

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN  
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN  
BỘ MÔN KHOA HỌC MÁY TÍNH**

**PHẠM ĐÌNH VƯƠNG – LÊ HOÀNG TRUNG**

**DỊCH MÁY BĂNG MÔ HÌNH HỌC  
LSTM-ATTENTION**

**KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP CỬ NHÂN CNTT**

**TP. HCM, 2018**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN  
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN  
BỘ MÔN KHOA HỌC MÁY TÍNH**

**PHẠM ĐÌNH VƯƠNG – 1412652  
LÊ HOÀNG TRUNG – 1412587**

**DỊCH MÁY BĂNG MÔ HÌNH HỌC  
LSTM-ATTENTION**

**KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP CỬ NHÂN CNTT**

**GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN  
ThS. TRẦN TRUNG KIÊN**

**KHÓA 2014 - 2018**

## NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN

**Tên đề tài:** Dịch máy bằng mô hình học LSTM-Attention

**Giáo viên hướng dẫn:**

ThS. Trần Trung Kiên

**Sinh viên thực hiện:**

1412652 - Phạm Đình Vương

1412587 - Lê Hoàng Trung

### 1. Mục tiêu của khóa luận

Khóa luận tìm hiểu về mô hình LSTM-Attention cho bài toán dịch máy; mô hình này được đề xuất trong bài báo “Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation” của nhóm tác giả trường đại học Stanford, được công bố tại hội nghị EMNLP 2015. Ý tưởng chính của mô hình này là dùng một mạng LSTM làm bộ mã hóa và một mạng LSTM khác làm bộ giải mã. Tại một thời điểm trong quá trình giải mã, cơ chế Attention giúp biết được cần tập trung vào phần thông tin nào trong câu nguồn để có thể giải mã.

### 2. Kết quả đạt được

Khóa luận đã tìm hiểu và cài đặt lại mô hình LSTM-Attention. Kết quả thí nghiệm của khóa luận trên bộ dữ liệu Anh-Đức (được sử dụng trong cuộc thi WMT 2014) nhìn chung khá tương tự với bài báo, cho thấy cơ chế Attention giúp nâng cao chất lượng dịch lên nhiều. Một số sai khác về kết quả so với bài báo có thể là do sự khác nhau về nền tảng cài đặt.

Ngoài bộ dữ liệu Anh-Đức, khóa luận cũng thí nghiệm thêm trên bộ dữ liệu Anh-Việt để kiểm chứng thêm về tính tổng quát hóa của mô hình.

Về mặt cài đặt, khóa luận đã tận dụng GPU để tính toán song song, giúp tăng tốc quá trình thí nghiệm.

### 3. Trình bày khóa luận

Khóa luận gồm có 82 trang, được chia làm 5 chương với bố cục hợp lí, trình bày rõ ràng.

#### **4. Thái độ làm việc**

Trong suốt quá trình làm khóa luận, sinh viên thể hiện thái độ làm việc chủ động, chăm chỉ, và có trách nhiệm.

#### **5. Đề nghị**

Đề nghị sinh viên chỉnh sửa khóa luận nhận xét của giáo viên phản biện (nếu có).

#### **6. Kết luận**

Khóa luận đạt yêu cầu của khóa luận tốt nghiệp cử nhân CNTT.

Xếp loại: Xuất sắc

Tp. HCM, ngày 06 tháng 07 năm 2018

Giáo viên hướng dẫn

Kiên  
Trần Trung Kiên

## BẢN NHẬN XÉT KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP

**Tên đề tài:** Dịch máy bằng mô hình học LSTM-Attention

**Sinh viên thực hiện:**

Phạm Đình Vương – 1412652

Lê Hoàng Trung – 1412587

- **Ý nghĩa:** Về mặt thực tiễn, với xu hướng toàn cầu hóa hiện nay, nhu cầu hiểu được các văn bản ở nhiều thứ tiếng khác nhau hay giao tiếp với người không nói cùng ngôn ngữ ngày phổ biến nên đề tài mang tính thiết thực. Về mặt khoa học, đề tài tìm hiểu việc giải quyết bài toán dịch máy bằng deep learning. Đây là các bài toán quan trọng mà nếu giải quyết được sẽ có nhiều tác động tích cực đến nhiều bài toán liên quan, ví dụ bài toán dịch ngôn ngữ nói.

- **Phương pháp:** Đề tài tìm hiểu mô hình deep learning cho bài toán dịch máy, theo bài báo “Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation” đăng trong hội nghị EMNLP 2015 của nhóm tác giả đại học Stanford (Minh Thang Luong, Hieu Pham, Chris D. Manning). Nội dung luận văn chủ yếu thực hiện lại những thử nghiệm của bài báo và không có gì mới. Tuy nhiên nhóm thực hiện đề tài đã đầu tư tìm hiểu cơ sở lý thuyết nền tảng của bài toán, thực hiện lại thực nghiệm kèm theo những đánh giá mang tính chuyên sâu.

- **Kết quả:** nhóm tác giả đã thực hiện thử nghiệm trên hai bộ dữ liệu là Anh-Đức và Anh-Việt. Kết quả khá tương đồng với các kết quả được công bố ở bài báo gốc.

- **Hình thức trình bày:** bố cục rõ ràng, phù hợp với hình thức của một khóa luận tốt nghiệp.

- **Một số hạn chế:**

+ Kết quả thử nghiệm của luận văn có sự khác biệt nhỏ so với kết quả bài báo gốc, nhóm thực hiện giải thích là do các platform lập trình khác nhau nhưng giải thích này khá cảm tính, chưa có cơ sở vững chắc.

+ Đề tài chỉ thực hiện lại đúng những gì đã được công bố ở bài báo gốc cách đây 3 năm, trong khi hiện tại nhiều kỹ thuật mới về dịch máy và deep learning đã được nghiên cứu, nếu có những thử nghiệm, cải tiến mới thì đề tài sẽ mang nhiều ý nghĩa hơn.

Đánh giá xếp loại: Giỏi

TP.HCM, ngày 06 tháng 07 năm 2018

Giáo viên phản biện



TS. Nguyễn Hải Minh

# LỜI CẢM ƠN

Lời đầu tiên, chúng em xin được gửi lời tri ân vô cùng sâu sắc đến thầy hướng dẫn khóa luận tốt nghiệp của chúng em - Thầy Trần Trung Kiên. Thầy đã rất tận tâm, nhiệt tình hướng dẫn và động viên chúng em trong suốt quá trình làm khóa luận. Nếu không có sự quan tâm, theo dõi chặt chẽ của Thầy chắc chắn chúng em không thể hoàn thành khóa luận này. Thầy còn giúp chúng em hình thành được một nền tảng rất vững chắc và củng cố lại những kiến thức trong suốt quãng đường Đại học.

Em xin chân thành cảm ơn quý Thầy Cô khoa Công nghệ Thông tin - trường Đại học Khoa học Tự nhiên - ĐHQG-HCM, những người đã ân cần giảng dạy cho chúng em những kiến thức vô cùng cần thiết, bổ ích để chúng em có thể vững bước trên con đường sau này.

Con xin cảm ơn bố mẹ đã sinh thành, nuôi dưỡng và dạy dỗ để chúng con có được thành quả như ngày hôm nay. Bố mẹ luôn là nguồn động viên, nguồn sức mạnh hết sức lớn lao mỗi khi chúng con gặp khó khăn trong cuộc sống. Có bố mẹ ủng hộ, chúng con luôn luôn cảm thấy an tâm để tiếp tục tiến lên phía trước.

Chúng em cũng xin gửi lời cảm ơn chân thành, sâu sắc tới anh Trần Duy Quang cùng với anh chị, bạn bè đồng nghiệp trong công ty AIOZ và các anh khóa trước đã hỗ trợ, giúp đỡ chúng em về mặt phần cứng cũng như các góp ý quý giá để có thể thuận lợi hoàn thành khóa luận này.

Tp.Hồ Chí Minh, 07/2018

*Phạm Đình Vương*

*Lê Hoàng Trung*

## ĐỀ CƯƠNG CHI TIẾT

<b>Tên Đề Tài:</b> Dịch máy bằng mô hình học LSTM-Attention
<b>Giáo viên hướng dẫn:</b> ThS. Trần Trung Kiên
<b>Thời gian thực hiện:</b> 10/02/2018 đến ngày 27/06/2018
<b>Sinh viên thực hiện:</b> Phạm Đình Vương – 1412652 Lê Hoàng Trung – 1412587
<b>Loại đề tài:</b> Nghiên cứu lý thuyết

**Nội Dung Đề Tài:** Hiện nay, trong xu hướng toàn cầu hóa, nhu cầu đọc hiểu văn bản tiếng nước ngoài hay giao tiếp giữa những người không cùng ngôn ngữ là một nhu cầu thiết yếu. Do đó cần một công cụ có khả năng chuyển đổi giữa các ngôn ngữ mà không cần sự trợ giúp của con người. Công cụ như vậy được gọi là dịch máy. Nhờ vào những tiến bộ trong học máy, đặc biệt là học sâu mà bài toán dịch máy đã trở nên đơn giản và hiệu quả hơn. Tuy nhiên nó vẫn chứa nhiều thách thức và là một bài toán lớn thu hút nhiều sự chú ý trong cộng đồng xử lý ngôn ngữ tự nhiên nói riêng và học máy nói chung.

Trong khóa luận này, nhóm chúng em tập trung tìm hiểu về mô hình dịch máy LSTM-Attention được đề xuất trong bài báo “*Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation*” đăng trong hội nghị EMNLP 2015 của nhóm tác giả đại học Stanford (Minh Thang Luong, Hieu Pham, Chris D. Manning). Trong bài báo này, nhóm tác giả đã đề xuất một mô hình dịch máy dựa trên mạng LSTM và cơ chế Attention, đây là mô hình dịch máy đạt kết quả cao nhất tại thời điểm ra mắt (2015). Mô hình này là một mạng LSTM nhiều tầng kết hợp với cơ chế Attention, mô hình có khả năng nhận vào câu đầu vào trong ngôn ngữ nguồn và phát sinh ra câu đầu ra trong ngôn ngữ đích.

Chúng em đã thành công xây dựng lại mô hình mà nhóm tác giả đã đề xuất trên hai tập dữ liệu Anh-Đức và Anh-Việt, đồng thời thực hiện những thí nghiệm để chứng minh độ hiệu quả của mô hình cũng như so sánh kết quả của nhóm và kết quả của bài báo. Thực nghiệm cho thấy, độ chính xác mà mô hình của nhóm đạt được xấp xỉ độ chính xác của tác giả, những chênh lệch trong độ chính xác được giải thích là do sự khác biệt về nền tảng, thư viện dùng cho thực nghiệm.

### Kế Hoạch Thực Hiện:

1. Tháng 2 – Tháng 3: Đọc hiểu bài báo chính và nghiên cứu thêm về các hướng tiếp cận khác để có cái nhìn tổng quát về bài toán. Ôn lại và tìm hiểu thêm về những kiến thức nền tảng cần thiết.
2. Tháng 3 – Tháng 4: Tìm hiểu về Long short-term memory và cơ chế Attention. Bắt đầu tìm hiểu về và lên kế hoạch cài đặt mô hình.
3. Tháng 4 – Tháng 5: Tiến hành cài đặt mô hình và lên kế hoạch chạy thực nghiệm.
4. Tháng 5 – Tháng 6: Hoàn thiện khóa luận.

<b>Xác nhận của GVHD</b>	<b>Ngày 27 tháng 06 năm 2018</b> <b>SV Thực hiện</b>
<b>Trần Trung Kiên</b>	<b>Phạm Đình Vương      Lê Hoàng Trung</b>





# TÓM TẮT

Hiện nay, trong xu hướng toàn cầu hóa, nhu cầu đọc hiểu văn bản tiếng nước ngoài hay giao tiếp giữa những người không cùng ngôn ngữ là một nhu cầu thiết yếu. Do đó cần một công cụ có khả năng chuyển đổi giữa các ngôn ngữ mà không cần sự trợ giúp của con người. Công cụ như vậy được gọi là dịch máy. Nhờ vào những tiến bộ trong học máy, đặc biệt là học sâu mà bài toán dịch máy đã trở nên đơn giản và hiệu quả hơn. Tuy nhiên nó vẫn chứa nhiều thách thức và là một bài toán lớn thu hút nhiều sự chú ý trong cộng đồng xử lý ngôn ngữ tự nhiên nói riêng và học máy nói chung.

Trong khóa luận này, nhóm chúng em tập trung tìm hiểu về mô hình dịch máy LSTM-Attention được đề xuất trong bài báo “*Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation*” đăng trong hội nghị EMNLP 2015 của nhóm tác giả đại học Stanford (Minh Thang Luong, Hieu Pham, Chris D. Manning). Trong bài báo này, nhóm tác giả đã đề xuất một mô hình dịch máy dựa trên mạng LSTM và cơ chế Attention, đây là mô hình dịch máy đạt kết quả cao nhất tại thời điểm ra mắt (2015). Mô hình này là một mạng LSTM nhiều tầng kết hợp với cơ chế Attention, mô hình có khả năng nhận vào câu đầu vào trong ngôn ngữ nguồn và phát sinh ra câu đầu ra trong ngôn ngữ đích.

Chúng em đã thành công xây dựng lại mô hình mà nhóm tác giả đã đề xuất trên hai tập dữ liệu Anh-Đức và Anh-Việt, đồng thời thực hiện những thí nghiệm để chứng minh độ hiệu quả của mô hình cũng như so sánh kết quả của nhóm và kết quả của bài báo. Thực nghiệm cho thấy, độ chính xác mà mô hình của nhóm đạt được xấp xỉ độ chính xác của tác giả, những chênh lệch trong độ chính xác được giải thích là do sự khác biệt về nền tảng, thư viện dùng cho thực nghiệm.

# MỤC LỤC

LỜI CẢM ƠN	i
ĐỀ CƯƠNG CHI TIẾT	ii
TÓM TẮT	iv
MỤC LỤC	v
DANH MỤC HÌNH ẢNH	vii
DANH MỤC BẢNG	ix
DANH MỤC THUẬT NGỮ VIẾT TẮT	x
KÝ HIỆU-QUY ƯỚC	xi
Chương 1 Giới thiệu	1
Chương 2 Kiến thức nền tảng	11
2.1 Mô hình ngôn ngữ . . . . .	11
2.2 Biểu diễn từ trong mạng học sâu . . . . .	17
2.3 Mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent neural network) . . . . .	25
2.3.1 Huấn luyện mạng nơ-ron hồi quy . . . . .	29
2.3.2 Thách thức trong việc học các phụ thuộc dài hạn . . . . .	33
2.4 Long short-term memory (LSTM) . . . . .	37
2.4.1 Mạng nơ-ron hồi quy hai chiều . . . . .	41

<b>Chương 3</b>	<b>Dịch máy bằng mô hình học LSTM-Attention</b>	<b>44</b>
3.1	Mô hình học LSTM cho bài toán Dịch máy . . . . .	45
3.1.1	Bộ mã hóa . . . . .	45
3.1.2	Bộ giải mã . . . . .	47
3.1.3	Huấn luyện mô hình . . . . .	47
3.2	Mô hình học LSTM-Attention cho bài toán Dịch máy . . . . .	53
3.2.1	Cơ chế Attention . . . . .	53
3.2.2	Attention Toàn cục . . . . .	57
3.2.3	Attention Cục bộ . . . . .	59
3.2.4	Phương pháp Input feeding . . . . .	62
3.2.5	Kĩ thuật thay thế từ hiếm . . . . .	64
<b>Chương 4</b>	<b>Các kết quả thực nghiệm</b>	<b>68</b>
4.1	Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu Anh-Đức . . . . .	68
4.1.1	Các thiết lập thực nghiệm . . . . .	68
4.1.2	Không sử dụng Attention và có sử dụng Attention . . . . .	70
4.1.3	Giữa các mô hình Attention với nhau . . . . .	71
4.1.4	Phân tích đường cong học . . . . .	72
4.1.5	So sánh với kết quả của bài báo . . . . .	73
4.1.6	Chất lượng giống hàng của mô hình . . . . .	76
4.2	Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu Anh-Việt . . . . .	77
4.2.1	Các thiết lập thực nghiệm . . . . .	77
4.2.2	Kết quả trên các độ đo . . . . .	78
4.2.3	Chất lượng giống hàng của mô hình . . . . .	79
<b>Chương 5</b>	<b>Kết luận và hướng phát triển</b>	<b>81</b>
5.1	Kết luận . . . . .	81
5.2	Hướng phát triển . . . . .	83
<b>TÀI LIỆU THAM KHẢO</b>		<b>84</b>

# DANH MỤC HÌNH ẢNH

1.1	Lịch sử tóm tắt của dịch máy . . . . .	3
1.2	Ba phương pháp dịch máy dựa trên luật . . . . .	4
1.3	Ví dụ về tập các câu song song trong hai ngôn ngữ . . . . .	7
1.4	Ví dụ về Kiến trúc <i>Bộ mã hóa - Bộ giải mã</i> trong dịch máy nơ-ron . . .	8
1.5	Kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã được xây dựng trên mạng nơ-ron hồi quy . . . . .	8
2.1	Minh họa cách biểu diễn từ bằng word embedding . . . . .	15
2.2	Minh họa mô hình ngôn ngữ dựa trên mạng nơ-ron truyền thẳng . . .	17
2.3	Minh họa biểu diễn bằng mã hóa one-hot. . . . .	18
2.4	Minh họa biểu diễn phân tán . . . . .	20
2.5	Minh họa quá trình biến đổi của phép nhân ma trận . . . . .	22
2.6	Minh họa tầng Embedding. . . . .	25
2.7	Mô hình RNN với kết nối vòng . . . . .	27
2.8	Mô hình RNN dạng dàn trải . . . . .	28
2.9	Minh họa quá trình thông tin dài hạn trong RNN bị suy giảm . . . . .	34
2.10	Minh họa thuật toán Back propagation through time . . . . .	35
2.11	Một LSTM cell . . . . .	38
2.12	Minh họa quá trình thông tin dài hạn trong LSTM được duy trì . . . . .	41
2.13	Minh họa một bi-LSTM được dùng làm bộ mã hóa . . . . .	43
3.1	Minh họa kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã được sử dụng trong khóa luận. . . . .	46
3.2	Minh họa phương pháp teacher forcing. . . . .	49
3.3	Minh họa thuật toán beam search. . . . .	52

3.4	Minh họa cơ chế Attention. . . . .	55
3.5	Minh họa cơ chế Attention Toàn cục. . . . .	58
3.6	Minh họa cơ chế Attention Cục bộ. . . . .	61
3.7	Minh họa cơ chế Attention Cục bộ. . . . .	64
3.8	Minh họa kĩ thuật thay thế từ hiếm. . . . .	67
4.1	Đường cong học của các mô hình . . . . .	74
4.2	Giống hàng học được của mô hình của cặp câu Anh-Việt. . . . .	76
4.3	Giống hàng học được của mô hình của cặp câu Anh-Việt. . . . .	79
4.4	Giống hàng học được của mô hình của cặp câu Anh-Việt. . . . .	80

# DANH MỤC BẢNG

4.1	So sánh giữa mô hình sử dụng cơ chế Attention và mô hình không sử dụng cơ chế Attention. . . . .	71
4.2	So sánh kết quả giữa các mô hình Attention với nhau. . . . .	71
4.3	So sánh kết quả của khóa luận và bài báo. . . . .	73
4.4	Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu kiểm thử Anh-Việt tst2013 và so sánh với kết quả của bài báo. . . . .	78

# DANH MỤC THUẬT NGỮ VIẾT TẮT

<i>BPTT</i> :	Backpropagation Through Time - Thuật toán lan truyền ngược qua thời gian
<i>LSTM</i> :	Long short-term memory - Bộ nhớ ngắn hạn dài
<i>RNN</i> :	Recurrent neural network - Mạng nơ-ron hồi qui
<i>SGD</i> :	Stochastic Gradient Descent - Thuật toán hạ dốc gradient ngẫu nhiên

# KÝ HIỆU - QUY ƯỚC

$[a; b]$       Phép nối 2 véc-tơ  $a$  và  $b$ . [49](#)



## Chương 1

# Giới thiệu

Nhờ vào những cải cách trong giao thông và cơ sở hạ tầng viễn thông mà giờ đây toàn cầu hóa đang trở nên gần với chúng ta hơn bao giờ hết. Trong xu hướng đó nhu cầu giao tiếp và thông hiểu giữa những nền văn hóa là không thể thiếu. Tuy nhiên, những nền văn hóa khác nhau thường kèm theo đó là sự khác biệt về ngôn ngữ, là một trong những trở ngại lớn nhất của sự giao tiếp. Một người phải mất rất nhiều thời gian để thành thạo một ngôn ngữ không phải là tiếng mẹ đẻ, và không thể nào học được nhiều ngôn ngữ cùng lúc. Cho nên, việc phát triển một công cụ để giải quyết vấn đề này là tất yếu. Một trong những công cụ như vậy là *Dịch máy*.

