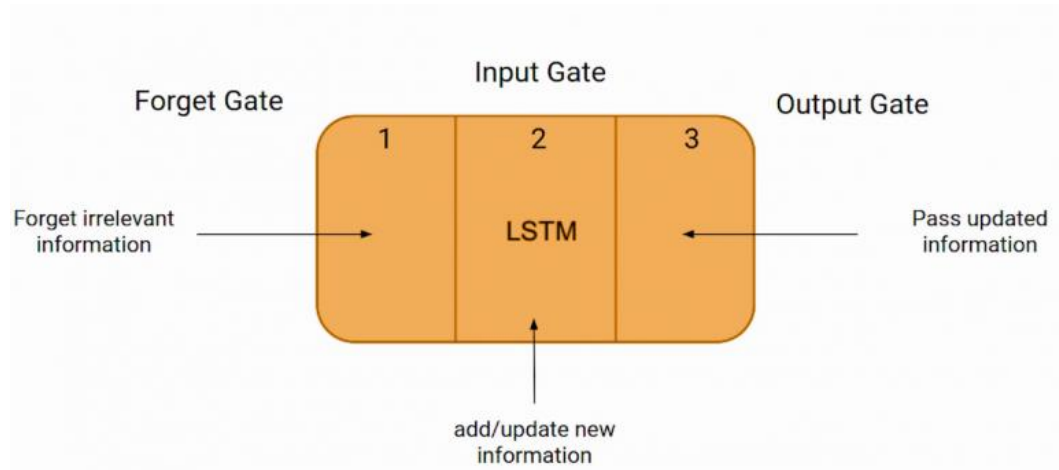
Nếu ta cần các thông tin từ state ở trước đó rất xa → cần long term memory điều mà RNN không làm được → Mô hình Long short term memory (LSTM) ra đời để giải quyết vấn đề này.

1.2 Ứng dụng của LSTM

- Quản lý robot.
- Dự đoán chuỗi thời gian.
- Nhận dạng tiếng nói.
- Học ngữ pháp.
- Nhận dạng chữ viết tay.
- Nhận dạng hành động của con người.
- Phát hiện tương đồng protein.
- Dự đoán trong các lộ trình chăm sóc y tế.
- Phân tích ngữ nghĩa.
- Quản lý hành khách sân bay.

1.3 Kiến trúc LSTM

LSTM hoạt động rất giống với RNN. Mạng LSTM có thể bao gồm nhiều tế bào LSTM (LSTM memory cell) liên kết với nhau. Ý tưởng của LSTM là bổ sung thêm trạng thái bên trong tế bào (cell internal state) s_t và ba cổng sàng lọc các thông tin đầu vào và đầu ra cho tế bào. Ba cổng này bao gồm forget gate f_t , input gate i_t và output gate o_t , mỗi cổng thực hiện một chức năng riêng lẻ.



Hình 1.1 Ba cổng của LSTM

Forget Gate: Trong một ô của mạng LSTM, bước đầu tiên là quyết định xem chúng ta nên giữ thông tin từ dấu thời gian trước hay quên nó. Cổng này có nhiệm vụ bỏ những thông tin không liên quan hay không cần thiết khỏi cell internal state.

Ví dụ: Ở đây chúng ta có hai câu được phân tách. Câu đầu tiên là “Bob là một người tử tế” và câu thứ hai là “Mặt khác, Dan là một người xấu xa”. Rất rõ ràng, trong câu đầu tiên chúng ta đang nói về Bob và ngay sau khi chúng ta gặp phải dấu chấm dừng hoàn toàn (.), Chúng ta bắt đầu nói về Dan. Khi chúng ta chuyển từ câu đầu tiên sang câu thứ hai, mạng của chúng ta sẽ nhận ra rằng chúng ta không còn nói về Bob nữa. Bây giờ chủ thể của chúng ta là Dan. Ở đây, cổng Forget của mạng cho phép nó quên nó đi.

Input Gate: Cổng đầu vào được sử dụng để định lượng tầm quan trọng của thông tin mới do đầu vào mang theo. Cổng này có nhiệm vụ chọn lọc những thông tin cần thiết nào được thêm vào cell internal state.

