

TRƯỜNG ĐẠI HỌC SÀI GÒN  
KHOA: CÔNG NGHỆ THÔNG TIN (CLC)



BÀI TẬP GIỮA KỲ

Môn: Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP)  
Mã học phần: 844488 Số tín chỉ: 4

ĐỀ TÀI: RNN / LSTM

Giảng viên hướng dẫn: PGS.TS. Nguyễn Tuấn Đăng

Sinh viên thực hiện: Trương Phú Kiệt – 3122411109

Lớp: DCT1122C3

Thành phố Hồ Chí Minh, tháng 11 năm 2025

# MỤC LỤC

## Mục lục

Lời mở đầu	1
Lời cam đoan	2
Đề bài: Encoder–Decoder LSTM cho phân tích cảm xúc	3
Bài giải	7
Tài liệu tham khảo	8

# LỜI MỞ ĐẦU

Trong thời đại công nghệ số hiện nay, việc hiểu và phân tích cảm xúc của con người qua ngôn ngữ tự nhiên đã trở thành một hướng nghiên cứu quan trọng trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo (AI) và xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP). Phân tích cảm xúc (Sentiment Analysis) không chỉ giúp máy tính hiểu được trạng thái tích cực, tiêu cực hay trung lập trong văn bản, mà còn đóng vai trò quan trọng trong nhiều ứng dụng như đánh giá sản phẩm, phản hồi khách hàng, hay theo dõi xu hướng dư luận trên mạng xã hội.

Để đạt được độ chính xác cao trong bài toán phân tích cảm xúc, việc lựa chọn mô hình học sâu phù hợp là yếu tố then chốt. Trong đó, mô hình RNN (Recurrent Neural Network) và đặc biệt là biến thể LSTM (Long Short-Term Memory) được xem là những công cụ mạnh mẽ trong việc xử lý dữ liệu chuỗi văn bản. LSTM có khả năng ghi nhớ các thông tin quan trọng trong chuỗi dữ liệu dài, đồng thời loại bỏ những thông tin không cần thiết, giúp mô hình hiểu ngữ cảnh tốt hơn so với các mô hình truyền thống.

Các nghiên cứu gần đây cho thấy rằng, việc kết hợp mô hình Encoder–Decoder dựa trên LSTM có thể mang lại hiệu quả cao trong bài toán phân tích cảm xúc đa lớp (Positive, Negative, Neutral). Encoder có nhiệm vụ mã hóa thông tin ngữ nghĩa của toàn bộ câu đầu vào thành vector ngữ cảnh (context vector), trong khi Decoder sử dụng vector này để sinh ra nhãn cảm xúc tương ứng. Bên cạnh đó, việc sử dụng cơ chế như teacher forcing hay attention (chú ý) còn giúp cải thiện đáng kể hiệu năng của mô hình trong các tập dữ liệu phức tạp.

Bài tiểu luận này sẽ tập trung phân tích cơ chế hoạt động của mô hình RNN–LSTM trong bài toán phân tích cảm xúc đa lớp, bao gồm các bước xử lý dữ liệu, kiến trúc mô hình, và quá trình lan truyền tiến (forward pass). Thông qua việc trình bày chi tiết các phép tính và cấu trúc mô hình, bài tiểu luận hướng đến việc giúp người đọc hiểu rõ hơn về cách mà LSTM học được mối quan hệ giữa các từ trong câu để đưa ra dự đoán cảm xúc chính xác.

Cuối cùng, bài viết cũng sẽ đề xuất một số hướng cải tiến nhằm nâng cao độ chính xác của mô hình, như tối ưu tham số, điều chỉnh kích thước embedding, hay áp dụng cơ chế attention để tăng khả năng tập trung vào các từ quan trọng trong câu. Với mục tiêu cung cấp những kiến thức và giải pháp thiết thực, bài tiểu luận này không chỉ mang giá trị học thuật mà còn có thể được ứng dụng trong thực tế, phục vụ cho các hệ thống phân tích cảm xúc tự động trong doanh nghiệp, mạng xã hội hay các nền tảng đánh giá trực tuyến.