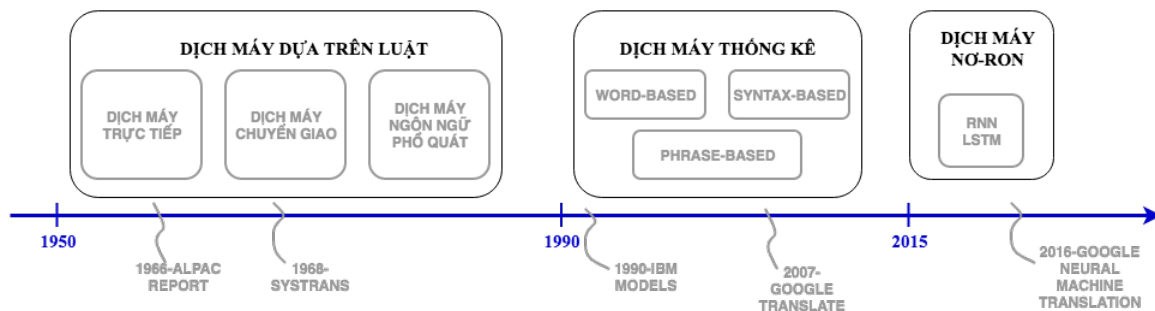
*Dịch máy* là quá trình chuyển đổi văn bản/tiếng nói từ ngôn ngữ này sang dạng tương ứng của nó trong một ngôn ngữ khác, được thực hiện bởi một chương trình máy tính nhằm mục đích cung cấp bản dịch tốt nhất mà không cần sự trợ giúp của con người. Trong khóa luận này, chúng tôi tập trung nghiên cứu dịch máy trên dữ liệu văn bản.

Dịch máy có một quá trình lịch sử lâu dài. Từ thế kỷ XVII, đã có những ý tưởng về việc cơ giới hóa quá trình dịch thuật. Tuy nhiên, đến thế kỷ XX, những nghiên cứu về dịch máy mới thật sự bắt đầu. Vào những năm 1930, Georges Artsrouni người Pháp và Petr Troyanskii người Nga đã nộp bằng sáng chế cho công trình có tên "máy dịch" của riêng họ. Trong số hai người, công trình của Troyanskii có ý nghĩa hơn. Nó đề xuất không chỉ một phương pháp cho bộ từ điển tự động, mà còn là lược đồ cho việc mã hóa các vai trò ngữ pháp song ngữ và một phác thảo về cách phân tích và tổng hợp có thể hoạt động. Tuy nhiên, những ý tưởng của Troyanskii đã không được biết đến cho đến cuối những năm 1950. Trước đó, máy tính đã được phát minh.

Những nỗ lực xây dựng hệ thống dịch máy bắt đầu ngay sau khi máy tính ra đời. Có thể nói, chiến tranh và sự thù địch giữa các quốc gia là động lực lớn nhất cho dịch máy thời bấy giờ. Trong Thế chiến thứ II, máy tính đã được quân đội Anh sử dụng trong việc giải mã các thông điệp được mã hóa của quân Đức. Việc làm này có thể coi là một dạng của dịch máy khi người ta cố gắng dịch từ tiếng Đức được mã hóa sang tiếng Anh. Trong thời kỳ chiến tranh lạnh, vào tháng 7/1949, Warren Weaver, người được xem là nhà tiên phong trong lĩnh vực dịch máy, đã viết một bản ghi nhớ (memorandum) đưa ra các đề xuất khác nhau của ông trong lĩnh vực này [14]. Những đề xuất đó dựa trên thành công của máy phá mã, sự phát triển của lý thuyết thông tin bởi Claude Shannon và suy đoán về các nguyên tắc phổ quát cơ bản của ngôn ngữ. Trong vòng một năm, một vài nghiên cứu về dịch máy đã bắt đầu tại nhiều trường đại học của Mỹ. Vào ngày 7/1/1954, tại trụ sở chính của IBM ở New York, thử nghiệm Georgetown-IBM được tiến hành. Máy tính IBM 701 đã tự động dịch 49 câu tiếng Nga sang tiếng Anh lần đầu tiên trong lịch sử chỉ sử dụng 250 từ vựng và sáu luật ngữ pháp [14]. Thử nghiệm này được xem như là một thành công và mở ra kỉ nguyên cho những nghiên cứu với kinh phí lớn về dịch máy ở Hoa Kỳ. Ở Liên Xô những thí nghiệm tương tự cũng được thực hiện không lâu sau đó.

Trong một thập kỷ tiếp theo, nhiều nhóm nghiên cứu về dịch máy được thành lập. Một số nhóm chấp nhận phương pháp thử và sai, thường dựa trên thống kê với mục tiêu là một hệ thống dịch máy có thể hoạt động ngay lập tức, tiêu biểu như: nhóm nghiên cứu tại đại học Washington (và sau này là IBM) với hệ thống dịch Nga-Anh cho Không quân Hoa Kỳ, những nghiên cứu tại viện Cơ học Chính xác ở Liên Xô và Phòng thí nghiệm Vật lý Quốc gia ở Anh. Trong khi một số khác hướng đến giải pháp lâu dài với hướng tiếp cận lý thuyết bao gồm cả những vấn đề liên quan đến ngôn ngữ cơ bản như nhóm nghiên cứu tại Trung tâm nghiên cứu lý thuyết tại MIT, Đại học Havard và Đơn vị nghiên cứu ngôn ngữ Đại học Cambridge. Những nghiên cứu trong giai đoạn này có tầm quan trọng và ảnh hưởng lâu dài không chỉ cho Dịch máy mà còn cho nhiều ngành khác như Ngôn ngữ học tính toán, Trí tuệ nhân tạo - cụ thể là việc phát triển các từ điển tự động và kỹ thuật phân tích cú pháp. Nhiều nhóm nghiên cứu đã đóng góp đáng kể cho việc phát triển lý thuyết ngôn ngữ. Tuy nhiên, mục tiêu cơ bản của dịch máy là xây dựng hệ thống có khả năng tạo ra bản dịch tốt lại không đạt được dẫn đến một kết quả là vào năm 1966, bản báo cáo từ Ủy ban tư vấn xử lý

## LỊCH SỬ TÓM TẮT CỦA DỊCH MÁY



Hình 1.1: Lịch sử tóm tắt của dịch máy

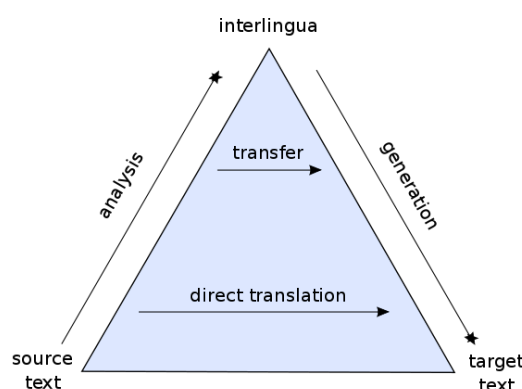
ngôn ngữ tự động (Automatic Language Processing Advisory) của Hoa Kỳ, tuyên bố rằng dịch máy là đắt tiền, không chính xác và không mang lại kết quả hứa hẹn [14]. Thay vào đó, họ đề nghị tập trung vào phát triển các từ điển, điều này đã loại bỏ các nhà nghiên cứu Mỹ ra khỏi cuộc đua trong gần một thập kỷ.

Từ những năm 1950 đến nay, đã có nhiều hướng tiếp cận đã được sử dụng trong dịch máy với mục tiêu tạo ra bản dịch có độ chính xác cao và giảm thiểu công sức của con người. Hình 1.1 thể hiện các phương pháp dịch máy đã được đề xuất trong quá trình hình thành và phát triển của dịch máy từ những năm 1950. Trong những năm đầu tiên, để tạo ra bản dịch tốt, các phương pháp thời bấy giờ đều đòi hỏi những lý thuyết tinh vi về ngôn ngữ học. Hầu hết những hệ thống dịch máy trước những năm 1980 đều là *dịch máy dựa trên luật* (*rule-based machine translation*). Những hệ thống này thường bao gồm:

- Một từ điển song ngữ (ví dụ từ điển Anh - Đức)
- Một tập các luật ngữ pháp (ví dụ trong tiếng Đức, từ kết thúc bằng -heit, -keit, -ung là những từ mang giống cái)

Có ba cách tiếp cận khác nhau theo phương pháp dịch máy dựa trên luật, bao gồm: dịch máy trực tiếp, dịch máy chuyển giao và dịch máy ngôn ngữ phổ quát. Mặc dù cả ba đều thuộc về dịch máy dựa trên luật, tuy nhiên chúng khác nhau về độ sâu của đại diện trung gian. Sự khác biệt này được thể hiện qua kim tự tháp Vauquois, minh họa trên hình 1.2.

*Dịch máy trực tiếp* (Direct machine translation): Đây là phương pháp đơn giản nhất của dịch máy. Dịch máy trực tiếp không dùng bất cứ dạng đại diện nào của ngôn



Hình 1.2: Kim tự tháp của Bernard Vauquois thể hiện ba phương pháp dịch máy dựa luật theo độ sâu của đại diện trung gian. Bắt đầu từ dịch máy trực tiếp đến dịch máy chuyển dịch và trên cùng là dịch máy ngôn ngữ phổ quát (Nguồn: [http://en.wikipedia.org/wiki/Machine\\_translation](http://en.wikipedia.org/wiki/Machine_translation))

ngữ nguồn, nó chia câu thành các từ, dịch chúng bằng một từ điển song ngữ. Sau đó, dựa trên các luật mà những nhà ngôn ngữ học đã xây dựng, nó chỉnh sửa để bản dịch trở nên đúng cú pháp và ít nhiều đúng về mặt phát âm.

*Dịch máy ngôn ngữ phổ quát* (Interlingual machine translation): Trong phương pháp này, câu nguồn được chuyển thành biểu diễn trung gian và biểu diễn này được thống nhất cho tất cả ngôn ngữ trên thế giới (interlingua). Tiếp theo, dạng đại diện này sẽ được chuyển đổi sang bất kỳ ngôn ngữ đích nào. Một trong những ưu điểm chính của hệ thống này là tính mở rộng của nó khi số lượng ngôn ngữ cần dịch tăng lên. Mặc dù trên lý thuyết, phương pháp này trông rất hoàn hảo. Nhưng trong thực tế, thật khó để tạo được một ngôn ngữ phổ quát như vậy.

*Dịch máy chuyển giao* (Transfer-based machine translation): dịch máy chuyển giao tương tự như dịch máy ngôn ngữ phổ quát ở chỗ, nó cũng tạo ra bản dịch từ biểu diễn trung gian mô phỏng ý nghĩa của câu gốc. Tuy nhiên, không giống như dịch máy ngôn ngữ phổ quát, dịch máy chuyển giao phụ thuộc một phần vào cặp ngôn ngữ mà nó tham gia vào quá trình dịch. Trên cơ sở sự khác biệt về cấu trúc của ngôn ngữ nguồn và ngôn ngữ đích, một hệ thống dịch máy chuyển giao có thể được chia thành ba giai đoạn: i) Phân tích, ii) Chuyển giao, iii) Tạo ra bản dịch. Trong giai đoạn đầu tiên, trình phân tích cú pháp ở ngôn ngữ nguồn được sử dụng để tạo ra biểu diễn cú pháp của câu nguồn. Trong giai đoạn tiếp theo, kết quả của phân tích cú pháp được chuyển đổi thành biểu diễn tương đương trong ngôn ngữ đích. Trong giai đoạn cuối

cùng, một bộ phân tích hình thái của ngôn ngữ đích được sử dụng để tạo ra các bản dịch cuối cùng.

Mặc dù đã có một số hệ thống dịch máy dựa trên luật được đưa vào sử dụng như PROMPT (<http://www.promt.com/>) và Systrans (<http://www.systransoft.com/>). Tuy nhiên, bản dịch của hướng tiếp cận này có chất lượng thấp so với nhu cầu của con người và không sử dụng được trừ một số trường hợp đặc biệt. Ngoài ra chúng còn có một số nhược điểm lớn như:

- Các loại từ điển chất lượng tốt có sẵn là không nhiều và việc xây dựng những bộ từ điển mới là rất tốn kém.
- Hầu hết những luật ngôn ngữ được tạo ra bằng tay bởi các nhà ngôn ngữ học. Việc này gây khó khăn và tốn kém khi hệ thống trở nên lớn hơn.
- Các hệ thống dịch máy dựa trên luật gặp khó khăn trong việc giải quyết những vấn đề như thành ngữ hay sự nhập nhằng về ngữ nghĩa của các từ.

Từ những năm 1980, dịch máy dựa trên *Ngữ liệu* (Corpus-based machine translation) được đề xuất. Điểm khác biệt lớn nhất và cũng là quan trọng nhất của hướng tiếp cận này so với dịch máy dựa trên luật là thay vì sử dụng các bộ từ điển song ngữ, nó dùng những tập câu tương đương trong hai ngôn ngữ làm nền tảng cho việc dịch thuật. Tập những câu tương đương này được gọi là ngữ liệu. So với từ điển, việc thu thập ngữ liệu đơn giản hơn rất nhiều. Ví dụ như ta có thể tìm thấy nhiều phiên bản trong các ngôn ngữ khác nhau của những văn bản hành chính hay các trang web đa ngôn ngữ (hình 1.3 mô tả tập ngữ liệu Anh - Nga). Trước khi dịch máy nở rộ ra đời, phương pháp dịch máy dựa trên ngữ liệu hiệu quả nhất chính là dịch máy thống kê.

*Dịch máy thống kê* (Statistical machine translation): ý tưởng của phương pháp này là thay vì định nghĩa những từ điển và các luật ngữ pháp một cách thủ công, dịch máy thống kê dùng mô hình thống kê để học các từ điển và các luật ngữ pháp này từ ngữ liệu. Những ý tưởng đầu tiên của dịch máy thống kê được giới thiệu đầu tiên bởi Warren Weaver vào năm 1949 bao gồm việc áp dụng lý thuyết thông tin của Claude Shannon vào dịch máy. Dịch máy thống kê được giới thiệu lại vào cuối những năm 1980 và đầu những năm 1990 tại trung tâm nghiên cứu Thomas J. Watson của IBM. Dịch máy thống kê là phương pháp được nghiên cứu rộng rãi nhất thời bấy giờ và

thậm chí đến hiện tại, nó vẫn là một trong những phương pháp được nghiên cứu nhiều nhất về dịch máy.

Để hiểu rõ hơn về dịch máy thống kê, xét một ví dụ: ta cần dịch một câu  $f$  trong tiếng Pháp sang dạng tiếng Anh  $e$  của nó. Có nhiều bản dịch có thể có của  $f$  trong tiếng Anh, việc cần làm là chọn  $e$  sao cho nó là bản dịch "tốt nhất" của  $f$ . Chúng ta có thể mô hình hóa quá trình này bằng một xác suất có điều kiện  $p(e|f)$  với  $e$  là những bản dịch có thể có với câu cho trước  $f$ . Một cách hợp lý để chọn bản dịch "tốt nhất" là chọn  $e$  sao cho nó tối đa xác suất có điều kiện  $p(e|f)$ . Cách tiếp cận quen thuộc là sử dụng định lý Bayes để viết lại  $p(e|f)$  <sup>1</sup>

$$p(e|f) = \frac{p(f|e)p(e)}{p(f)} \quad (1.1)$$

Bởi vì  $f$  là cố định, tối đa hóa  $p(e|f)$  tương đương với tìm  $e$  sao cho tối đa hóa  $p(f|e)p(e)$ . Để làm được điều này, chúng ta dựa vào một tập ngữ liệu là những câu song ngữ Anh - Pháp để suy ra các mô hình  $p(f|e)$  và  $p(e)$  và sử dụng những mô hình đó để tìm một bản dịch cụ thể  $\tilde{e}$  sao cho:

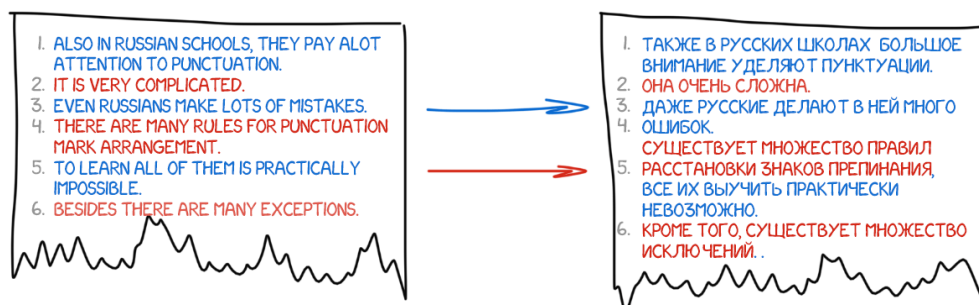
$$\tilde{e} = \arg \max_{e \in e^*} p(e|f) = \arg \max_{e \in e^*} p(f|e)p(e) \quad (1.2)$$

trong đó  $e^*$  là tập các bản dịch ứng viên. Ở đây,  $p(f|e)$  được gọi là *mô hình dịch* (translation model) và  $p(e)$  được gọi là *mô hình ngôn ngữ* (language model). Mô hình dịch  $p(f|e)$  thể hiện khả năng câu  $e$  là một bản dịch của câu  $f$ . Những mô hình dịch ban đầu dựa trên từ (word-based) như các mô hình IBM 1-5 (IBM Models 1-5). Những năm 2000, những mô hình dịch dựa trên cụm từ (phrase based) xuất hiện giúp cải thiện khả năng dịch của dịch máy thống kê. Trong khi đó, mô hình ngôn ngữ  $p(e)$  thể hiện độ trơn tru của câu  $e$ . Ví dụ  $p(\text{"I am at home"}) > p(\text{"I am at house"})$  vì mặc dù "home" và "house" đều mang nghĩa là ngôi nhà nhưng không ai nói "I am at house" cả. Ngoài ra, các mô hình ngôn ngữ cho dịch máy thống kê thường được ước lượng bằng các mô hình  $n$ -gram được làm mịn, cách làm này cũng là một nhược điểm của dịch máy thống kê. Mô hình ngôn ngữ là một chủ đề quan trọng và sẽ được chúng tôi

---

<sup>1</sup>Mặc dù ta có thể mô hình hóa  $p(e|f)$  một cách trực tiếp, tuy nhiên với chỉ  $p(e|f)$  ta không đảm bảo tạo ra một bản dịch hợp lý về ngữ pháp, ví dụ: câu  $f$ : "Je suis à la maison" có thể được dịch là  $e_1$ : "I am at house" hoặc  $e_2$ : "I am at home". Nếu không có thành phần  $p(e)$ , bản dịch sẽ bị sai về mặt ngữ pháp/độ trơn tru của câu.