Ví dụ: “Bob biết bơi. Anh ấy nói với tôi qua điện thoại rằng anh ấy đã phục vụ hải quân trong 4 năm dài”.

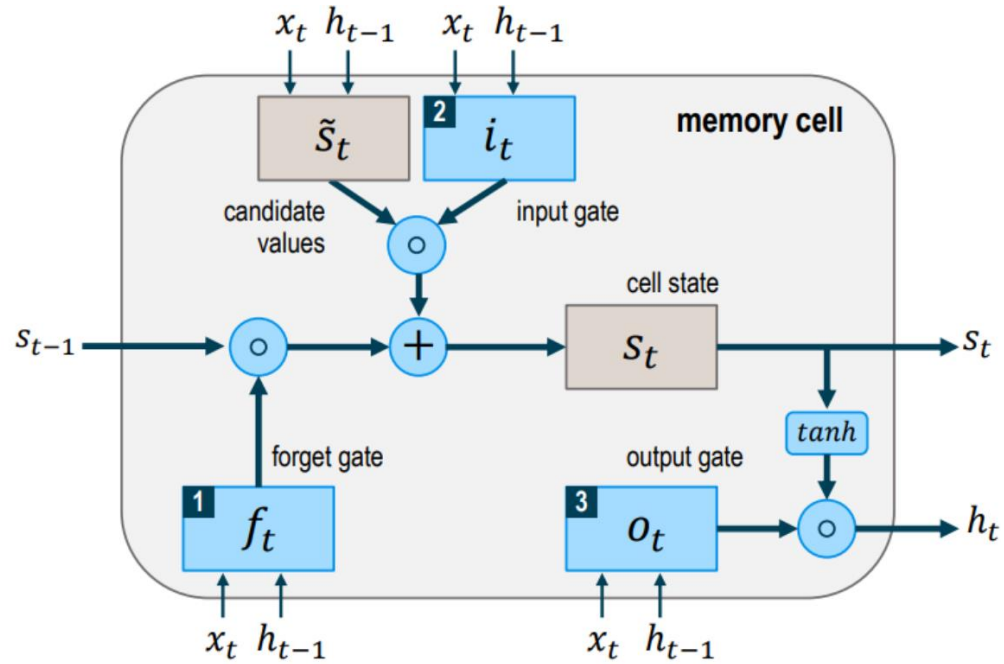
Trong cả hai câu này, chúng ta đang nói về Bob. Tuy nhiên, cả hai đều cung cấp các loại thông tin khác nhau về Bob. Trong câu đầu tiên, chúng ta nhận được thông tin rằng anh ấy biết bơi. Trong khi câu thứ hai nói rằng anh ta sử dụng điện thoại và phục vụ trong hải quân trong bốn năm. Bây giờ chỉ cần suy nghĩ về nó, dựa trên ngữ cảnh được đưa ra trong câu đầu tiên, thông tin nào của câu thứ hai là quan trọng. Đầu tiên, anh ấy dùng điện thoại để kể hoặc anh ấy từng phục vụ trong hải quân. Trong bối cảnh này, việc anh ta sử dụng điện thoại hay bất kỳ phương tiện liên lạc nào khác để truyền tải thông tin không quan trọng. Việc anh ấy từng tham gia hải quân là thông tin quan trọng và đây là điều chúng ta muốn model của mình ghi nhớ. Đây là nhiệm vụ của cổng vào.

Output Gate: Có chức năng xác định những thông tin nào từ cell internal state được sử dụng như đầu ra.

Ví dụ xét câu dưới đây:

“Bob đã chiến đấu với kẻ thù và hy sinh cho đất nước của mình. Qua những đóng góp của anh ấy, dũng cảm____. ”

Nhiệm vụ là chúng ta phải hoàn thành câu thứ hai. Giờ đây, khi chúng ta nhìn thấy từ dũng cảm, chúng ta biết rằng chúng ta đang nói về một người. Trong câu chỉ có Bob là dũng cảm, chúng ta không thể nói kẻ thù là dũng cảm hay đất nước là dũng cảm. Vì vậy chúng ta phải đưa ra một từ liên quan để điền vào chỗ trống. Từ đó là đầu ra và đây là chức năng của cổng output gate.