# LỜI CAM ĐOAN

Tôi, Trương Phú Kiệt, xin đại diện chịu trách nhiệm và cam đoan rằng:

Những nội dung được trình bày trong bài tiểu luận môn Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Natural Language Processing - NLP) là kết quả nghiên cứu và thực hiện của riêng tôi, dưới sự hướng dẫn của **PGS.TS. Nguyễn Tuấn Đăng**.

Tôi khẳng định rằng toàn bộ nội dung trong bài tiểu luận này không sao chép từ bất kỳ nguồn tài liệu nào mà không được trích dẫn rõ ràng. Tôi cam đoan không vi phạm quyền sở hữu trí tuệ hay bản quyền của bất kỳ cá nhân hoặc tổ chức nào.

Tôi chịu trách nhiệm hoàn toàn về tính trung thực, chính xác và khách quan của các kết quả, nhận định và phân tích được trình bày trong bài. Những nội dung này được xây dựng dựa trên sự hiểu biết, nghiên cứu tài liệu và kiến thức đã được học trong quá trình tham gia môn học Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP).

Tôi xin cam đoan rằng bài tiểu luận này được thực hiện một cách độc lập, trung thực và phản ánh đúng năng lực học tập, nghiên cứu của bản thân.

Xin chân thành cảm ơn.

**Sinh viên thực hiện**

**Kiệt**

**Trương Phú Kiệt**

# ĐỀ BÀI

Thiết kế mô hình Encoder–Decoder dựa trên LSTM cho bài toán phân tích cảm xúc  
(Positive, Negative, Neutral)

## Mục tiêu bài tập

---

Sinh viên sẽ:

1. Thiết kế một mô hình **Encoder–Decoder LSTM** để phân loại cảm xúc của câu.
2. Vẽ sơ đồ kiến trúc mô hình (trên giấy hoặc công cụ vẽ).
3. Mô tả chi tiết tham số (kích thước embedding, hidden size, trọng số, bias...).
4. Tính toán thủ công từng bước **forward pass**:
  - Encoder xử lý từng từ → tạo *context vector*.
  - Decoder nhận context vector → sinh nhãn cảm xúc.
5. Giải thích cơ chế hoạt động của mô hình.
6. Liên hệ với đồ án dịch máy (tương đồng và khác biệt).

## Yêu cầu nộp bài

---

Nội dung	Hình thức
1. Sơ đồ kiến trúc mô hình	Dùng công cụ vẽ (Draw.io hoặc tương đương)
2. Bảng mô tả tham số	Bảng rõ ràng, mô tả kích thước và ý nghĩa
3. Tính toán thủ công	Trình bày từng bước, có công thức
4. Báo cáo giải thích	Giải thích kiến trúc, cơ chế hoạt động
5. File nộp	1 file PDF hoàn chỉnh

## Dữ liệu giả lập (đã cho sẵn)

---

<b>Thành phần</b>	<b>Giá trị</b>
<b>Câu đầu vào</b>	“I love this movie!” (4 từ)
<b>Embedding</b>	Mỗi từ → vector 2 chiều

Từ	Vector
I	$x_1 = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.1 \end{bmatrix}$
love	$x_2 = \begin{bmatrix} 0.8 \\ 0.7 \end{bmatrix}$
this	$x_3 = \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.3 \end{bmatrix}$
movie	$x_4 = \begin{bmatrix} 0.6 \\ 0.8 \end{bmatrix}$

<b>Thành phần</b>	<b>Giá trị</b>
	“this”: $x_3 = \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.3 \end{bmatrix}$
	“movie!”: $x_4 = \begin{bmatrix} 0.6 \\ 0.8 \end{bmatrix}$
<b>Nhân ground truth</b>	<b>Positive</b> → one-hot: $y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$
<b>Trạng thái ban đầu</b>	$h_0 = c_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$
<b>Hidden size</b>	<b>2</b> (để dễ tính thủ công)
<b>Số lớp đầu ra</b>	<b>3</b> (Positive, Negative, Neutral)