## PARALLEL CORPUS



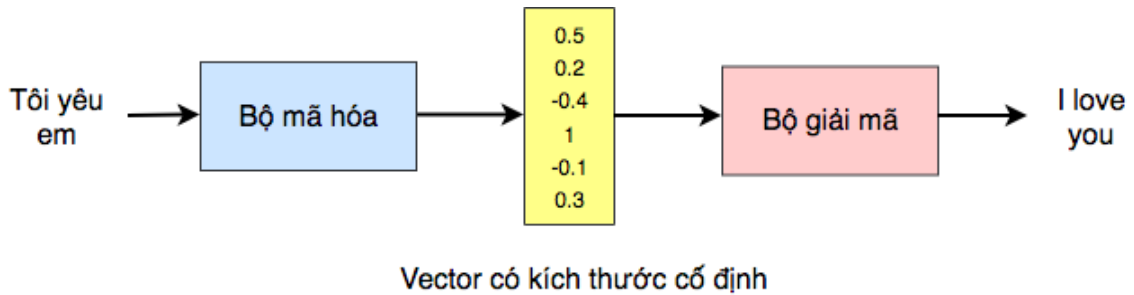
Hình 1.3: Ví dụ về tập các câu song song trong hai ngôn ngữ: tiếng Anh - tiếng Nga, nguồn ảnh: Ilya Pestov trong blog ["A history of machine translation from the Cold War to deep learning"](#)

đề cập cụ thể hơn trong chương 2.

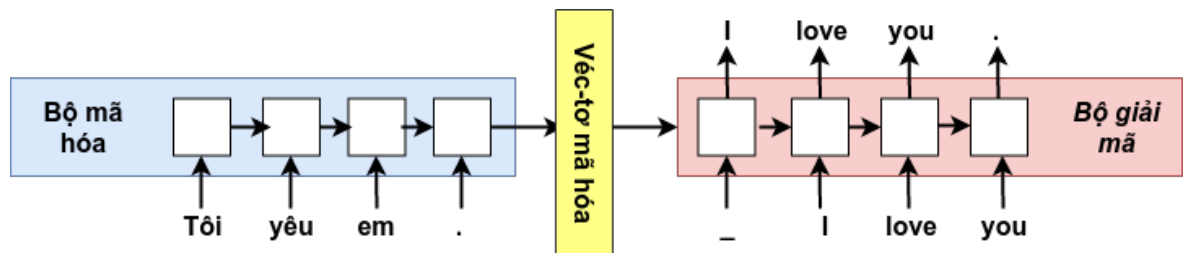
Mặc dù trên thực tế đã có nhiều hệ thống dịch máy được phát triển dựa trên dịch máy thống kê thời bấy giờ, tuy nhiên nó không hoạt động thực sự tốt bởi một số nguyên nhân. Một là việc những từ hay đoạn được dịch cục bộ và quan hệ của chúng với những từ cách xa trong câu nguồn thường bị bỏ qua. Hai là mô hình ngôn ngữ  $n$ -gram hoạt động không thực sự tốt đối với những bản dịch dài và ta phải tốn nhiều bộ nhớ để lưu trữ chúng. Ngoài ra việc sử dụng nhiều thành phần nhỏ được điều chỉnh riêng biệt như mô hình dịch, mô hình ngôn ngữ, ... cũng gây khó khăn cho việc vận hành và phát triển mô hình này.

*Dịch máy nơ-ron* (Neural machine translation) là một hướng tiếp cận mới cho bài toán dịch máy trong những năm gần đây và được đề xuất đầu tiên bởi [18], [34], [6]. Giống như dịch máy thống kê, dịch máy nơ-ron cũng là một phương pháp thuộc hướng tiếp cận dựa trên ngữ liệu, trong khi dịch máy thống kê bao gồm nhiều mô-đun nhỏ được điều chỉnh riêng biệt, dịch máy nơ-ron cố gắng dùng một mạng nơ-ron như là thành phần duy nhất của hệ thống, mọi thiết lập sẽ được thực hiện trên mạng này.

Hầu hết những mô hình dịch máy nơ-ron đều dựa trên kiến trúc *Bộ mã hóa - Bộ giải mã* (Encoder-Decoder) ([34], [6]). Bộ mã hóa thường là một mạng nơ-ron có tác dụng "nén" tất cả thông tin của câu trong ngôn ngữ nguồn vào một véc-tơ có kích thước cố định. Bộ giải mã, cũng là một mạng nơ-ron, sẽ tạo bản dịch trong ngôn ngữ đích từ véc-tơ có kích thước cố định kia. Toàn bộ hệ thống bao gồm bộ mã hóa và bộ giải mã sẽ được huấn luyện "end-to-end", quá trình này được mô tả như hình 1.4.



Hình 1.4: Ví dụ về kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã trong dịch máy nơ-ron



Hình 1.5: Kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã được xây dựng trên mạng nơ-ron hồi quy

Trong thực tế cả bộ mã hóa và giải mã thường dựa trên một mô hình mạng nơ-ron tên là *mạng nơ-ron hồi quy*; đây là một thiết kế mạng đặc trưng cho việc xử lý dữ liệu chuỗi. Mạng nơ-ron hồi quy cho phép chúng ta mô hình hóa những dữ liệu có độ dài không xác định, rất thích hợp cho bài toán dịch máy. Hình 1.5 mô tả chi tiết hơn về kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã sử dụng mạng nơ-ron hồi quy. Đầu tiên mạng nơ-ron hồi quy mà đóng vai trò bộ mã hóa sẽ duyệt qua từng từ trong câu nguồn, duyệt đến đâu sẽ cập nhật véc-tơ trạng thái ẩn (véc-tơ lưu thông tin cần thiết) của mạng đến đó, véc-tơ trạng thái ẩn cuối cùng được xem là chứa toàn bộ thông tin của câu nguồn được gọi là véc-tơ mã hóa của câu nguồn (véc-tơ này có kích thước cố định với các câu nguồn có chiều dài khác nhau). Véc-tơ mã hóa này sẽ được đưa vào một mạng nơ-ron hồi quy khác mà đóng vai trò là bộ giải mã. Tại một thời điểm, bộ giải mã sẽ phát sinh ra (hay giải mã ra) một từ trong câu đích dựa vào véc-tơ mã hóa câu nguồn và các từ đã sinh ra trước đó của câu đích.

Trong hình 1.5, có thể thấy rằng bộ giải mã tạo ra bản dịch chỉ dựa trên trạng thái ẩn cuối cùng, cũng chính là véc-tơ có kích thước cố định được tạo ra ở bộ mã hóa. Véc-tơ này phải mã hóa mọi thứ chúng ta cần biết về câu nguồn. Giả sử chúng ta có câu nguồn với độ dài là 50 từ, từ đầu tiên ở câu đích có lẽ sẽ có mối tương quan cao với từ đầu tiên ở câu nguồn. Điều này có nghĩa là bộ giải mã phải xem xét thông tin



được mã hóa từ 50 thời điểm trước đó. Mạng nơ-ron hồi quy được chứng minh là gặp khó khăn trong việc mã hóa những chuỗi dài [29]. Để giải quyết vấn đề này, thay vì dùng mạng nơ-ron hồi quy thuần, người ta sử dụng các biến thể của nó như *Long short-term memory (LSTM)*. Trên lý thuyết, LSTM có thể giải quyết vấn đề mất mát thông tin trong chuỗi dài, nhưng trong thực tế vấn đề này vẫn chưa thể được giải quyết hoàn toàn. Một số nhà nghiên cứu đã phát hiện ra rằng đảo ngược chuỗi nguồn trước khi đưa vào bộ mã hóa tạo ra kết quả tốt hơn một cách đáng kể [34] bởi nó khiến cho những từ đầu tiên được đưa vào bộ mã hóa sau cùng, và được giải mã thành từ tương ứng ngay sau đó. Cách làm này tuy giúp cho bản dịch hoạt động tốt hơn trong thực tế, nhưng nó không phải là một giải pháp về mặt thuật toán. Hầu hết các đánh giá về dịch máy được thực hiện trên các ngôn ngữ như ngôn ngữ có trật tự câu tương đối giống nhau. Ví dụ trật tự dạng "chủ ngữ - động từ - vị ngữ" như tiếng Anh, Đức, Pháp hay Trung Quốc. Đối với dạng ngôn ngữ có một trật tự khác ví dụ "chủ ngữ - vị ngữ - động từ" như tiếng Nhật, đảo ngược câu nguồn sẽ không hiệu quả.

Năm 2015, trong bài báo "Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation" [22] được công bố tại hội nghị EMNLP, nhóm tác giả của Đại học Stanford (Minh-Thang Luong, Hieu Pham, Christopher D. Manning) đã đưa ra mô hình dịch máy LSTM-Attention, trong đó đưa thêm cơ chế Attention vào kiến trúc Bộ mã hóa – Bộ giải mã (ở đây, bộ mã hóa là một LSTM, bộ giải mã cũng là một LSTM). Cơ chế Attention dựa trên quan sát rằng: tại một thời điểm trong quá trình giải mã, để quyết định từ tiếp theo của câu đích là gì thì không cần hết tất cả thông tin của câu nguồn mà chỉ cần thông tin của một số từ trong câu nguồn, nên chỉ cần tập trung (attend) vào một số từ trong câu nguồn. Như vậy, thay vì cố gắng mã hóa tất cả thông tin của câu nguồn vào trong véc-tơ mã hóa có kích thước cố định (điều mà khó thực hiện khi câu nguồn dài) và luôn dùng véc-tơ mã hóa này ở tất cả các thời điểm trong quá trình giải mã (điều mà không cần thiết), cơ chế Attention cho phép ở mỗi thời điểm trong quá trình giải mã chỉ tập trung vào một vùng cần thiết trong câu nguồn (ở đây, một vùng nghĩa là một vài trạng thái ẩn trong tập tất cả các trạng thái ẩn của bộ mã hóa).

Với những ưu điểm đã được trình bày của phương pháp dịch máy nơ-ron so với các phương pháp trước đó, cũng như là với những lợi ích khi sử dụng cơ chế Attention trong dịch máy nơ-ron, trong khóa luận này chúng tôi tìm hiểu về mô hình dịch

máy LSTM-Attention được đề xuất trong bài báo “Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation” [22] đã nói ở trên. Trong khóa luận này, chúng tôi đã thành công xây dựng lại mô hình được đề xuất trong bài báo. Bên cạnh đó chúng tôi cũng thực hiện nhiều thí nghiệm để kiểm tra độ hiệu quả của mô hình. Những thí nghiệm đó bao gồm: thí nghiệm so sánh giữa mô hình dịch máy nơ-ron sử dụng và không sử dụng Attention và các thí nghiệm so sánh giữa các mô hình Attention với nhau.

Các phần còn lại trong khóa luận được trình bày như sau:

- Chương 2 trình bày về những thành phần nền tảng được sử dụng trong kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã.
- Chương 3 trình bày về cơ chế Attention, đây là phần chính của luận văn. Trong phần này gồm có hai phần nhỏ:
  - *Attention Toàn cục*: là cơ chế "nhìn" vào tất cả các từ ở câu nguồn khi thực hiện một bước dịch.
  - *Attention Cục bộ*: là cơ chế "nhìn" vào một số từ ở câu nguồn khi thực hiện một bước dịch.
- Chương 4 trình bày về các thí nghiệm và các phân tích về kết quả đạt trên hai tập dữ liệu Anh-Đức, Anh-Việt.
- Cuối cùng, kết luận và hướng phát triển được trình bày ở chương 5.

## Chương 2

# Kiến thức nền tảng

*Trong chương này, chúng tôi sẽ trình bày những kiến thức nền tảng trên ba chủ đề bao gồm: mô hình ngôn ngữ, mạng nơ-ron hồi quy và Long short-term memory. Mô hình ngôn ngữ cho phép dự đoán từ tiếp theo trong một chuỗi từ cho trước; trong dịch máy, nó giúp tạo ra những bản dịch lưu loát. Mạng nơ-ron hồi quy (RNN) là xương sống của dịch máy nơ-ron. RNN được dùng làm bộ mã hóa lẫn bộ giải mã. Ứng với mỗi vai trò, RNN sẽ có một thiết kế riêng. Long short-term memory (LSTM) là phiên bản cải tiến của RNN nhằm giải quyết vấn đề về phụ thuộc dài hạn. LSTM cũng là phiên bản RNN được dùng để xây dựng nên Bộ mã hóa - Bộ giải mã trong khóa luận này. Những thành phần nói trên cung cấp kiến thức nền tảng để đi đến mô hình dịch máy nơ-ron theo kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã mà chúng tôi sẽ trình bày trong chương 3.*

## Mô hình ngôn ngữ

Như đã nói trong chương 1, mô hình ngôn ngữ là thành phần không thể thiếu trong dịch máy; nó đảm bảo rằng hệ thống tạo ra những bản dịch "trơn tru" (fluent). Trong dịch máy nơ-ron, người ta thường sử dụng mô hình ngôn ngữ dựa trên mạng nơ-ron hồi quy (trong khóa luận này nó là một LSTM). Trước khi đi đến mô hình ngôn ngữ dựa trên mạng nơ-ron hồi quy, chúng tôi sẽ nhắc lại một vài mô hình ngôn ngữ đã được sử dụng trong quá khứ, cũng như những điểm mạnh, yếu của từng mô hình. Những đặc điểm ấy nói lên rằng vì sao mô hình ngôn ngữ dựa trên mạng nơ-ron hồi

quy là hướng tiếp cận nổi bật và thích hợp cho bài toán dịch máy nơ-ron.

Mô hình ngôn ngữ là một phân phối xác suất trên một chuỗi các từ nhằm đánh giá độ trơn tru của chuỗi ấy so với những chuỗi khác. Cho trước một chuỗi  $w_1, w_2, \dots, w_n$ , mô hình ngôn ngữ gán cho nó một xác suất  $p(w_1, w_2, \dots, w_n)$  đại diện cho độ trơn tru của chuỗi đó, ví dụ  $p(\text{"How tall are you ?"}) > p(\text{"How high are you ?"})$  vì từ "high" trong thực tế không dùng để hỏi về chiều cao của con người. Theo công thức xác suất có điều kiện, ta có:

$$\begin{aligned} p(w_1, \dots, w_n) &= p(w_1)p(w_2|w_1)p(w_3|w_1, w_2)\dots p(w_n|w_1, w_2, \dots, w_{n-1}) \\ &= \prod_{t=1}^n p(w_t|w_1, w_2, \dots, w_{t-1}) \end{aligned} \quad (2.1)$$

Trong công thức trên, mỗi thành phần  $p(w_i|w_1, w_2, \dots, w_{i-1})$  là xác suất có điều kiện của từ  $w_i$  biết những từ trước đó  $w_1, w_2, \dots, w_{i-1}$ , những từ này còn được gọi là ngữ cảnh đối với từ đang xét. Nhận thấy rằng để tính được xác suất  $p(w_i|w_1, w_2, \dots, w_{i-1})$  mô hình phải xét đến tất cả những từ đứng trước nó. Điều này làm cho chi phí tính toán trở nên rất lớn. Để giảm chi phí tính toán, người ta sử dụng giả định *markov* (*markov-assumption*); giả định này nói rằng các từ tiếp theo chỉ liên quan đến từ hiện tại và độc lập với các từ trước đó. Chính xác hơn, một giả định markov bậc  $k$  nói rằng từ tiếp theo trong một chuỗi chỉ phụ thuộc vào  $k$  từ cuối cùng trong chuỗi.

$$p(w_{i+1}|w_1, w_2, \dots, w_i) \approx p(w_{i+1}|w_{i-k}, \dots, w_i) \quad (2.2)$$

Công thức 2.1 theo giả định markov trở thành:

$$p(w_{1:n}) = \prod_{t=1}^n p(w_t|w_{t-k}, \dots, w_{t-1}) \approx \prod_{t=1}^n p(w_t|w_{t-k}, \dots, w_{t-1}) \quad (2.3)$$

Mặc dù giả định markov bậc  $k$  rõ ràng là sai với  $k$  bất kỳ (một câu có thể có phụ thuộc dài hạn với chiều dài bất kỳ như câu bắt đầu bằng từ *what* và kết thúc bằng dấu ?), tuy nhiên nó vẫn tạo ra những mô hình ngôn ngữ mạnh mẽ với các giá trị tương đối nhỏ của  $k$  ( $k = 3$  hoặc  $k = 5$ ), và là phương pháp chủ yếu cho bài toán mô hình hóa ngôn ngữ trong hàng thập kỷ.

Do mô hình ngôn ngữ là một mô hình học không giám sát, một cách thông thường

để đánh giá một mô hình học không giám sát là áp dụng nó lên một bài toán học có giám sát rồi đánh giá thông qua kết quả của bài toán đó, ví dụ: đo lường sự cải thiện chất lượng dịch khi chuyển đổi từ mô hình ngôn ngữ A sang mô hình ngôn ngữ B trong một hệ thống dịch máy. Cách đánh giá này được gọi là đánh giá bên ngoài (extrinsic evaluation). Tuy nhiên, đánh giá bên ngoài rất tốn kém đối với những bài toán học có giám sát lớn và phức tạp. Vì vậy, một độ đo được thiết kế để đánh giá mô hình ngôn ngữ một cách nội tại (intrinsic evaluation) đó là perplexity. Perplexity là một độ đo để đánh giá một mô hình xác suất tốt như thế nào khi dự đoán một mẫu chưa nhìn thấy (unseen sample). Cho trước một tập ngữ liệu  $W = w_1, w_2, \dots, w_N$  ( $N$  là một số rất lớn) và một mô hình ngôn ngữ  $LM$ , perplexity của  $W$  ứng với mô hình ngôn ngữ  $LM$  là:

$$\begin{aligned} \text{Perplexity}(W) &= LM(p(w_1, \dots, w_N))^{-\frac{1}{N}} \\ &= \sqrt[N]{\frac{1}{LM(p(w_1, \dots, w_N))}} \\ &= \sqrt[N]{\prod_{i=1}^N \frac{1}{LM(p(w_i | w_1, \dots, w_{i-1}))}} \end{aligned} \quad (2.4)$$

Một mô hình ngôn ngữ tốt sẽ gán xác suất lớn cho những chuỗi trong tập ngữ liệu (phản ánh đúng ngôn ngữ thật sự) sẽ dẫn đến một giá trị nhỏ của perplexity và ngược lại. Trong công thức 2.4, có thể nhìn thấy nếu xác suất của một chuỗi càng lớn thì perplexity càng nhỏ. Do đó, cực tiểu hóa perplexity cũng tương đương với việc cực đại hóa xác suất của chuỗi. Perplexity là một độ đo tốt và thuận tiện để đánh giá các mô hình ngôn ngữ với nhau, nhưng việc perplexity được cải thiện khi ta thay đổi mô hình ngôn ngữ không đảm bảo rằng đánh giá bên ngoài cũng được cải thiện. Tuy vậy, perplexity vẫn thường được sử dụng như là một cách kiểm tra nhanh một mô hình ngôn ngữ.