Hình 1.2 Sơ đồ biểu diễn kiến trúc bên trong của một tế bào LSTM

Đầu tiên quy ước các ký hiệu:

- x_t là vector đầu vào tại mỗi bước thời gian t .
- $W_{f,x}, W_{f,h}, W_{s,x}, W_{s,h}, W_{i,x}, W_{i,h}, W_{o,x}, W_{o,h}$ là các ma trận trọng số trong mỗi tế bào LSTM.
- b_f, b_s, b_i, b_o là các vector bias.
- f_t, i_t, o_t lần lượt chứa các giá trị kích hoạt cho các cổng forget gate, input gate, output gate.
- s_t, s lần lượt là vector đại diện cho cell internal state và candidate value.
- h_t là giá trị đầu ra LSTM.

Trong quá trình thực hiện, cell internal state s_t và giá trị đầu ra h_t được tính như sau:

- Ở bước đầu tiên, LSTM quyết định những thông tin nào cần được loại bỏ từ cell internal state ở bước thời gian trước đó s_{t-1} . Giá trị f_t tại bước thời gian t được tính dựa trên giá trị đầu vào hiện tại x_t , giá trị đầu ra h_{t-1} từ LSTM ở

bước trước đó và bias b_f . Hàm sigmoid biến đổi các giá trị về miền giá trị trong khoảng từ 0 đến 1:

$$f_t = \sigma(W_{f,x} \cdot x_t + W_{f,h} \cdot h_{t-1} + b_f)$$

Nếu f_t bằng 0 thì mạng sẽ quên mọi thứ và nếu giá trị của f_t là 1 thì mạng sẽ không quên gì cả. Hãy quay lại ví dụ của chúng ta, Câu đầu tiên nói về Bob và sau khi dừng hoàn toàn, mạng lưới sẽ gặp Dan, trong một trường hợp lý tưởng, mạng lưới nên quên Bob.

- Ở bước 2, LSTM quyết định những thông tin nào cần được thêm vào các trạng thái tế bào bên trong s_t . Bước này bao gồm hai quá trình tính toán đối với s_t và f_t biểu diễn những thông tin có thể được thêm vào các trạng thái tế bào bên trong:

$$s_t = \tanh(W_{s,x} \cdot x_t + W_{s,h} \cdot h_{t-1} + b_s)$$

Giá trị i_t của cổng đầu vào tại bước thời gian t được tính:

$$i_t = \sigma(W_{i,x} \cdot x_t + W_{i,h} \cdot h_{t-1} + b_i)$$

- Ở bước tiếp theo, giá trị mới của trạng thái tế bào bên trong s_t được tính toán dựa trên kết quả thu được từ các bước trên:

$$s_t = f_t * s_{t-1} + i_t * s_t$$

- Cuối cùng là giá trị đầu ra h_t :

$$o_t = \sigma(W_{o,x} \cdot x_t + W_{o,h} \cdot h_{t-1} + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(s_t)$$

1.4 Sự khác biệt của LSTM so với mô hình truyền thống RNN

- RNN thông thường không có trạng thái tế bào. Chúng chỉ có các trạng thái ẩn và những trạng thái ẩn đó đóng vai trò là bộ nhớ cho RNN. Trong khi đó, LSTM có cả trạng thái tế bào và trạng thái ẩn. Trạng thái ô có khả năng loại bỏ hoặc thêm thông tin vào ô, được điều chỉnh bởi "cổng".