## Công thức LSTM chuẩn (4 cổng)

---

$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f), \quad i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c), \quad o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t, \quad h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

## Nhiệm vụ chi tiết

---

### 1. Vẽ sơ đồ kiến trúc mô hình (2 điểm)

Vẽ đầy đủ:

- Input  $\rightarrow$  Word Embedding  $\rightarrow$  Encoder LSTM (4 bước)  $\rightarrow h_4, c_4$ .
- $h_4, c_4 \rightarrow$  Decoder LSTM (1 bước)  $\rightarrow h'_1$ .
- $h'_1 \rightarrow W_{hy} \rightarrow$  Softmax  $\rightarrow$  Output (3 lớp).

Ghi chú tên biến, kích thước, luồng dữ liệu. Dùng mũi tên, hộp, chú rõ ràng.

### 2. Mô tả các tham số (1 điểm)

Tạo bảng:

Tham số	Kích thước	Mô tả
$x_t$	?	...
$h_t, c_t$	?	...
$W_{xf}, W_{hf}, \dots$	?	...
$W_{hy}$	?	...
Hidden size	?	...
Số lớp	?	...

### 3. Tính toán thủ công: Forward pass (5 điểm)

Bước 1: Encoder – Xử lý từng từ

- Tính từng công cho  $t = 1$  (từ “I”).
- Tính tương tự cho  $t = 2, 3, 4$ .
- Ghi tất cả phép tính: nhân ma trận,  $\sigma$ , tanh,  $\odot$ .
- Tìm  $h_4, c_4$  (context vector).

Bước 2: Decoder – Phân loại

- Dùng  $h'_0 = h_4$ ,  $c'_0 = c_4$ .
- Tính **1 bước** LSTM của Decoder  $\rightarrow h'_1$ .
- $z = W_{hy}h'_1$ , tính softmax  $\rightarrow \hat{y}$  (3 giá trị).
- Tính cross-entropy loss:  $L = -\sum_i y_i \log \hat{y}_i$ .

#### 4. Giải thích cơ chế hoạt động (2 điểm)

Trả lời:

- 1) Encoder làm gì với đầu vào? Vì sao  $h_4, c_4$  gọi là *context vector*?
- 2) Decoder làm gì? Vì sao chỉ cần 1 bước?
- 3) Teacher forcing có dùng không? Vì sao?
- 4) Loss function đo lường điều gì?
- 5) Liên hệ với đồ án dịch máy: điểm tương đồng và khác biệt (output, mục tiêu).

# BÀI GIẢI

Nội dung bài giải ở đây...

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

## Tiếng Anh

- [1] A. Sherstinsky, “Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) Networks,” 2023. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1808.03314.pdf>.
- [2] Eberhard-Karls-University Tübingen, “Recurrent Neural Networks (RNNs): A Gentle Introduction and Overview,” Nov. 23, 2019. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/1912.05951.pdf>.
- [3] J. Allen, *Natural Language Understanding* (2nd ed.). Pearson, 1994.

## Tiếng Việt

- [1] D. Dương, “Recurrent Neural Network (Phần 1): Tổng quan và ứng dụng,” 2018. [Online]. Available: <https://viblo.asia/p/recurrent-neural-networkphan-1-tong-quan-va-ung-dung-v1EaB4m5kw>.
- [2] N. T. Tuân, “Recurrent Neural Network,” 2019. [Online]. Available: <https://nttuan8.com/bai-13-recurrent-network/>.
- [3] N. T. Long, “Tìm hiểu LSTM: Bí quyết giữ thông tin lâu dài hiệu quả,” 2025. [Online]. Available: <https://viblo.asia/p/tim-hieu-lstm-bi-quyet-giu-thong-tin-lau-dai-hieuqua-MG24BaevZ3>.