Cách tiếp cận truyền thống cho bài toán mô hình hóa ngôn ngữ là sử dụng mô hình ngôn ngữ  $n$ -gram. Sở dĩ nó có tên như vậy là vì nó sử dụng giả định markov bậc  $n - 1$  để ước lượng xác suất  $p(w_{i+1} = m | w_1, \dots, w_i) \approx p(w_{i+1} = m | w_{i-(n-1)}, \dots, w_i)$ . Theo mô hình ngôn ngữ  $n$ -gram, xác suất để từ  $m$  theo sau chuỗi các từ  $w_1, \dots, w_i$  là:

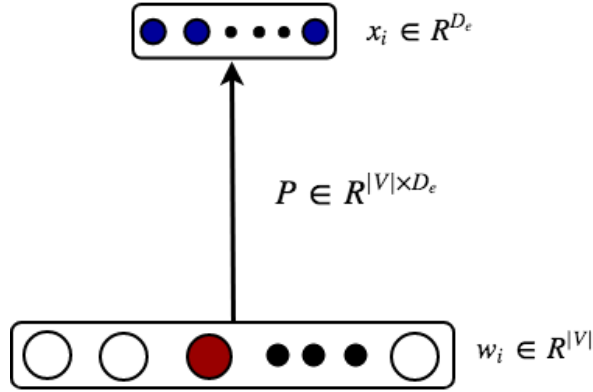
$$p(w_{i+1} = m | w_{i-(n-1):i}) = \frac{\#(w_{i-(n-1)}, \dots, w_{i+1})}{\#(w_{i-(n-1)}, \dots, w_i)} \quad (2.5)$$

trong đó  $\#(w_{i:j})$  là số lần xuất hiện của chuỗi  $w_i, \dots, w_j$  trong tập ngữ liệu. Các mô hình  $n$ -gram thông thường sử dụng  $n = 3$  và  $n = 2$  được gọi lần lượt là mô hình *trigram* và mô hình *bigram*. Trong trường hợp mô hình không sử dụng ngữ cảnh để ước lượng lượng xác suất của một từ ( $n = 0$ ), thì mô hình này được gọi là mô hình *unigram*.

Mô hình ngôn ngữ  $n$ -gram là một mô hình phi tham số, nó có một ưu điểm là tốc độ tính toán rất nhanh (do các xác suất của các  $n$ -gram đã được tính toán trước và lưu trữ lại) và dễ dàng mở rộng cho nhiều lĩnh vực (ta chỉ cần tập ngữ liệu thuộc lĩnh vực ấy). Mặc dù có một vài mô hình ngôn ngữ có kết quả tốt hơn so với mô hình  $n$ -gram, tuy nhiên các mô hình đó thường kèm theo độ phức tạp tính toán lớn và kết quả cải thiện không đáng kể. Do đó, mô hình  $n$ -gram vẫn được sử dụng phổ biến cho đến ngày nay.

Mặc dù vậy, mô hình  $n$ -gram vẫn còn nhiều hạn chế. Đầu tiên, mặc dù tốc độ tính toán của mô hình  $n$ -gram là nhanh, nhưng kèm theo đó là sự đánh đổi về mặt lưu trữ. Nếu tập ngữ liệu là lớn thì mô hình phải lưu những bảng xác suất khổng lồ, điều này gây ra khó khăn khi ta muốn sử dụng mô hình này trên các thiết bị có bộ nhớ nhỏ như thiết bị di động hay cảm biến. Thứ hai, điểm yếu của mô hình này đến từ việc sử dụng giả định markov; giả định này khiến cho mô hình  $n$ -gram không thể nắm bắt được các thông tin ngữ cảnh dài hạn. Ví dụ cho trước ngữ cảnh "*Columbus is the man who discovered \_\_*", ta muốn từ tiếp theo sẽ là "*America*"; một mô hình 5-gram không thể dự đoán được từ tiếp theo là "*America*" vì độ dài ngữ cảnh tối đa của nó chỉ đạt đến từ "*is*".

Thứ ba, ta thấy rằng trong mô hình  $n$ -gram, nếu một chuỗi  $(w_i, \dots, w_j) \subseteq w_1, \dots, w_n$  chưa từng xuất hiện trong tập ngữ liệu, tức  $\#(w_i, \dots, w_j) = 0$  thì xác suất ước lượng  $p(w_{j+1} | w_i, \dots, w_j)$  sẽ có giá trị bằng 0. Điều này dẫn đến xác suất của toàn bộ chuỗi  $w_1, \dots, w_n$  cũng bằng 0 do phép nhân trong công thức tính của nó (công thức 2.1). Việc xác suất bằng 0 xảy ra khá thường xuyên do sự giới hạn của tập ngữ liệu. Một cách để tránh việc xảy ra các sự kiện xác suất bằng không là sử dụng những kỹ thuật *làm mịn* (smoothing techniques). Làm mịn bảo đảm tất cả mọi chuỗi đều có một xác suất xuất hiện (mặc dù nhỏ). Kỹ thuật làm mịn đơn giản nhất là làm mịn thêm  $\alpha$  (add- $\alpha$



Hình 2.1: Minh họa cách biểu diễn từ bằng word embedding: một từ  $w_i$  được biểu diễn dưới dạng véc-tơ one-hot,  $w_i$  sau đó được biến đổi thành  $x_i$  dựa trên một phép biến đổi tuyến tính với ma trận  $P$  của phép biến đổi.  $|V|$  là số lượng từ vựng,  $D_e$  là số chiều của word embedding được xác định trước.

smoothing) [11]; nó bảo đảm bất kỳ chuỗi nào cũng xuất hiện ít nhất  $\alpha$  lần. Với làm mịn thêm  $\alpha$  ta được:

$$p_{add-\alpha}(w_{i+1} = m | w_{i-k}, \dots, w_i) = \frac{\#(w_{i-(n-1)}, \dots, w_{i+1}) + \alpha}{\#(w_{i-(n-1)}, \dots, w_i) + \alpha |V|} \quad (2.6)$$

trong đó  $|V|$  là số lượng từ vựng trong tập ngữ liệu. Hiện nay phương pháp làm mịn Kneser-Key là phương pháp phổ biến và đạt được kết quả tốt nhất [17].

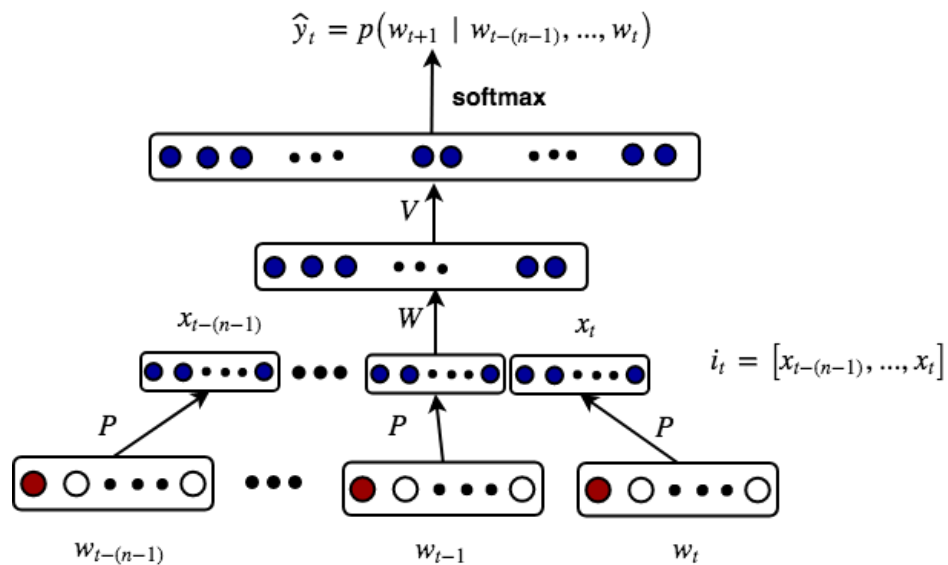
Ngoài ra còn một vấn đề với mô hình  $n$ -gram là **tính tổng quát hóa không cao** [5]. Điều này có thể được giải thích bằng việc mô hình này coi các cụm từ là rời rạc khiến nó không có khả năng nắm bắt được tính tương tự về ngữ nghĩa giữa các từ [5]. Xét hai câu sau:  $s_1 = "She is a good cook"$  và  $s_2 = "She cooks very well"$ , ta thấy rằng hai câu này về mặt ngữ nghĩa là tương đương nhau nên ta muốn xác suất của chúng cũng xấp xỉ nhau  $p(s_2) \approx p(s_1)$ . Tuy vậy, do một lý do nào đó mà câu  $s_2$  xuất hiện ít hơn rất nhiều so với câu  $s_1$  nên  $p(s_2) \ll p(s_1)$ . Do đó, có thể thấy rằng việc không nắm bắt tính tương tự về ngữ nghĩa làm cho mô hình ngôn ngữ  $n$ -gram có tính tổng quát hóa không cao.

Trong bài báo "A Neural Probabilistic Language Model" [5], giáo sư Yoshua Bengio và các cộng sự đã đề xuất một mô hình ngôn ngữ dựa trên mạng nơ-ron truyền thẳng. Nó giải quyết hai vấn đề mà mô hình  $n$ -gram gặp phải: một là mô hình ngôn

ngữ dựa trên mạng nơ-ron truyền thẳng là một mô hình tham số, nghĩa là đầu ra sẽ được tính dựa trên các tham số của mô hình sau khi được huấn luyện), điều này giúp giảm bộ nhớ lưu trữ - đặc biệt hơn những tham số này sẽ được chia sẻ cho toàn bộ mô hình, điều này giúp tăng tính tổng quát hóa [5]; hai là nó sử dụng biểu diễn véc-tơ để biểu diễn các từ gọi là word embedding, điều này giúp mô hình có khả năng nắm bắt tính tương tự về ngữ nghĩa giữa các từ. Hình 2.1 mô tả cách tạo ra các véc-tơ embedding. Word embedding sẽ được nhắc lại một lần nữa trong mục 2.2: Biểu diễn từ trong mạng học sâu.

Tuy nhiên, mô hình này vẫn dựa trên giả định markov. Tại mỗi thời điểm, đầu vào của mạng là một nối dài của các véc-tơ embedding tại những thời điểm trước đó  $i_t = [x_{t-(n-1)}, \dots, x_t]$  trong đó  $x_i$  là véc-tơ embedding của từ  $w_i$ ,  $n$  là bậc của giả định markov (hình 2.2 mô tả cách hoạt động của mô hình). Đây là một khuyết điểm lớn của mô hình khi nó chỉ nắm bắt được thông tin trong một vùng  $n - 1$  từ trước đó. Do những khuyết điểm này, một mô hình ngôn ngữ dựa trên *mạng nơ-ron hồi quy* được đề xuất trong [26]. Mô hình này kế thừa những ưu điểm của mô hình ngôn ngữ dựa trên mạng nơ-ron truyền thẳng và có khả năng nắm bắt được thông tin trên một vùng có chiều dài bất kỳ. Mô hình này sẽ được nói đến trong phần kiến thức cơ bản về mạng nơ-ron hồi quy và được giải thích chi tiết trong chương 3 trong mục bộ giải mã.



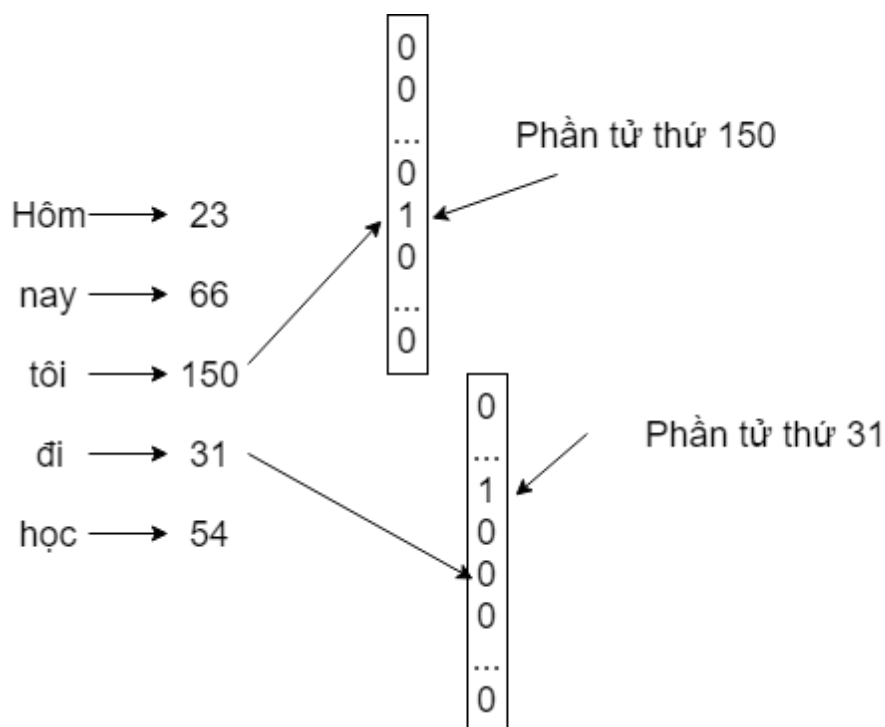


Hình 2.2: Minh họa mô hình ngôn ngữ dựa trên mạng nơ-ron truyền thẳng: mô hình nhận đầu vào là các véc-tơ ngữ cảnh  $w_{t-(n-1)}, \dots, w_t$  dưới dạng one-hot, sau đó những véc-tơ này được biểu diễn lại dưới dạng các véc-tơ embedding  $x_{t-(n-1)}, \dots, x_t$ . Những véc-tơ embedding được nối dài tạo thành véc-tơ đầu vào  $i_t$ ,  $i_t$  lần lượt được đưa qua tầng ẩn tanh và sau đó là softmax. Tại đây mô hình dự đoán đầu ra: là một véc-tơ one-hot dựa trên véc-tơ đầu ra ở tầng softmax.

## Biểu diễn từ trong mạng học sâu

Trong phần mô hình ngôn ngữ, chúng tôi có nhắc đến word embedding, trong mục này, chúng tôi sẽ nói thêm về nó. Để máy tính có thể hiểu được và xử lý được những thông tin đến từ thế giới thực, những thông tin đó phải được biểu diễn dưới dạng các con số. Trong các lĩnh vực như thị giác máy tính, xử lý tiếng nói, ... dữ liệu có thể được biểu diễn một cách dễ dàng thông qua dạng ban đầu của chúng vì hầu như các loại dữ liệu này là các số thực (điểm ảnh, histogram của âm thanh). Lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên gặp khó khăn trong việc biểu diễn các từ ngữ trên máy tính. Ví dụ: những từ như "tôi", "bạn", "học", ... được viết dưới dạng ngôn ngữ tự nhiên mà máy tính không thể nào hiểu được. Làm thế nào để biểu diễn ngôn ngữ tự nhiên trong máy tính là một trong những bài toán rất quan trọng trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên mà cần phải được giải quyết. Biểu diễn dạng con số của các từ trong máy tính được gọi là *biểu diễn từ* (word representation).

Phương pháp đơn giản nhất để biểu diễn các từ là đánh số thứ tự cho các từ đó. Để làm được việc này, đầu tiên, ta cần phải có một bộ từ vựng mà được sử dụng để giải



Hình 2.3: Minh họa biểu diễn bằng mã hóa one-hot. Các từ được đánh số thứ tự trong bộ từ vựng  $V$  và chuyển các từ thành các véc-tơ one-hot.

quyết một bài toán nào đó. Bộ từ vựng này sẽ được giữ một kích thước cố định trong suốt quá trình giải quyết bài toán (ví dụ như kích thước bộ từ vựng  $V$  với kích thước là 50000 từ. Sau đó, ta thực hiện đánh số thứ tự cho tất cả các từ trong bộ từ vựng đó như: "anh" = 0, "ăn" = 1, ..., "yêu" = 49999. Khi ta đọc một câu ở ngôn ngữ tự nhiên vào máy tính, các từ trong câu sẽ được biểu diễn bằng các chỉ số đã được gán.

Tuy nhiên, cách này hoàn toàn không biểu diễn được ý nghĩa của từ. Thậm chí nó còn làm cho máy hiểu sai vì cách biểu diễn này. Những từ có giá trị lớn hơn (chỉ số index lớn hơn) hoặc là quan trọng hơn, hoặc là không quan trọng. Cách hiểu này là một thảm họa cho những mô hình sử dụng cách biểu diễn như thế. Để tránh cho máy hiểu sai ý nghĩa của từ như trên, phương pháp mã hóa *one-hot* được sử dụng. Phương pháp này biểu diễn các từ thành các véc-tơ có kích thước  $V$  chiều (véc-tơ từ). Trong đó tất cả các phần tử trong véc-tơ đều bằng 0, chỉ trừ phần tử tại vị trí có chỉ số (số thứ tự) giống với chỉ số của từ đó trong bộ từ vựng. Ví dụ: từ "tôi" có chỉ số trong bộ từ vựng  $V$  là 150, vì vậy, phần tử thứ 150 trong véc-tơ biểu diễn từ "tôi" sẽ có giá trị là 1, còn tất cả phần tử còn lại bằng 0. Hình 2.3 minh họa cách biểu diễn bằng cách đánh chỉ số và mã hóa one-hot.

Với cách biểu diễn bằng mã hóa one-hot thì ý nghĩa của từ sẽ không bị máy tính hiểu sai như trên tuy nhiên thì các véc-tơ từ này lại không thể hiện được bất kì mối quan hệ nào giữa các từ. Như từ "tôi" và từ "đi" trong hình 2.3 trên, chúng không thể hiện được mối quan hệ về ngữ nghĩa của nó với nhau. Dễ thấy hai véc-tơ này trực giao với nhau nên không có mối quan hệ tương đồng nào. Dù là như thế, nhưng phương pháp mã hóa one-hot này vẫn có được một số các lợi thế. Đó là các từ được biểu diễn dưới dạng các véc-tơ có số chiều bằng nhau. Có rất nhiều thuật toán thao tác trên các dữ liệu mà các điểm dữ liệu có số chiều bằng nhau, do đó thuận lợi hơn cho việc xử lý dữ liệu. Ngoài việc không biểu diễn được các mối quan hệ giữa các từ, mã hóa one-hot còn gặp hạn chế về kích thước của véc-tơ từ. Khi kích thước bộ dữ liệu  $V$  lớn như 50000, 100000, 200000, v.v... thì dẫn tới kích thước của các véc-tơ từ cũng lớn theo. Nếu cần xử lý một câu dài hay một đoạn văn thì chi phí tính toán rất lớn, tăng tuyến tính theo số từ cần xử lý là  $NV$  ( $N$  là số từ).

Vì những hạn chế như vậy, ta cần một cách để giảm thiểu số chiều của những véc-tơ one-hot, đồng thời ta muốn có một cách biểu diễn mà trong đó, các từ có một quan hệ nhất định với nhau như trong ngôn ngữ tự nhiên. Một trong những công trình đầu tiên nghiên cứu về vấn đề này là của giáo sư Geoffrey Hinton [32]. Trong công trình này, ông đề xuất một biểu diễn của từ gọi là *biểu diễn phân tán* (distributed representation). Biểu diễn phân tán có hai tính chất quan trọng: giảm số chiều không gian và tính tương đồng ngữ nghĩa. Cụ thể, biểu diễn phân tán không còn dùng một phần tử trong véc-tơ để thể hiện một đối tượng nhất định mà các phần tử trong véc-tơ thể hiện một số đặc trưng, tính chất có khả năng phân biệt được các đối tượng. Hình 2.4 minh họa phương pháp biểu diễn phân tán. Các véc-tơ từ sẽ có kích thước nhất định. Mỗi phần tử trong véc-tơ thể hiện một đặc trưng nhất định của một từ. Tất cả các từ được biểu diễn bởi một tập các đặc trưng chung. Các từ sẽ được phân biệt với nhau thông qua các giá trị của các đặc trưng. Phương pháp biểu diễn này có thể biểu diễn được các mối quan hệ giữa các từ với nhau. Ví dụ, để xác định xem từ "Đàn ông" và từ "Phụ nữ" có tính tương đồng về ngữ nghĩa như thế nào:  $\cos(\text{"Đàn ông"}, \text{"Phụ nữ"}) = -0.98$ . Giá trị này cho thấy rằng từ "Đàn ông" và từ "Phụ nữ" có ý nghĩa trái ngược nhau. Nhìn vào các giá trị đặc trưng của véc-tơ từ của hai từ này, có thể xác định được rằng sự trái ngược về ngữ nghĩa này là về mặt giới tính.