- LSTM được thiết kế để tránh được vấn đề phụ thuộc xa (long-term dependency). Giả sử khi xem video chúng ta nhớ cảnh trước đó hoặc khi đọc sách, chúng ta biết điều gì đã xảy ra ở chương trước. Tương tự như vậy, các RNN hoạt động, chúng ghi nhớ thông tin trước đó và sử dụng nó để xử lý đầu vào hiện tại. Thiếu sót của RNN là chúng không thể nhớ các phụ thuộc lâu dài do gradient biến mất. LSTM được thiết kế rõ ràng để tránh các vấn đề phụ thuộc lâu dài. Việc nhớ thông tin trong suốt thời gian dài là đặc tính mặc định của chúng, chứ ta không cần phải huấn luyện nó để có thể nhớ được. Tức là ngay nội tại của nó đã có thể ghi nhớ được mà không cần bất kỳ can thiệp nào.

- Trong RNN, chúng ta chỉ sử dụng *tanh* function với dữ liệu đầu vào là Current input (x_t) và thông tin lưu trữ từ timestep trước (Hidden state h_{t-1}). Tuy nhiên trong LSTM, ta sử dụng kết hợp *tanh* và *sigmoid* function cùng với các thuật toán để quyết định thông tin nào nên được lưu trữ và thông tin nào nên được loại bỏ.

- Các RNN tiêu chuẩn (Mạng thần kinh tái phát) bị biến mất và bùng nổ các vấn đề về độ dốc. Các LSTM (Bộ nhớ dài hạn) giải quyết các vấn đề này bằng cách giới thiệu các cổng mới, chẳng hạn như cổng đầu vào và cổng quên, cho phép kiểm soát tốt hơn dòng chảy gradient.

1.5 Mô hình ứng dụng

1.5.1 Mô tả dữ liệu:

Dữ liệu là lịch sử giao dịch chứng khoán của công ty Disney (DIS) từ ngày 5 tháng 1 năm 2021 đến ngày 4 tháng 1 năm 2022. Dữ liệu gồm các cột: Date, Open, High, Low, Close, Adj Close, Volume và 253 dòng dữ liệu. Ở dữ liệu này, nhóm em sẽ lấy cột Close (Giá đóng cửa) để xử lý và áp dụng vào bài toán dự đoán (prediction).

1.5.2 Mục tiêu bài toán:

Phân tích Giá đóng cửa chứng khoán của công ty Disney đồng thời tạo ra các mô hình LSTM với các cấu hình khác nhau từ đó chọn ra một mô hình tốt nhất và từ mô hình đó dự đoán kết quả của Giá đóng cửa trong tương lai.

PHẦN II – GIẢI QUYẾT BÀI TOÁN THỰC TẾ BẰNG PHƯƠNG PHÁP HỌC MÁY

2.1 Mô tả dữ liệu:

Tập dữ liệu gồm 21 tính năng và 2000 mục nhập. Ý nghĩa của các tính năng được đưa ra dưới đây:

- pin_power: Tổng năng lượng mà pin có thể lưu trữ trong một lần được tính bằng mAh.
- blue: Có bluetooth hay không.
- clock_speed: tốc độ bộ vi xử lý thực hiện các lệnh.
- dual_sim: Có hỗ trợ sim kép hay không.
- fc: Camera trước mega pixel.
- Four_g: Có 4G hay không.
- int_memory: Bộ nhớ trong tính bằng Gigabyte.
- m_dep: Độ sâu Di động tính bằng cm.
- mobile_wt: Trọng lượng của điện thoại di động.
- n_cores: Số lõi của bộ xử lý.
- pc: Camera chính mega pixel.
- px_height: Chiều cao độ phân giải pixel.
- px_width: Chiều rộng độ phân giải pixel.
- ram: Bộ nhớ Truy cập Ngẫu nhiên tính bằng Mega Byte.
- sc_h: Chiều cao màn hình của thiết bị di động tính bằng cm.
- sc_w: Chiều rộng màn hình của thiết bị di động tính bằng cm.
- talk_time: thời gian dài nhất mà một lần sạc pin sẽ kéo dài khi bận.
- Three_g: Có 3G hay không.
- touch_screen: Có màn hình cảm ứng hay không.
- wifi: Có wifi hay không.

- price_range: Đây là biến mục tiêu có giá trị 0 (chi phí thấp), 1 (chi phí trung bình), 2 (chi phí cao) và 3 (chi phí rất cao).