Ví dụ trên đã làm rõ hơn về hai tính chất của biểu diễn phân tán là giảm số chiều

		Từ					
Đặc trung		Đàn ông	Phụ nữ	Vua	Nữ hoàng	Táo	Cam
	Giới tính	-1	1	-0.95	0.97	0.00	0.01
	Hoàng tộc	-0.01	0.02	0.93	0.95	-0.01	0.00
	Tuổi tác	0.03	0.02	0.7	0.69	0.03	-0.02
	Thức ăn	0.04	0.01	0.02	0.01	0.95	0.967

Hình 2.4: Minh họa biểu diễn phân tán. Để biểu diễn được các từ, phương pháp này sẽ xác định một số đặc trưng, tính chất chung mà dựa vào đó có thể phân biệt được tất cả các từ cần biểu diễn. Mỗi cột là một từ cần được biểu diễn, mỗi dòng là một đặc trưng được dùng để biểu diễn các từ đó.

không gian và tính tương đồng ngữ nghĩa. Phương pháp này không cần phải sử dụng kích thước véc-tơ lớn tương ứng với số lượng từ mà cần biểu diễn (bộ từ vựng  $V$ ), chỉ cần sử dụng một số lượng đặc trưng nhất định  $E$  ( $E$  nhỏ hơn rất nhiều so với bộ từ vựng  $V$ ) là có thể biểu diễn được. Những đặc trưng mà véc-tơ từ thể hiện góp phần thể hiện được các phương diện ngữ nghĩa nhất định giữa các từ. Ngoài ra, từ cách biểu diễn các từ bằng các véc-tơ như vậy, biểu diễn phân tán mang lại một số kết quả thú vị khi thực các phép tính số học đối với các véc-tơ từ đó. Sử dụng lại ví dụ được trình bày ở 2.4, giả sử cần tìm một từ nào mà thỏa mãn mối quan hệ "Đàn ông"  $\rightarrow$  "Phụ nữ" = "Vua"  $\rightarrow$  ?. Gọi véc-tơ từ cần tìm là  $e_k$ , có thể biểu diễn mối quan hệ trên lại là: "Đàn ông" - "Phụ nữ" = "Vua" -  $e_k \leftrightarrow e_k$  = "Vua" - "Đàn ông" + "Phụ nữ". Thực hiện tính toán, có được véc-tơ từ  $e_k = [1.05, 0.94, 0.69, -0.06]^T$ . Trong các từ thì  $e_k \approx$  "Nữ hoàng" (có khoảng cách tới từ "Nữ hoàng" nhỏ nhất), do đó  $e_k$  = "Nữ hoàng". Vậy mối quan hệ tìm được là "Đàn ông"  $\rightarrow$  "Phụ nữ" = "Vua"  $\rightarrow$  "Nữ hoàng". Đây là tính chất rất hữu ích của biểu diễn phân tán, dựa vào tính chất này, các thuật toán học có thể tận dụng nó để làm tăng độ hiệu quả của mô hình và trực quan hóa các véc-tơ từ bằng cách vẽ đồ thị nhằm có cái nhìn trực quan hơn về các mối quan hệ giữa các từ.

Tuy biểu diễn phân tán có rất nhiều ưu điểm nhưng đi cùng với nó là một nhược điểm lớn và đó cũng là thách thức khó khăn. Làm sao để có thể xây dựng được các véc-tơ từ như vậy? Không thể xây dựng nó bằng cách thủ công như tự định nghĩa các đặc trưng và gán các giá trị cho từng từ trong bộ từ vựng được bởi vì công sức làm

việc đó là rất lớn khi kích thước bộ từ vựng lớn lên. Các đặc trưng tự định nghĩa cũng rất khó thể hiện chính xác hoàn toàn được những ngữ nghĩa của các từ theo mong đợi. Do đó, các thuật toán, mô hình học biểu diễn phân tán một cách tự động được ra đời. Các thuật toán, mô hình như thế được gọi chung là *word embedding* (tạm dịch là *phép nhúng từ*).

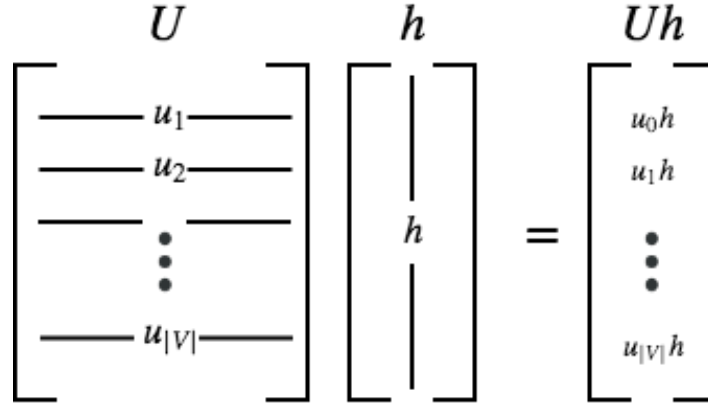
Word embedding được đề xuất bởi giáo sư Yoshua Bengio và cộng sự vào năm 2003 [5] khi họ đã huấn luyện một mô hình ngôn ngữ nơ-ron đồng thời với các tham số của mô hình. Tuy nhiên công trình này vẫn chưa thực sự thành công, cho tới năm 2008, Collobert và Weston [7] đã đề xuất một kiến trúc mạng nơ-ron sâu tổng quát cho bài toán này.

Để hiểu được tại sao word embedding là một phương pháp biểu diễn từ mạnh mẽ, hãy tìm hiểu cách hoạt động của nó. Giả sử đầu vào của một mô hình word embedding là một chuỗi gồm  $T$  véc-tơ one-hot ( $w_1, w_2, \dots, w_T$ ). Để tạo thành véc-tơ embedding, những véc-tơ one-hot sẽ được nhân với một ma trận của phép biến đổi tuyến tính  $P$ . Các véc-tơ one-hot sẽ trở thành những véc-tơ *liên tục* ( $x_1, x_2, \dots, x_T$ ) sao cho,

$$x_j = Pw_j \quad (2.7)$$

Lưu ý rằng phép nhân ma trận này không được thực hiện như phép nhân ma trận thông thường. Bởi vì  $w_j$  chỉ có một phần tử có giá trị 1 (phần tử thứ  $j$ ) và tất cả những phần tử còn lại mang giá trị 0. Cho nên phép nhân này tương đương với lấy cột thứ  $j$  của  $P$ . Phép truy xuất ma trận thì nhanh hơn rất nhiều lần so với phép nhân ma trận nên phép toán 2.7 sẽ không tốn nhiều chi phí. Ban đầu ma trận  $P$  sẽ được khởi tạo ngẫu nhiên, trong học sâu, tùy vào từng bài toán mà những ma trận này sẽ được học bằng thuật toán lan truyền ngược (backpropagation).

Word embedding không chỉ giải quyết vấn đề của véc-tơ one-hot, mà nó còn là một phương pháp mạnh mẽ cho bài toán mô hình hóa ngôn ngữ. Ở phần mô hình ngôn ngữ, chúng tôi có nhắc đến việc mô hình  $n$ -gram xem những từ trong tập ngữ liệu là rời rạc. Nếu trong tập ngữ liệu không có từ "bath room" mà chỉ có "bed room" thì mô hình  $n$ -gram sẽ gán xác suất 0 cho "bath room", mặc dù hai  $n$ -gram này có mối liên quan khá lớn với nhau. Điều này làm cho tính tổng quát hóa của mô hình  $n$ -gram không cao. Khác với mô hình  $n$ -gram, mô hình word embedding có khả năng tổng quát hóa cao với những  $n$ -gram chưa nhìn thấy. Lấy ví dụ một mô hình ngôn ngữ bằng



Hình 2.5: Minh họa quá trình biến đổi của phép nhân ma trận.

mạng nơ-ron truyền thẳng đơn giản gồm hai hàm thành phần  $f$  và  $g$ . Hàm  $f$  ánh xạ một chuỗi  $k$  từ trước đó sang một véc-tơ liên tục. Véc-tơ liên tục  $h$  được coi là véc-tơ ngữ cảnh với từ cần dự đoán.

$$f : \{0, 1\}^{|V| \times k} \rightarrow \mathbb{R}^d \quad (2.8)$$

với  $d$  là kích thước của word embedding mà ta chọn.

Tiếp theo, hàm  $g$  thực hiện ánh xạ véc-tơ ngữ cảnh  $h$  sang một véc-tơ phân bố xác suất nhằm dự đoán từ tiếp theo trong chuỗi.

$$g(h) = \text{softmax}(Uh) \quad (2.9)$$

để cho đơn giản, chúng tôi đã bỏ đi véc-tơ bias của phép biến đổi.

Hình 2.5 miêu tả phép nhân giữa ma trận  $U$  và véc-tơ  $h$ . Nhận thấy rằng thành phần thứ  $i$  của véc-tơ kết quả chính là  $h^t u_i$ . Điều này có nghĩa là xác suất để từ thứ  $i$  trong bộ từ vựng là từ tiếp theo xuất hiện tỷ lệ thuận với kết quả  $h^t u_i$ .

Nếu có hai chuỗi ngữ cảnh được theo sau bởi cùng một tập các từ thì hai véc-tơ ngữ cảnh  $h_1$  và  $h_2$  của chúng phải gần giống nhau. Vì khi nhân hai véc-tơ này với cùng ma trận  $U$ , mô hình đều cần những từ theo sau phải có xác suất lớn trong véc-tơ dự đoán. Điều này có nghĩa là nếu một mô hình ngôn ngữ được huấn luyện tốt, nó sẽ phải chiếu những  $n$ -gram được theo sau bởi cùng một tập từ thành những véc-tơ gần nhau trong không gian liên tục.

Xét một ví dụ về word embedding, trong đó ta quy định bậc của giả định markov

là 1, tức là từ tiếp theo chỉ phụ thuộc vào từ ngay trước nó. Những  $n$ -gram được **in đậm** là những  $n$ -gram cần quan tâm:

1. There are **ten teams** participating in the competition.
2. **four teams** have passed the first round.
3. **four groups** are playing in the field.

Với những phân tích trước đó, hai từ **ten** và **four** sẽ có biểu diễn gần giống nhau vì chúng đều dự đoán từ **teams**. Hơn thế nữa, các véc-tơ từ tương ứng với **teams**  $u_{teams}$  và **groups**  $u_{groups}$  trong ma trận  $U$  cũng sẽ gần giống nhau. Bởi vì nếu không xác suất của **teams** khi biết **four**  $p(teams|four) \propto u_{teams}h_{four}$  và xác suất của **groups** khi biết **four**  $p(groups|four) \propto u_{groups}h_{four}$  sẽ khác nhau mặc dù chúng có cùng xác suất trong tập ngữ liệu (câu thứ 2 và 3 trong tập dữ liệu gồm 3 câu phía trên).

Giả sử tập ngữ liệu gồm 3 câu này được sử dụng để huấn luyện một mô hình ngôn ngữ. Xét một bi-gram chưa từng xuất hiện trong tập ngữ liệu là **ten groups**. Ta biết rằng, mô hình ngôn ngữ gán cho **ten** một véc-tơ  $h_{ten}$  gần với véc-tơ của **four**  $h_{four}$ . Sau đó từ véc-tơ ngữ cảnh của  $h_{ten}$ , mô hình sẽ phải gán cho xác suất  $p(group|ten)$  một giá trị lớn, vì  $h_{ten} \approx h_{four}$  mà  $h_{four}$  và  $u_{group}$  đã được giống hàng tốt với nhau. Rõ ràng là mặc dù bi-gram **ten groups** chưa từng xuất hiện trong tập ngữ vựng, nhưng mô hình vẫn gán cho nó một xác suất hợp lý.

Có thể tóm gọn lại nguyên lý của word embedding là với những từ trong cùng một ngữ cảnh (ngữ cảnh là những từ xung quanh nó) sẽ có véc-tơ embedding giống nhau, và những ngữ cảnh giống nhau cũng sẽ có các véc-tơ tương tự nhau trong không gian ngữ cảnh. Nguyên lý này rất đẹp và có ý nghĩa đối với những bài toán cần dùng đến tính chất ngữ nghĩa của các từ và câu, như trong bài toán dịch máy.

Hiện nay, có hai cách chính để học word embedding.

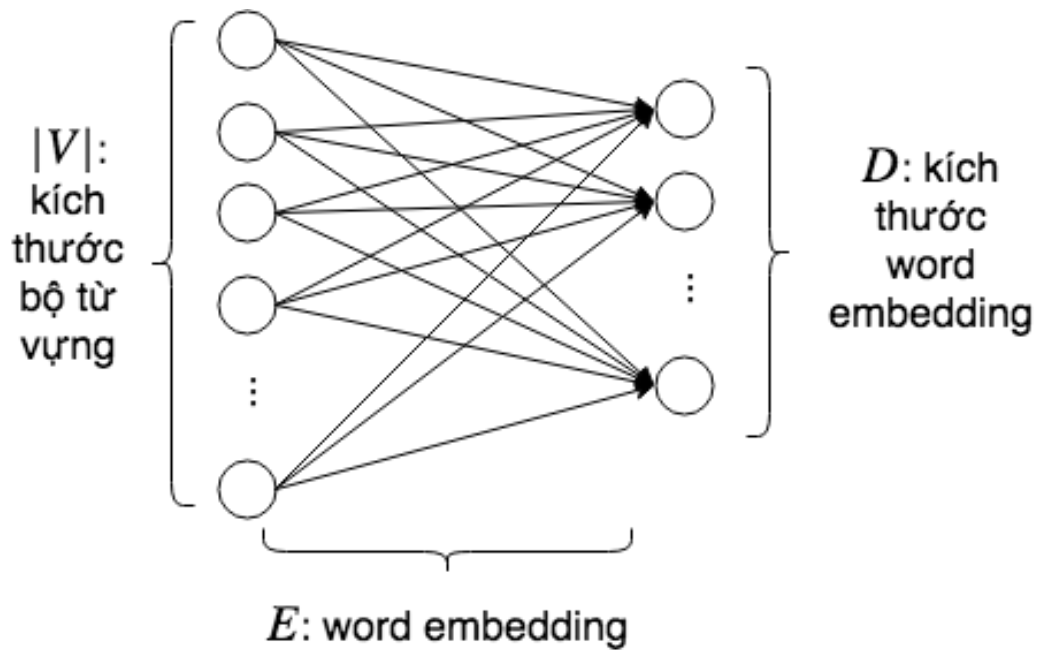
- Học theo chiến lược học không giám sát: sử dụng các thuật toán học đặc biệt để học biểu diễn từ dựa trên một tập dữ liệu. Thường là những tập dữ liệu thu thập được từ các nguồn khác nhau về mà chưa có được xử lý, đánh nhãn để giải quyết cho một bài toán cụ thể nào. Các tập dữ liệu này thường là dùng để huấn luyện cho mô hình ngôn ngữ.

- Học theo chiến lược có giám sát: các véc-tơ biểu diễn từ là một phần của một mô hình học có giám sát, cụ thể là các tham số trong mô hình. Mô hình sẽ học đồng thời cách giải quyết bài toán và các véc-tơ biểu diễn từ. Tùy thuộc vào bài toán mà mô hình này giải quyết như Dịch máy, Phân tích ý kiến của người dùng, các véc-tơ biểu diễn từ học được sẽ phù hợp duy nhất cho bài toán đó.

Hiện nay học theo chiến lược học không giám sát đang có được những kết quả ấn tượng. Cách học này giúp word embedding học được thường tốt hơn do tập dữ liệu không cần nhãn, vì thế tập dữ liệu dành cho việc học word embedding là rất lớn (có thể lên tới 1 tỉ từ) do dễ thu thập. Hơn nữa, word embedding học được còn có khả năng tổng quát hóa tốt (biểu diễn từ học được tốt trong nhiều ngữ cảnh). Đại diện cho cách học này là gồm Word2Vec [27] (sử dụng một mạng nơ-ron và ý tưởng đơn giản để học) và GloVe [31] (sử dụng thông kê tần số của các từ để học). Đây là hai word embedding mà được mọi người tin tưởng và sử dụng rộng rãi để giải quyết các bài toán khác nhau.

Học theo chiến lược có giám sát thì ít phổ biến hơn bởi vì word embedding học được theo cách này thì chỉ có hữu dụng với bài toán mà mô hình đang giải quyết. Nếu như mô hình đang giải quyết bài toán Dịch máy thì word embedding sẽ tập trung vào biểu diễn các từ sao cho phù hợp nhất với bài toán Dịch máy và không thể mang word embedding này để giải quyết bài toán khác. Trong khóa luận này, cách học word embedding theo học có giám sát được sử dụng để biểu diễn các từ trong câu đầu vào và câu đầu ra. Một tầng Embedding được sử dụng để thực hiện mã hóa các từ đầu vào thành các véc-tơ biểu diễn phân tán với kích thước véc-tơ được cho trước. Tầng Embedding này đơn giản là một mạng nơ-ron truyền thẳng mà không có tầng ẩn với đầu vào véc-tơ one-hot và đầu ra là véc-tơ biểu diễn phân tán.





Hình 2.6: Minh họa tầng Embedding. Tầng Embedding này đơn giản là một mạng nơ-ron truyền thẳng mà không có tầng ẩn với đầu vào véc-tơ one-hot và đầu ra là véc-tơ biểu diễn phân tán. Các trọng số của mạng  $E$  chính là word embedding học được. Mỗi một cột thứ  $i$  trong ma trận  $E$  là một véc-tơ biểu diễn phân tán cho từ có thứ  $i$  trong bộ từ vựng.

## Mạng nơ-ron hồi quy (Recurrent neural network)

Trong tự nhiên, dữ liệu không phải lúc nào cũng được sinh ra một cách ngẫu nhiên. Trong một số trường hợp, chúng được sinh ra theo một thứ tự. Xét trong dữ liệu văn bản, ví dụ ta cần điền vào chỗ trống cho câu sau "*Paris là thủ đô của nước \_\_*". Để biết được rằng chỉ có duy nhất một từ phù hợp cho chỗ trống này, đó là "*Pháp*". Điều này có nghĩa là mỗi từ trong một câu không được tạo ra ngẫu nhiên mà nó được tạo ra dựa trên một liên hệ với những từ đứng trước nó. Các loại dữ liệu khác như những khung hình trong một bộ phim hoặc các đoạn âm thanh trong một bản nhạc cũng có tính chất tương tự. Những loại dữ liệu mang thứ tự này được gọi chung là dữ liệu chuỗi (sequential data).

Trong quá khứ, một số mô hình xử lý dữ liệu chuỗi bằng cách giả định rằng đầu vào hiện tại có liên hệ với một số lượng xác định đầu vào trước đó, nhiều mô hình tạo ra một cửa sổ trượt để nối mỗi đầu vào hiện tại với một số lượng đầu vào trước đó nhằm tạo ra sự mô phỏng về tính phụ thuộc. Cách tiếp cận này đã được sử dụng cho

mô hình *Deep belief network* trong xử lý tiếng nói [24]. Nhược điểm của những cách làm này là ta phải xác định trước kích thước của cửa sổ. Một mô hình với kích thước cửa sổ với chiều dài bằng 6 không thể nào quyết định được từ tiếp theo trong câu "*Hổ là loài động vật ăn \_\_\_*" sẽ là "*thịt*" hay "*cỏ*". Trong ví dụ này, từ tiếp theo của câu phụ thuộc mật thiết vào từ "*Hổ*" cách nó đúng 6 từ. Trên thực tế, có rất nhiều câu đòi hỏi sự phụ thuộc với nhiều từ xa hơn trước đó. Ta gọi những sự phụ thuộc kiểu như vậy là những *phụ thuộc dài hạn* (long term dependency).

*Mạng nơ-ron hồi quy* (recurrent neural network) [1] gọi tắt là *RNN* là một nhánh của mạng nơ-ron nhân tạo được thiết kế đặc biệt cho việc mô hình hóa dữ liệu chuỗi. Khác với những mô hình đã đề cập giả định sự phụ thuộc chỉ xảy ra trong một vùng có chiều dài cố định. RNN, trên lý thuyết, có khả năng nắm bắt được các phụ thuộc dài hạn với chiều dài bất kỳ. Để làm được điều đó, trong quá trình học, RNN lưu giữ những thông tin cần thiết cho các phụ thuộc dài hạn bằng một véc-tơ được gọi là *trạng thái ẩn*.

Xét một chuỗi đầu vào  $x = x_1, x_2, \dots, x_n$ . Gọi  $h_t$  là trạng thái ẩn tại *bước thời gian* (timestep)  $t$ , là lúc một mẫu dữ liệu  $x_t$  được đưa vào RNN để xử lý. Trạng thái ẩn  $h_t$  sẽ được tính toán dựa trên mẫu dữ liệu hiện tại  $x_t$  và trạng thái ẩn trước đó  $h_{t-1}$ . Có thể thể hiện  $h_t$  như một hàm hồi quy với tham số là đầu vào hiện tại và chính nó ở thời điểm trước đó:

$$h_t = f(h_{t-1}, x_t) \quad (2.10)$$

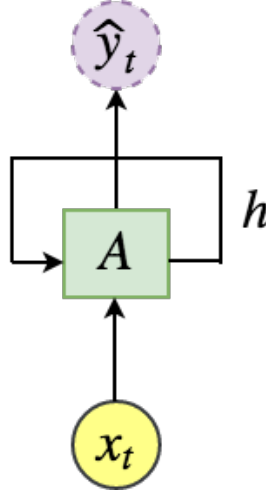
trong đó hàm  $f$  là một ánh xạ phi tuyến. Có thể hình dung  $h_t$  như một đại diện cho những đầu vào mà nó đã xử lý từ thời điểm ban đầu cho đến thời điểm  $t$ . Nói một cách khác, RNN sử dụng trạng thái ẩn như một dạng bộ nhớ để lưu giữ thông tin từ một chuỗi. Hình 2.7 thể hiện định nghĩa hồi quy của RNN.

Thông thường, hàm  $f$  là một hàm phi tuyến như hàm **sigmoid** hay hàm **tanh**. Xét một RNN với công thức cụ thể như sau:

$$h_t = \phi(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (2.11)$$

Trong đó:

- $\phi$  là một hàm kích hoạt (ví dụ: sigmoid, tanh hay ReLU).



Hình 2.7: Mô hình RNN đơn giản với kết nối vòng,  $h$  được xem như bộ nhớ được luân chuyển trong RNN. Ô vuông với ký hiệu "A" trong hình được gọi là một tế bào RNN. Chú ý rằng đường nét đứt ở đầu ra thể hiện rằng tại một thời điểm  $t$ , RNN có thể có hoặc không có một đầu ra.

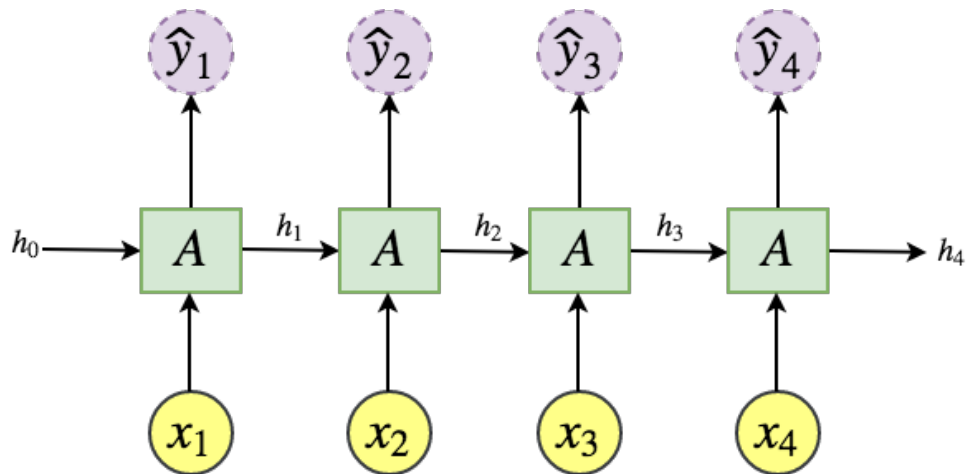
- $h_t \in \mathbb{R}^{D_h}$  là trạng thái ẩn tại bước thời gian hiện tại có chiều dài  $D_h$ .
- $x_t \in \mathbb{R}^{D_x}$  là véc-tơ đầu vào hiện tại có chiều dài  $D_x$ .
- $h_{t-1} \in \mathbb{R}^{D_h}$  là trạng thái ẩn tại bước thời gian trước đó.
- $W_{xh} \in \mathbb{R}^{D_x \times D_h}$ ,  $W_{hh} \in \mathbb{R}^{D_h \times D_h}$  và  $b_h \in \mathbb{R}^{D_h}$  lần lượt là hai ma trận trọng số và véc-tơ bias.

Ma trận  $W_{xh}$  là làm nhiệm vụ kết nối giữa đầu vào và trạng thái ẩn,  $W_{hh}$  kết nối trạng thái ẩn với chính nó trong các bước thời gian liên tiếp. Véc-tơ  $b_h$  dùng để điều chỉnh giá trị của  $h_t$ . Tại thời điểm bắt đầu, trạng thái ẩn  $h_0$  có thể được khởi tạo bằng 0 hoặc là một véc-tơ chứa tri thức có sẵn như trường hợp của bộ giải mã như chúng tôi đã đề cập trong chương 1.

Tại mỗi bước thời gian  $t$ , tùy vào mục tiêu cụ thể của quá trình học mà RNN có thể có thêm một đầu ra  $y_t$ . Trong ngữ cảnh bài toán dịch máy nơ-ron, đầu ra của RNN trong quá trình giải mã chính là một từ trong ngôn ngữ đích hay nói chung là một đầu ra dạng rời rạc. Với mục tiêu đó, đầu ra dự đoán của RNN  $\hat{y}_t$  sẽ có dạng là một phân phối xác suất trên tập các lớp ở đầu ra. Phân phối này nhằm dự đoán vị trí xuất hiện của  $\hat{y}_t$ .

$$\hat{y}_t = \text{softmax}(W_{hy}h_t + b_y) \quad (2.12)$$

Trong đó:



Hình 2.8: Mô hình RNN được dàn trải (unrolled), ví dụ trong 4 bước thời gian.

- softmax là một hàm kích hoạt với  $\text{softmax}(v) = \frac{e^{v_j}}{\sum_{k=1}^K e^{v_k}}$ ,  $j = 1, \dots, K$ .  $K$  là độ dài của véc-tơ  $v$ .
- $h_t \in \mathbb{R}^{D_h}$  là trạng thái ẩn tại bước thời gian hiện tại.
- $W_{hy} \in \mathbb{R}^{L \times D_h}$  và  $b_y \in \mathbb{R}^L$  lần lượt là hai ma trận trọng số và véc-tơ bias.  $L$  là số lượng lớp cần phân biệt ở đầu ra.

Trong công thức trên, hàm softmax đóng vai trò là một hàm chuẩn hóa để  $\hat{y}_t$  thể hiện một phân phối xác suất trên các lớp ở đầu ra. Ma trận  $W_{hy}$  kết nối đầu ra với trạng thái ẩn,  $b_y$  dùng để điều chỉnh giá trị của kết quả tính toán trước khi đưa qua hàm softmax.

Để ý rằng các ma trận trọng số  $W_{xh}$ ,  $W_{hh}$ ,  $W_{hy}$  và các véc-tơ bias  $b_h$ ,  $b_y$  là các tham số học của mô hình và chúng là duy nhất. Có nghĩa là khi những tham số này được học, bất kỳ một đầu vào nào cũng đều sử dụng chung một bộ tham số. Điều này chính là sự chia sẻ tham số (parameters sharing) trong mạng nơ-ron hồi quy. Chia sẻ tham số khiến cho mô hình học dễ dàng hơn, nó giúp cho RNN có thể xử lý chuỗi đầu vào với độ dài bất kỳ mà không làm tăng độ phức tạp của mô hình. Quan trọng hơn, nó giúp ích cho việc tổng quát hóa. Đây chính là điểm đặc biệt của RNN so với mạng nơ-ron truyền thẳng (feedforward neural network).

Với một số lượng hữu hạn các bước thời gian, mô hình RNN trên hình 2.7 có thể được dàn trải ra (unrolled). Dạng dàn trải này được miêu tả trực quan như trên hình 2.8. Với cách thể hiện này, RNN có thể được hiểu như là một mạng nơ-ron sâu với

mỗi bước thời gian là một mạng nơ-ron một tầng ẩn và các tham số học được chia sẻ giữa các mạng nơ-ron đó. Dạng dàn trải cũng thể hiện rằng RNN có thể được huấn luyện qua nhiều bước thời gian bằng thuật toán lan truyền ngược (backpropagation). Thuật toán này được gọi là Backpropagation through time (BPTT) [36]. Thực chất đây là chỉ thuật toán “Backpropagation” khi áp dụng cho RNN dưới dạng dàn trải để tính gradient cho các tham số ở từng bước thời gian. Hầu hết cả các mạng nơ-ron hồi quy phổ biến ngày nay đều áp dụng thuật toán này vì tính đơn giản và hiệu quả của nó.

## Huấn luyện mạng nơ-ron hồi quy

Xét một chuỗi đầu vào  $x = x_1, x_2, \dots, x_n$  với đầu ra tương ứng  $y = y_1, y_2, \dots, y_n$ . Trong quá trình lan truyền tiến, tại mỗi bước thời gian  $t$  ứng mẫu dữ liệu  $(x_t, y_t)$ , công thức tính toán đầu ra dự đoán có dạng:

$$h_t = \phi(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (2.13)$$

$$s_t = W_{hy}h_t + b_y \quad (2.14)$$

$$\hat{y}_t = \text{softmax}(s_t) \quad (2.15)$$

Như trong các bài toán học có giám sát khác, ta cần định nghĩa hàm độ lỗi giữa đầu ra dự đoán  $\hat{y}_t$  và đầu ra thật sự  $y_t$ . Với  $L$  là số lượng lớp của  $y$ , lúc này có thể thấy  $\hat{y}_t$  là một véc-tơ phân phối xác suất có độ dài  $L$ . Để so sánh với  $\hat{y}_t, y_t$  được chuẩn hóa thành một véc-tơ dạng one hot có nghĩa là một véc-tơ với độ dài  $V$  có giá trị bằng 0 trừ vị trí ứng với lớp của  $y_t$  có giá trị 1. Như vậy để so sánh hai phân phối xác suất  $y$  và  $\hat{y}$  hàm độ lỗi *negative log-likelihood* hay còn gọi là *cross entropy* sẽ được sử dụng, gọi  $L_t$  là độ lỗi tại một bước thời gian  $t$ :

$$L_t = -y_t^T \log(\hat{y}_t) \quad (2.16)$$

Gọi  $\theta$  là một tham số của mô hình, biết rằng  $\theta$  được chia sẻ trong quá trình học, tức là ở mọi bước thời gian, chúng đều có giá trị bằng nhau:

$$\theta_t = \theta_k \quad (2.17)$$

Với  $t, k$  là những bước thời gian ( $t \neq k$ ). Tại thời điểm bắt đầu với  $t = k = 0$  mọi  $\theta_i$  đều có giá trị bằng nhau nên trong quá trình học, gradient của chúng cũng cần bằng nhau:

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_t} = \frac{\partial L}{\partial \theta_k} \quad (2.18)$$

Với  $L$  là độ lỗi tổng hợp tại của tất cả các bước thời gian. Như vậy để  $\theta_t = \theta_k, \forall t, k$ , ta chỉ đơn giản xem  $L$  là tổng độ lỗi ở tất cả các bước thời gian. Với cách làm này, tham số luôn bằng nhau sau mỗi lần cập nhật.

$$L = \sum_t L_t = - \sum_t y_t^T \log(\hat{y}_t) \quad (2.19)$$

Mục tiêu của việc học là cực tiểu hóa độ lỗi tổng hợp  $L$ . Thuật toán backpropagation với *gradient descent* sẽ được áp dụng để huấn luyện RNN. Trên thực tế, người ta sẽ sử dụng một phiên bản của gradient descent là mini-batch gradient descent cho việc huấn luyện. Tập dữ liệu ban đầu sẽ được chia thành nhiều mini-batch, mỗi mini-batch là một tập con với số lượng khoảng vài chục đến vài trăm mẫu thuộc tập dữ liệu ban đầu. Với mỗi lần duyệt (iteration), việc tính toán gradient để cập nhật các tham số học của mô hình được thực hiện lần lượt trên tất cả các mini-batch này.

Mô hình cần tìm bộ tham số  $\theta \in \{W_{hy}, W_{hh}, W_{xh}, b_y, b_h\}$  sao cho cực tiểu hóa hàm độ lỗi  $L$ . Theo thuật toán gradient descent, bộ tham số được cập nhật theo công thức:

$$\theta \leftarrow \theta - \eta \nabla_{\theta} L \quad (2.20)$$

Ở đây,  $\nabla_{\theta} L$  là gradient của hàm độ lỗi ứng với tham số  $\theta$ .  $\eta$  được gọi là hệ số học (learning rate) là một siêu tham số quyết định rằng  $\theta$  sẽ thay đổi nhiều bao nhiêu theo giá trị gradient tính được. Trong phần dưới đây, chúng tôi sẽ trình bày việc tính toán gradient của hàm độ lỗi theo bộ tham số học  $\theta \in \{W_{hy}, W_{hh}, W_{xh}, b_y, b_h\}$ .

Với  $s_t = W_{hy}h_t + b_y$  và  $\hat{y}_t = \text{softmax}(s_t)$ , sử dụng chain rule trong tính đạo hàm ta được:

$$\nabla_{\theta} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial \hat{y}_t} \frac{\partial \hat{y}_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial \theta} = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial \theta} \quad (2.21)$$

Và có:

$$\nabla_{s_t} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} = \hat{y}_t - y \quad (2.22)$$

Để dàng tính được:

$$\frac{\partial s_t}{\partial h_t} = W_{hy}^T \quad (2.23)$$

Đến đây, chỉ cần tìm  $\frac{\partial h_t}{\partial \theta}$  với  $\theta \in \{W_{hy}, W_{hh}, W_{xh}, b_y, b_h\}$ . Có thể chia các tham số thành hai nhóm. Nhóm đầu tiên là các tham số liên quan đến quá trình tính toán đầu ra, bao gồm  $\theta^{(1)} \in \{W_{hy}, b_y\}$ . Những tham số này không tham gia vào hàm hồi quy  $h_t$  cho nên gradient ứng với chúng được tính một cách dễ dàng:

$$\nabla_{W_{hy}} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial W_{hy}} = (\hat{y}_t - y) h_t^T \quad (2.24)$$

$$\nabla_{b_y} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial b_y} = \hat{y}_t - y \quad (2.25)$$

Nhóm thứ hai gồm những tham số tham gia vào quá trình hồi quy, bao gồm  $\theta^{(2)} \in \{W_{hh}, W_{xh}, b_h\}$ . Để tính được gradient ứng với  $\theta^{(2)}$ , cần tính được  $\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}}$

Vì  $h_t$  là một hàm hồi quy được xây dựng dựa trên  $\theta^{(2)}$  và  $h_{t-1}$  nên gradient của  $h_t$  tương ứng với  $\theta^{(2)}$  được tính dựa trên quy tắc *total derivative*. Quy tắc này nói rằng nếu  $f(x, y)$  với  $x, y \in \mathbb{R}^M$ , giả sử  $x, y$  là những hàm số của  $r$  sao cho  $x = x(r); y = y(r)$  thì ta có:

$$\frac{\partial f}{\partial r} = \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial r} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial r} \quad (2.26)$$

Áp dụng vào trường hợp của  $\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}}$  ta được:

$$\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} = \frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} + \frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} \frac{\partial h_{t-1}}{\partial \theta^{(2)}} \quad (2.27)$$

Tuy nhiên, ta có thể khai triển công thức trên một lần nữa với cách làm tương tự cho  $\frac{\partial h_{t-1}}{\partial \theta^{(2)}}$ :

$$\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} = \frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} + \frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} \frac{\partial h_{t-1}}{\partial \theta^{(2)}} + \frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} \frac{\partial h_{t-1}}{\partial h_{t-2}} \frac{\partial h_{t-2}}{\partial \theta^{(2)}} \quad (2.28)$$

Khai triển trên sẽ kéo dài cho đến khi gặp  $\frac{\partial h_0}{\partial \theta^{(2)}}$ . Và để ý rằng:

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} \frac{\partial h_{t-1}}{\partial h_{t-2}} \frac{\partial h_{t-2}}{\partial \theta^{(2)}} = \frac{\partial h_t}{\partial h_{t-2}} \frac{\partial h_{t-2}}{\partial \theta^{(2)}} \quad (2.29)$$

$$\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} = \frac{\partial h_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} \quad (2.30)$$

Với cách khai triển như vậy, công thức tổng quát cho  $\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}}$  sẽ là:

$$\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} = \sum_{r=0}^t \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial^\dagger h_r}{\partial \theta^{(2)}} \quad (2.31)$$

trong đó  $\frac{\partial^\dagger h_r}{\partial \theta^{(2)}}$  là đạo hàm "lập tức", có nghĩa là khi lấy đạo hàm  $h_r$  theo  $\theta^{(2)}$ ,  $h_{r-1}$  được coi là hằng số.

Lần lượt thay thế  $\theta^{(2)}$  bằng  $W_{hh}, W_{xh}, b_h$  gradient ứng với từng tham số là:

$$\nabla_{W_{hh}} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial W_{hh}} = (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \sum_{r=0}^t \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial W_{hh}} \quad (2.32)$$

$$\nabla_{W_{xh}} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial W_{xh}} = (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \sum_{r=0}^t \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial W_{xh}} \quad (2.33)$$

$$\nabla_{b_h} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial b_h} = (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \sum_{r=0}^t \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial b_h} \quad (2.34)$$

Để tính  $\frac{\partial h_t}{\partial h_r}$  ta áp dụng chain rule từ bước thời gian thứ  $t$  đến  $r$

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_r} = \prod_{i=r}^t \frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}} \quad (2.35)$$

với  $h_{i+1}, h_i \in \mathbb{R}^n$  nên  $\frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}}$  là một ma trận "Jacobian"



$$\begin{aligned}
\frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}} &= \left[ \frac{h_i}{h_{i-1,1}}, \dots, \frac{h_i}{h_{i-1,n}} \right] \\
&= \begin{bmatrix} \frac{h_{i,1}}{h_{i-1,1}} & \dots & \frac{h_{i,1}}{h_{i-1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \end{bmatrix} \\
&= W_{hh}^T \text{diag}(\phi'(h_i))
\end{aligned} \tag{2.36}$$

Như vậy, ta có gradient của các tham số qua tất cả các bước thời gian sẽ là:

$$\nabla_{b_y} L = \sum_t \hat{y}_t - y \tag{2.37}$$

$$\nabla_{b_h} L = \sum_t \sum_{r=0}^t (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial b_h} \tag{2.38}$$

$$\nabla_{W_{hy}} L = \sum_t (\hat{y}_t - y) h_t^T \tag{2.39}$$

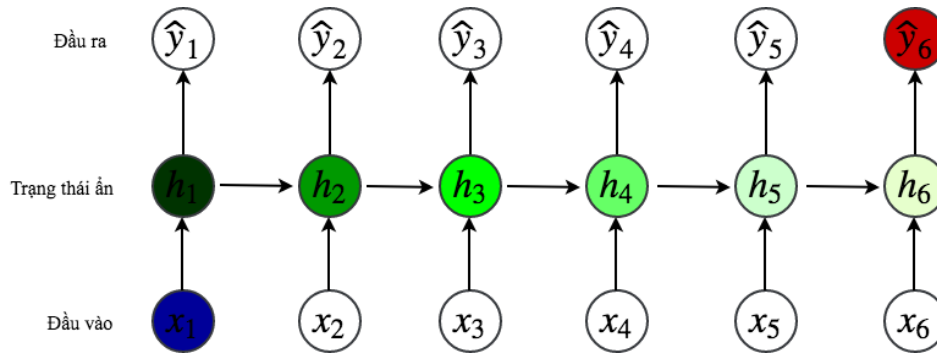
$$\nabla_{W_{hh}} L = \sum_t \sum_{r=0}^t (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial W_{hh}} \tag{2.40}$$

$$\nabla_{W_{xh}} L_t = \sum_t \sum_{r=0}^t (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial W_{xh}} \tag{2.41}$$

## Thách thức trong việc học các phụ thuộc dài hạn

Mặc dù việc tính toán các gradient trong RNN là đơn giản, tuy nhiên việc huấn luyện để tạo ra một RNN hoạt động tốt là vô cùng khó. Khó khăn đó đến từ hai vấn đề: một là việc *mất mát thông tin* (information morphing) và hai là *sự biến mất và sự bùng nổ gradient* (vanishing and exploding gradient).