2.2 Mục tiêu của bài toán:

Xây dựng các mô hình phân lớp và đưa dữ liệu các thuộc tính của một chiếc điện thoại vào các mô hình từ đó xác định được chiếc điện thoại đó thuộc loại nào (Có 4 loại: giá thấp, giá trung bình, giá cao và giá rất cao).

Mô hình phân lớp: $f(x) = y$.

Trong đó:

x là các tính năng hay input đầu vào.

y là nhãn hay output đầu ra.

2.3 Mô hình hóa:

Tập hợp các biến đầu vào $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ và một tập hợp nhãn tương ứng $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$; trong đó x_i, y_i là các vector.

Trong bài toán ở trên:

$X = \{\text{pin_power, blue, clock_speed, dual_sim, fc, Four_g, int_memory, m_dep, mobile_wt, n_cores, pc, px_height, px_width, ram, sc_h, sc_w, talk_time, Three_g, touch_screen, wifi}\}$

$Y = \{\text{low cost, medium cost, high cost, very high cost}\}$

Các cặp dữ liệu biết trước (x_i, y_i) thuộc $X \times Y$ được gọi là tập training data (dữ liệu huấn luyện). Từ tập training data này, chúng ta cần tạo ra một hàm số ánh xạ mỗi phần tử từ tập X sang một phần tử (xấp xỉ) tương ứng của tập Y :

$$y_i \approx f(x_i), \forall i = 1, 2, \dots, N$$

Mục đích là xấp xỉ hàm số f thật tốt để khi có một dữ liệu x mới, chúng ta có thể tính được nhãn tương ứng của nó $y = f(x)$.

PHẦN III – TÀI LIỆU THAM KHẢO

Tiếng Việt

- [1]. gpuhub.net - Long Short-Term Memory: Từ Zero tới Hero với PyTorch (P1) GPU cho AI/Deep Learning. (2020). From <https://gpuhub.net/long-short-term-memory-tu-zero-toi-hero-voi-pytorch-p1/>.
- [2]. TTV-GIÁO DỤC ỨNG DỤNG. (2022). From <http://trituevietvn.com/chi-tiet/su-dung-mang-lstm-long-short-term-memory-de-du-doan-so-lieu-huong-thoi-gian-123>.
- [3]. Hai, D. (2017). [RNN] LSTM là gì?. From <https://dominhhai.github.io/vi/2017/10/what-is-lstm/>.
- [4]. Bài 14: Long short term memory (LSTM) | Deep Learning cơ bản. (2019). From <https://nttuan8.com/bai-14-long-short-term-memory-lstm/>.
- [5]. LONG, N. (2018). Giải thích chi tiết về mạng Long Short-Term Memory (LSTM). From <https://nguyentruonglong.net/giai-thich-chi-tiet-ve-mang-long-short-term-memory-lstm.html>.
- [6]. Bộ nhớ dài-ngắn hạn – Wikipedia tiếng Việt. (2022). From https://vi.wikipedia.org/wiki/B%E1%BB%99_nh%E1%BB%9B_d%C3%A0i-ng%E1%BA%AFn_h%E1%BA%A1n.
- [7]. Bài 2: Phân nhóm các thuật toán Machine Learning. (2016). From [https://machinelearningcoban.com/2016/12/27/categories/#:~:text=hai%20lo%E1%BA%A1i%20ch%C3%ADnh%3A-,Classification%20\(Ph%C3%A2n%20lo%E1%BA%A1i\),thanh%20to%C3%A1n%20n%E1%BB%A3%20hay%20kh%C3%B4ng](https://machinelearningcoban.com/2016/12/27/categories/#:~:text=hai%20lo%E1%BA%A1i%20ch%C3%ADnh%3A-,Classification%20(Ph%C3%A2n%20lo%E1%BA%A1i),thanh%20to%C3%A1n%20n%E1%BB%A3%20hay%20kh%C3%B4ng).

Tiếng Anh

- [1]. LSTM | Introduction to LSTM | Long Short Term Memor. (2021). From <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/03/introduction-to-long-short-term-memory-lstm/>.