Đầu tiên, về sự mất mát thông tin: nếu thông tin liên tục bị mất mát, rất khó để khai thác thông tin trong quá khứ khi ta cần nó. Giả sử mô hình cần thông tin về động từ của một câu để phân biệt một câu đó là tích cực hay tiêu cực, sau khi đọc qua toàn bộ câu bằng một RNN, ta tiến hành phân lớp dựa trên trạng thái ẩn cuối cùng của RNN. Tuy nhiên, trong RNN, thông tin sẽ bị mất mát đi khi được lan truyền qua nhiều

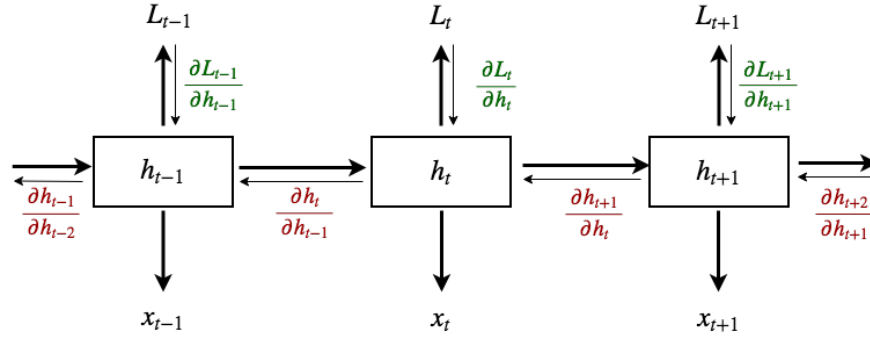


Hình 2.9: Minh họa quá trình thông tin dài hạn trong RNN bị suy giảm. Thông tin từ đầu vào thời điểm thứ nhất bị suy giảm khi lan truyền qua các thời điểm tiếp theo; màu càng đậm tương ứng với lượng thông tin của đầu vào thứ nhất càng nhiều. Bởi vì, thông tin đầu vào thứ nhất được lưu giữ bởi các trạng thái ẩn; trong khi đó, mỗi khi lan truyền qua thời điểm tiếp theo, lượng thông tin đầu vào thứ nhất được lưu trữ trong trạng thái ẩn mất bớt đi để nhường chỗ cho thông tin của đầu vào hiện tại.

bước thời gian do hai lý do:

- Trạng thái ẩn của RNN là một véc-tơ có kích thước cố định, trong quá trình lan truyền tiến, thông tin được ghi liên tục vào trạng thái ẩn này. Nếu câu đầu vào dài, thông tin mới khi được ghi vào trạng thái ẩn sẽ xóa đi những thông tin trong quá khứ. Hình 2.9 diễn tả việc mất mát thông tin trong RNN.
- Thông tin được ghi vào trạng thái ẩn thông qua một hàm hồi quy phi tuyến. Có thể dễ dàng chứng minh rằng hàm phi tuyến này gây mất mát thông tin. Ta biết rằng nếu thông tin không bị mất mát trong quá trình lan truyền, ta có thể học để phục hồi đầu vào  $x_t$  với trạng thái ẩn  $h_t$ . Tuy nhiên, nếu như vậy thì hàm hồi quy của RNN phải là một *hàm đồng nhất* (identity function) nhưng nó lại là một hàm phi tuyến, điều này dẫn đến mâu thuẫn.

Thứ hai, sự biến mất và sự bùng nổ gradient: theo thuật toán BPTT, như đã nói ở trên, gradient theo một tham số hồi quy ở mỗi bước thời gian  $\nabla_{W_{hh}} L_t$  là tổng gradient của  $L_t$  theo tham số đó ở tất cả trạng thái ẩn tại các bước thời gian trước đó  $1, \dots, t$  (công thức 2.41). Chính bởi cơ chế tính toán gradient như vậy, trên lý thuyết RNN có khả năng học được những phụ thuộc dài hạn với độ dài bất kỳ. Tuy nhiên, trong thực tế, việc học các phụ thuộc dài hạn là một vấn đề lớn của RNN được gây ra bởi hai nguyên nhân: sự biến mất gradient (vanishing gradient) và sự bùng nổ gradient (exploding gradient). Nói một cách đơn giản, gradient của một hàm mục tiêu ứng với



Hình 2.10: Tại mỗi bước thời gian  $t$ , đội lỗi không chỉ được lan truyền qua các tầng ở bước thời gian hiện tại mà còn phải lan truyền thông tin độ lỗi qua tất cả thời điểm trước đó. Chính sự lan truyền qua thời gian này gây ra hiện tượng bùng nổ hoặc biến mất gradient.

một tham số nói lên rằng hàm số kia sẽ thay đổi bao nhiêu khi tham số thay đổi. Sự biến mất gradient xảy ra khi gradient trở nên cực kỳ nhỏ; nó khiến cho sự thay đổi của tham số không ảnh hưởng đến sự thay đổi của hàm mục tiêu. Ngược lại sự bùng nổ gradient khiến gradient trở nên lớn một cách đột ngột; điều này khiến cho một sự thay đổi nhỏ trong tham số cũng ảnh hưởng mạnh đến hàm mục tiêu, hoặc đơn giản là gradient lớn đến mức không thể tính toán được. Sự biến mất và bùng nổ gradient được phát hiện và trình bày trong những nghiên cứu [13], [3], [29]. Trong mục này, chúng tôi sẽ trình bày lại nguyên nhân và mô tả một số giải pháp cho hai vấn đề này. Những chứng minh của chúng tôi dựa trên chứng minh trong nghiên cứu [29].

Nhắc lại rằng trong RNN, gradient của hàm lỗi tại bước thời gian  $t$  theo tham số hồi quy  $\theta \in \{W_{hh}, W_{xh}, b_h\}$  là:

$$\nabla_{\theta} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial h_t} \sum_{r=0}^t \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial \theta} \quad (2.42)$$

và

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_r} = \prod_{i=r}^t W_{hh}^T \text{diag}(\phi'(h_i)) \quad (2.43)$$

Đầu tiên, để cho đơn giản, ta hãy xem  $\phi$  là hàm một hàm đồng nhất (identity function) với  $\phi(x) = x$  như vậy theo công thức trên, ta có:

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_r} = \prod_{i=r}^t W_{hh}^T = (W_{hh}^T)^{t-r} \quad (2.44)$$

Với  $W_{hh}$  là một ma trận vuông, nó có thể được phân tích thành dạng:

$$W_{hh} = \Sigma \text{diag}(\lambda) \Sigma^{-1} \quad (2.45)$$

Với  $\Sigma, \lambda$  lần lượt là ma trận véc-tơ riêng và véc-tơ trị riêng của ma trận  $W_{hh}$ . Ta biết rằng lũy thừa của  $W_{hh}$  cũng chính là lũy thừa của véc-tơ trị riêng của nó  $\lambda$ . Khi số mũ của phép lũy thừa lớn, những véc-tơ riêng ứng với trị riêng  $\lambda_i < 1$  sẽ giảm theo hàm mũ, những véc-tơ riêng ứng với trị riêng  $\lambda_i > 1$  sẽ tăng theo hàm mũ. Nói cách khác, *điều kiện đủ* để xảy ra gradient biến mất là trị riêng lớn nhất của ma trận kết nối hồi quy  $\lambda_{max}$  có giá trị nhỏ hơn 1. Để xảy ra gradient bùng nổ, *điều kiện cần* là  $\lambda_{max} > 1$ .

Trong trường hợp tổng quát với một hàm kích hoạt  $\phi$  bất kỳ, với  $\phi'$  bị chặn trên bởi  $\gamma \in \mathbb{R}$  và do đó  $\| \text{diag}(\phi'(h_k)) \| \leq \gamma$ . Với  $\lambda_{max} < \frac{1}{\gamma}$ , hiện tượng gradient biến mất sẽ xảy ra. Theo công thức 2.36:

$$\forall i, \left\| \frac{\partial h_{i+1}}{\partial h_i} \right\| \leq \|W_{hh}^T\| \| \text{diag}(\phi'(h_k)) \| < \frac{1}{\gamma} \gamma < 1 \quad (2.46)$$

Đặt  $\beta \in \mathbb{R}$  sao cho  $\forall i, \left\| \frac{\partial h_{i+1}}{\partial h_i} \right\| \leq \beta < 1$ , như vậy ta có thể thấy được rằng:

$$\lim_{t-r \rightarrow \infty} \frac{\partial h_t}{\partial h_r} = \prod_{i=r}^t W_{hh}^T \text{diag}(\phi'(h_i)) \leq \beta^{t-r} = 0 \quad (2.47)$$

Bằng cách đảo ngược chứng minh này ta được *điều kiện cần* để xảy ra gradient bùng nổ là trị riêng lớn nhất  $\lambda_{max}$  lớn hơn  $\frac{1}{\gamma}$ .

Chứng minh trên cho thấy rằng, khi  $t - r$  lớn, tức là khoảng cách giữa từ đang xét và một từ trong quá khứ là lớn thì  $\nabla_{\theta_r} L_t$  sẽ hoặc rất bé nếu  $\lambda_{max} < \frac{1}{\gamma}$  hoặc có khả năng trở nên rất lớn nếu  $\lambda_{max} > \frac{1}{\gamma}$ . Trong thực tế, với  $\phi$  là hàm **tanh** ta có  $\gamma = 1$  trong khi với  $\phi$  là hàm sigmoid, ta có  $\gamma = 1/4$ . Nếu ta khởi tạo tham số  $\theta$  nhỏ hoặc dùng hàm kích hoạt có  $\gamma$  nhỏ như hàm **sigmoid** thì sự biến mất gradient sẽ dễ rất dễ xảy ra; nó khiến cho mô hình chỉ học được những phụ thuộc cục bộ. Ngược lại, nếu  $\theta$  được khởi tạo với giá trị lớn, gradient tại các bước thời gian ở xa sẽ bùng nổ và kết quả là mô hình không thể học được [29].

Một kỹ thuật để đối phó với sự bùng nổ gradient được đề là chuẩn hóa gradient

về một giá trị nếu nó vượt quá một ngưỡng nào đó. Kỹ thuật này gọi là *gradient norm clipping* [29]. Cụ thể, ta đặt một ngưỡng là chặn trên cho gradient, tại mỗi bước thời gian  $t$  trong lúc backpropagation, nếu độ lớn của gradient lớn hơn ngưỡng này ta sẽ chuẩn hóa trở về một giá trị nhỏ hơn. Giải pháp này được áp dụng trong thực tế để ngăn chặn các giá trị NaN (Not a Number) trong gradient và cho phép quá trình huấn luyện tiếp tục. Gradient norm clipping được trình bày trong thuật toán 2.1.

---

#### Thuật toán 2.1 Gradient clipping

---

**Đầu vào:** Gradient ứng với tham số  $\theta$

**Đầu ra:** Gradient ứng với tham số  $\theta$  được chuẩn hóa về một ngưỡng *threshold*

**Thao tác:**

```

1:  $\hat{g} \leftarrow \frac{\partial E}{\partial \theta}$ 
2: if  $\|\hat{g}\| \geq threshold$  then
3:    $\hat{g} \leftarrow \frac{threshold}{\|\hat{g}\|} \hat{g}$ 
4: end if

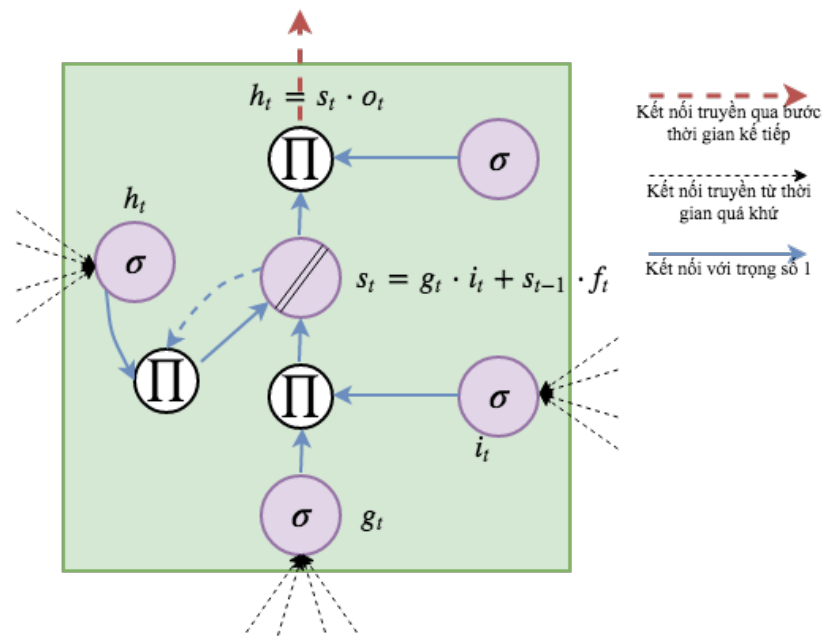
```

---

Mặt khác, vấn đề biến mất gradient là khó giải quyết hơn. Đã có nhiều cách tiếp cận được đề xuất để giải quyết vấn đề này như *Hessian Free Optimization* [25], *Echo State Network* [2], *Long short-term memory* [13] và một số phương pháp khác được liệt kê trong [4]. Trong số những phương pháp đó, Long short-term memory (LSTM) là phương pháp thường được sử dụng nhất. LSTM là phiên bản nâng cấp của RNN với các chế độ để giải quyết hiệu quả vấn đề biến mất gradient, hơn thế nữa, với các cơ chế của mình, LSTM còn có thể giải quyết vấn đề bùng nổ gradient và giúp mạng nơ-ron hồi quy học tốt hơn. Nó cũng chính là phiên bản mạng nơ-ron hồi quy mà chúng tôi sử dụng trong khóa luận này. Trong phần tiếp theo, chúng tôi sẽ trình bày về LSTM và giải thích vì sao LSTM hiệu quả không chỉ trong việc giải quyết vấn đề biến mất gradient mà còn cho cả vấn đề bùng nổ gradient và mất mát thông tin.

## Long short-term memory (LSTM)

Hochreiter và Schmidhuber [13] đã giới thiệu mô hình *Long short-term memory* (LSTM) chủ yếu ở để khắc phục vấn đề biến mất gradient trong RNN. Nhớ lại rằng trong RNN, chính việc mô hình hóa phụ thuộc thời gian dựa vào ma trận trọng số  $W_{hh}$  đã gây ra hiện tượng gradient biến mất. Giả sử gọi  $S_t$  là trạng thái liên kết hồi quy



Hình 2.11: Một LSTM cell với cổng quên, ô với ký hiệu  $\sigma$  đại diện cho những nút; các ô với ký hiệu  $\Pi$  đại diện cho các cổng. Ô tròn ở trung tâm đại diện cho trạng thái lưu giữ.

(trong RNN, nó chính là trạng thái ẩn). Ý tưởng của LSTM là thay vì tính toán  $S_t$  từ  $S_{t-1}$  với một phép nhân ma trận theo sau là hàm kích hoạt phi tuyến, LSTM trực tiếp tính toán một  $\Delta S_t$  sau đó nó được cộng với  $S_{t-1}$  để tạo ra  $S_t$ . Thoạt nhìn, sự khác biệt này có thể không đáng kể khi mà  $S_t$  đều đạt được trong cả hai cách. Tuy nhiên, với cách làm này, các gradient của LSTM tính toán  $\Delta S_t$  sẽ không bị biến mất.

Thuật ngữ "Long short-term memory" xuất phát từ nhận định sau. Mạng RNN đơn giản có "long term memory" (bộ nhớ dài hạn) dưới dạng các ma trận trọng số. Những ma trận trọng số này thay đổi một cách chậm rãi trong quá trình học nhằm mã hóa kiến thức về dữ liệu. RNN cũng có "short-term memory" (bộ nhớ ngắn hạn) dưới dạng các kích hoạt tạm thời, được truyền từ mỗi bước thời gian sang các bước thời gian sau đó. "Long short-term memory" tạm dịch là "bộ nhớ ngắn hạn dài" cho phép mở rộng bộ nhớ ngắn hạn bằng cách thêm vào một loại lưu trữ trung gian gọi là trạng thái lưu giữ (cell state). Trạng thái lưu giữ này có khả năng lưu giữ các thông tin cần thiết một cách lâu dài dưới dạng một bộ nhớ ngắn hạn. Để làm được điều này, LSTM sử dụng một cơ chế gọi là "cổng", các "cổng" giúp được huấn luyện để chọn lọc thông tin nào là cần thiết để tác động lên trạng thái lưu trữ. Với cách làm này, trạng thái lưu trữ sẽ lưu được nhiều thông tin hơn, vì chỉ những thông tin quan trọng mới tồn tại

trong nó.

Về cấu tạo, một LSTM tương tự như một RNN một lớp ẩn, nhưng mỗi RNN cell (ký hiệu "A" trong hình 2.8) được thay thế bằng một *memory cell* (hình 2.11). Giống như RNN cell, memory cell nhận một đầu vào bên ngoài và phát sinh một đầu ra cũng như là truyền đi một trạng thái ẩn sang memory cell ở bước thời gian kế tiếp. Tuy nhiên, trong memory cell còn có thêm một trạng thái lưu giữ cũng được truyền đi như một trạng thái ẩn. Cấu tạo chi tiết của LSTM sẽ được trình bày trong phần dưới đây, cấu tạo này dựa trên phiên bản LSTM của [10].

- *Nút đầu vào (input node)*: Đơn vị này được ký hiệu là  $g$ , là một mạng nơ-ron một tầng ẩn. Nút đầu vào có nhiệm vụ mô hình hóa đầu vào tại mỗi bước thời gian. Nó nhận tham số là đầu vào tại bước thời gian hiện tại  $x_t$  và trạng thái ẩn tại thời điểm trước đó  $h_{t-1}$ . Cụ thể, tại mỗi bước thời gian nút đầu vào có công thức:

$$g_t = \phi(W_{gx}x_t + W_{gh}h_{t-1} + b_g) \quad (2.48)$$

- *Cổng vào (input gate)*: "Cổng" như đã nói, là một cơ chế đặc biệt của LSTM. Cổng vào cũng được cấu tạo giống như nút đầu vào, nó nhận tham số là  $x_t$  và  $h_{t-1}$ . Sau đó được đưa qua hàm kích hoạt sigmoid để tạo ra giá trị trong khoảng  $(0, 1)$ . Sở dĩ đơn vị này được gọi là "cổng vào" vì giá trị của nó sẽ được sử dụng để nhân với giá trị của nút đầu vào. Giá trị của nó thể hiện lượng thông tin mà nút đầu vào được phép truyền đi. Nếu cổng vào bằng 0, nút đầu vào sẽ truyền đi với giá trị 0. Nếu cổng vào bằng 1, nút đầu vào sẽ truyền đi với giá trị ban đầu. Cụ thể hơn, ta có công thức của cổng vào, được ký hiệu là  $i$ , tại bước thời gian  $t$ :

$$i_t = \sigma(W_{ix}x_t + W_{ih}h_{t-1} + b_i) \quad (2.49)$$

- *Trạng thái lưu giữ (cell state)*: Trái tim của LSTM chính là trạng thái lưu trữ, là một mạng nơ-ron với hàm kích hoạt tuyến tính. Khá giống với trạng thái ẩn trong RNN, trạng thái lưu trữ  $s_t$  cũng có một kết nối hồi quy với trạng thái lưu trữ trước đó  $s_{t-1}$ . Tuy nhiên, trọng số kết nối hồi quy luôn có giá trị cố định là 1. Bởi vì kết nối hồi quy này qua nhiều bước đều có trọng số không đổi nên khi tính toán, gradient của độ lỗi không bị bùng nổ hay biến mất. Tại mỗi bước thời

gian, trạng thái lưu trữ được tính như sau:

$$s_t = s_{t-1} + g_t \odot i_t \quad (2.50)$$

ký hiệu  $\odot$  nghĩa là phép nhân theo từng phần tử (element-wise multiplication).

- *Cổng quên (forget gate)*: Cổng quên là một đề xuất của [10] so với bài báo LSTM gốc. Thay vì kiểm soát lượng thông tin để đưa vào trạng thái lưu giữ như cổng vào, cổng quên cung cấp khả năng tẩy đi một lượng thông tin trong trạng thái lưu giữ. Cụ thể, cổng quên với giá trị thuộc khoảng  $(0, 1)$  sẽ được nhân với  $s_{t-1}$  trong công thức 2.50. Tại mỗi bước thời gian, giá trị của cổng quên  $f_t$  được tính như sau:

$$f_t = \sigma(W_{fx}x_t + W_{fh}h_{t-1} + b_f) \quad (2.51)$$

Công thức của trạng thái lưu trữ được sửa lại khi có cổng quên:

$$s_t = s_{t-1} \odot f_t + g_t \odot i_t \quad (2.52)$$

- *Cổng ra (output gate)*: Giá trị đầu ra  $v_t$  của memory cell tại mỗi bước thời gian chính là tích giá trị của trạng thái lưu trữ  $s_t$  với giá trị của cổng ra  $o_t$ . Trong một số phiên bản của LSTM, hàm kích hoạt  $\phi$  có thể là hàm **tanh** hoặc **sigmoid** hoặc không sử dụng hàm kích hoạt nào. Tại mỗi bước thời gian, giá trị của cổng ra  $o_t$  được tính như sau:

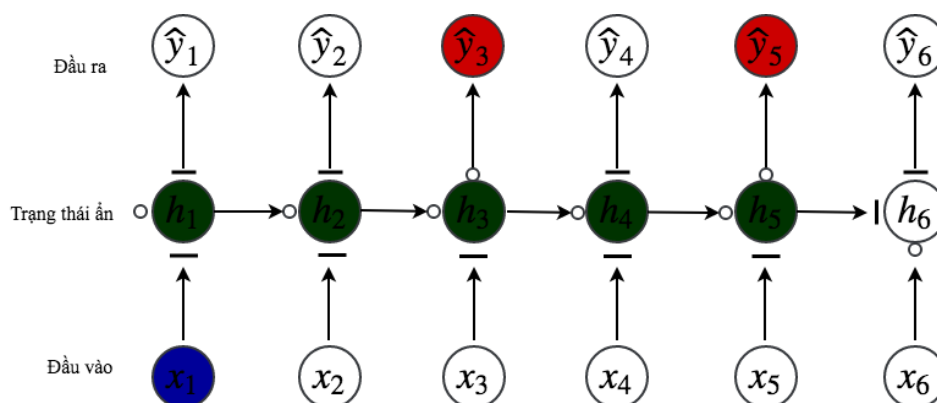
$$o_t = \sigma(W_{ox}x_t + W_{oh}h_{t-1} + b_o) \quad (2.53)$$

Đầu ra của memory cell cũng chính là trạng thái ẩn  $h_t$  có giá trị:

$$h_t = \phi(s_t) \odot o_t \quad (2.54)$$

Như đã phân tích, đối với RNN, trạng thái ẩn được tạo ra một cách trực tiếp từ trạng thái ẩn trước đó thông qua phép biến đổi phi tuyến. Điều này làm cho gradient bị biến mất trong quá trình lan truyền ngược từ trạng thái ẩn này sang trạng thái ẩn khác. Trong khi đó, với LSTM, trạng thái ẩn được tính một cách gián tiếp thông qua





Hình 2.12: Minh họa quá trình thông tin dài hạn trong LSTM được duy trì. Hình vẽ này minh họa cách thông tin của đầu vào tại thời điểm thứ nhất được duy trì một cách toàn vẹn khi lan truyền qua các thời điểm tiếp theo; màu càng đậm tương ứng với lượng thông tin của đầu vào thứ nhất càng nhiều. Ở đây, mỗi nơ-ron ẩn có các cổng: cổng quên (bên trái), cổng vào (bên dưới) và cổng ra (bên trên) của các trạng thái ẩn; một cổng mở hoàn toàn được kí hiệu bởi “o”, và đóng hoàn toàn được kí hiệu bởi “—”. Để duy trì thông tin của đầu vào thứ nhất một cách toàn vẹn, tại tất cả các thời điểm, các cổng xóa được mở hoàn toàn để lấy toàn bộ thông tin của đầu vào thứ nhất; trong khi đó, từ thời điểm thứ hai, các cổng đầu vào đóng hoàn toàn để chặn thông tin của các đầu vào mới. Tại thời điểm nào mà trạng thái ẩn cần sử dụng tất cả thông tin của đầu vào thứ nhất, mô hình chỉ cần mở hoàn toàn cổng đầu ra để lấy toàn vẹn thông tin này.

trạng thái lưu giữ mà những trạng thái lưu trữ này được kết nối với nhau qua một phép biến đổi tuyến tính. Điều này giúp cho gradient không bị thay đổi trong quá trình lan truyền ngược. Do đó giảm khả năng LSTM gặp phải vấn đề gradient bị biến mất hay bùng nổ. Ngoài ra, với cơ chế cổng, LSTM có khả năng chọn lọc những thông tin cần thiết, loại bỏ các thông tin thừa trong trạng thái ẩn, điều này giúp tăng khả năng lưu trữ thông tin so với RNN. Ta thấy rằng nếu muốn lấy thông tin từ một thời điểm nào đó, LSTM có thể học để đóng các cổng đầu vào và cổng quên, cho nên thông tin có thể truyền từ một thời điểm đi rất xa mà ít bị mất mát (hình 2.12 thể hiện khả năng bảo vệ thông tin của LSTM). Khả năng bảo quản thông tin tốt và nắm bắt các phụ thuộc dài hạn chính là lý do vì sao LSTM được chọn để làm bộ mã hóa và bộ giải mã trong khóa luận này.

## Mạng nơ-ron hồi quy hai chiều

Trong một số trường hợp, tại một bước thời gian, để dự đoán kết quả của mạng nơ-ron hồi quy, mô hình không chỉ cần các thông tin ngữ cảnh từ quá khứ mà còn cần những thông tin ngữ cảnh từ tương lai. Ví dụ như trong bài toán gán nhãn từ loại

(part-of-speech tagging): ta cần gán từ loại cho mỗi từ trong câu  $w_i$ , nếu sử dụng một RNN đơn thuần, mô hình sẽ chỉ sử dụng được những thông tin từ những từ phía trước  $w_1, \dots, w_{i-1}$  để dự đoán nhãn của từ  $w_i$ , sẽ hiệu quả hơn nếu tận dụng được cả những từ phía sau  $w_{i+1}, \dots, w_N$  cho việc dự đoán. Việc này không thể thực hiện được chỉ với mạng nơ-ron hồi quy đơn thuần.

Công trình [33] đề xuất mô hình mạng nơ-ron hồi quy hai chiều (Bidirectional recurrent neural network). Mô hình này rất giống mạng nơ-ron hồi quy được trình bày trong mục 2.3 ngoại trừ việc tại mỗi bước thời gian  $t$ , mô hình này duy trì hai lớp ẩn (thay vì một như trong RNN thông thường): một lớp ẩn được truyền từ trái sang phải và một truyền từ phải sang trái. Hai lớp ẩn này tương đương với hai véc-tơ trạng thái ẩn, trạng thái ẩn tổng hợp tại mỗi bước thời gian là véc-tơ nối dài của hai trạng thái ẩn này. Có thể coi RNN hai chiều là hai RNN độc lập nhau trừ việc chúng sử dụng cùng một đầu ra và bộ các tham số. Có thể diễn tả một RNN hai chiều bằng công thức:

$$\overleftarrow{h}_t = \phi(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (2.55)$$

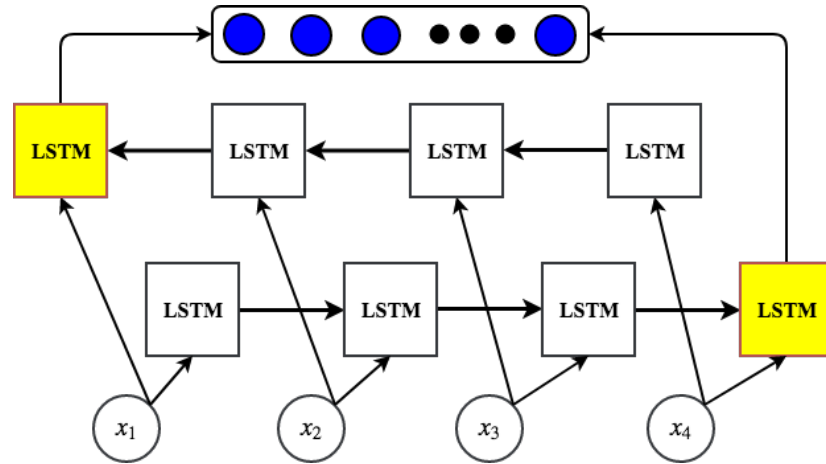
$$\overrightarrow{h}_t = \phi(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t+1} + b_h) \quad (2.56)$$

$$\hat{y}_t = \zeta\left(W_{hy}\left[\overleftarrow{h}_t; \overrightarrow{h}_t\right] + b_y\right) \quad (2.57)$$

trong công thức trên,  $\overleftarrow{h}_t, \overrightarrow{h}_t$  lần lượt là véc-tơ trạng thái ẩn truyền từ phải sang trái và từ trái sang phải.  $\zeta$  là một hàm đầu ra (như hàm softmax).

Ở bước lan truyền tiến, lớp ẩn thứ nhất được kích hoạt để truyền từ trái sang phải, trong quá trình đó, những trạng thái ẩn  $\overrightarrow{h}_t$  được lưu trữ lại. Sau đó, lớp ẩn thứ hai được kích hoạt để truyền từ phải sang trái và những trạng thái ẩn  $\overleftarrow{h}_t$  cũng được lưu trữ lại. Cuối cùng, thực hiện lan truyền tiến ở các bước đầu ra, sử dụng trạng thái ẩn là véc-tơ nối dài của các cả hai trạng thái ẩn  $\overrightarrow{h}_t$  và  $\overleftarrow{h}_t$ . Tương tự như vậy, ở bước lan truyền ngược, gradient ở các đầu ra được tính trước và các gradient ở đầu ra được lưu trữ lại. Sau đó, lần lượt thực hiện lan truyền ngược theo chiều từ trái sang phải và từ phải sang trái với các giá trị gradient ở đầu ra đã được lưu lại.

Mặc dù RNN hai chiều giúp tăng cường thông tin cho trạng thái ẩn ở cả hai chiều của câu, tuy nhiên nó có hai nhược điểm, một là: quá trình lan truyền tiến và lan truyền



Hình 2.13: Minh họa một bi-LSTM được dùng làm bộ mã hóa. Trạng thái ẩn cuối cùng (véc-tơ cao nhất trong hình) là sự kết hợp theo chiều dọc của hai véc-tơ trạng thái ẩn cuối cùng ở hai chiều từ trái sang phải và từ phải sang trái. Nếu thay LSTM trong hình bằng RNN, ta sẽ có một bi-RNN.

ngược ở hai chiều phải thực hiện tuần tự nhau, việc này làm chậm quá trình học. Hai là: RNN hai chiều chỉ thích hợp cho những bài toán thực hiện trên dữ liệu đầy đủ, ví dụ bài toán phân tích ý kiến (sentiment analysis), gán nhãn từ loại (part-of-speech tagging),... Đối với những bài toán mà dữ liệu chưa hoàn chỉnh, ví dụ như dự đoán từ tiếp theo trong chuỗi, việc sử dụng RNN hai chiều là bất khả thi (vì ta cần một chiều ngược lại trong bước dự đoán, cái mà chưa xảy ra).

Mô hình hai chiều cũng có thể dễ dàng áp dụng lên LSTM (thay vì RNN) với các thiết lập tương tự. Để dễ dàng trong việc gọi tên các mô hình một chiều và hai chiều. Từ đoạn này trở đi, chúng tôi ký hiệu RNN hay LSTM một chiều lần lượt là *uni-RNN* và *uni-LSTM*, tiền tố *uni* đại diện cho *unidirectional* có nghĩa là *một chiều*. Tương tự như vậy RNN hay LSTM hai chiều lần lượt được ký hiệu là *bi-RNN* và *bi-LSTM*, tiền tố *bi* đại diện cho *bidirectional* có nghĩa là *hai chiều*. Hình 2.13 mô tả một bi-LSTM trong quá trình đọc một câu nguồn.

## Chương 3

# Dịch máy bằng mô hình học LSTM-Attention

Chương này trình bày về mô hình học LSTM-Attention cho bài toán Dịch máy dựa trên bài báo "Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation" [22] được công bố tại hội nghị EMNLP của nhóm tác giả thuộc Đại học Stanford gồm Minh-Thang Luong, Hieu Pham, Christopher D. Manning. Chúng tôi trình bày về việc tổ chức các LSTM theo kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã cùng với sử dụng các phiên bản của cơ chế Attention. Cụ thể:

- *LSTM*: sử dụng hai LSTM được tổ chức theo kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã để tránh được ràng buộc về số lượng từ ở ngôn ngữ nguồn và ngôn ngữ đích khi dùng một LSTM để dịch.
- *Attention*: chúng tôi tìm hiểu sự hạn chế hiện có của kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã khi thực hiện dịch những câu dài. Từ đó, cơ chế Attention được sử dụng để giải quyết hạn chế đó bằng cách sử dụng thêm các trạng thái ẩn của bộ mã hóa trong quá trình giải mã.
  - Toàn cục: phiên bản này "nhìn" tất cả trạng thái ẩn trong bộ mã hóa trong mỗi bước giải mã.
  - Cục bộ: phiên bản này chỉ "nhìn" một số trạng thái ẩn trong bộ mã hóa trong mỗi bước giải mã.

## Mô hình học LSTM cho bài toán Dịch máy

Với những kiến thức về mô hình LSTM mà đã được trình bày ở chương trước, ta có thể nghĩ đến việc sử dụng một mô hình LSTM để giải quyết bài toán Dịch máy. Với đầu vào tại mỗi bước thời gian là một từ ở trong câu nguồn và đầu ra là một từ tương ứng trong ngôn ngữ đích. Tuy nhiên, do bản thân của mô hình, khi sử dụng một mô hình như vậy áp dụng cho bài toán Dịch máy thì phải chịu một số hạn chế. Một trong những hạn chế lớn nhất chính là ràng buộc chiều dài của câu đầu vào (câu ở ngôn ngữ nguồn) phải bằng chiều dài của câu đầu ra (câu ở ngôn ngữ đích). Hơn nữa, đối với những ngôn ngữ có trật tự từ khác nhau như tiếng Anh (chủ ngữ-vị ngữ-tân ngữ) và tiếng Nhật (chủ ngữ-tân ngữ-vị ngữ) thì với một LSTM mô hình không thể dịch tốt được.

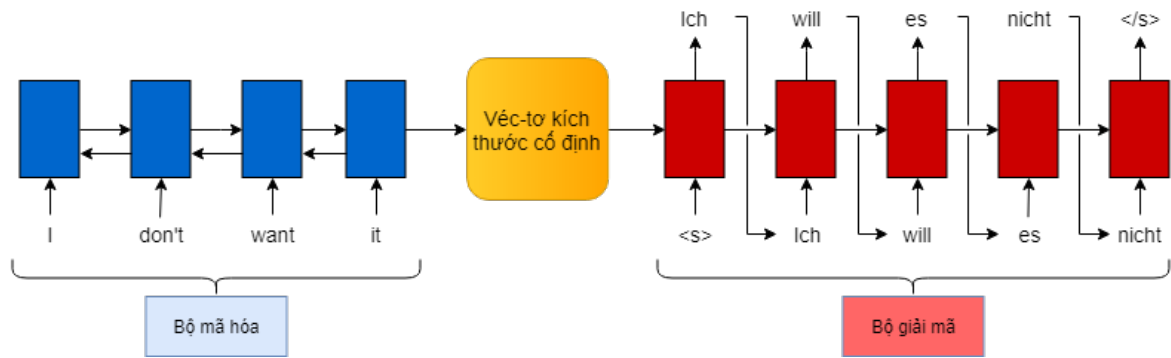
Để giải quyết những hạn chế của đó, nhóm tác giả Sutskever, 2014 [34] đã đề xuất một kiến trúc tên gọi là *Chuỗi tới Chuỗi* (*Sequence to Sequence - Seq2Seq*). Tuy nhiên, mọi người thường gọi kiến trúc này là kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã (Encoder-Decoder). Trong khóa luận này, chúng tôi tìm hiểu và dùng kiến trúc này để giải quyết bài toán Dịch máy và gọi nó là Bộ mã hóa - Bộ giải mã.

Kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã như tên gọi, gồm có hai bộ phận chính là bộ mã hóa và bộ giải mã. Mỗi một bộ phận sẽ là một mô hình học được lựa chọn sao cho phù hợp với bài toán và có thể hoạt động tốt với nhau. Đối với bài toán Dịch máy và trong phạm vi khóa luận này, mỗi bộ phận sẽ là một mạng nơ-ron hồi qui, cụ thể là một LSTM. Các LSTM trong kiến trúc sẽ được sắp xếp một cách hợp lý dựa trên những đặc tính của chúng sao cho phù hợp với bài toán Dịch máy.

Hình 3.1 minh họa kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã được sử dụng trong khóa luận để giải quyết bài toán Dịch máy. Chúng tôi sẽ trình bày cụ thể về cách hoạt động của hai bộ phận này trong các phần tiếp theo. Để thuận lợi hơn cho việc trình bày về mô hình học, đối với các véc-tơ và các ma trận, chúng tôi sẽ in đậm các kí hiệu đó.

### Bộ mã hóa

Bộ mã hóa là một bi-LSTM (LSTM hai chiều). Bi-LSTM này nhận đầu vào là một câu ở ngôn ngữ nguồn  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_S\}$  với  $S$  là chiều dài,  $x_1, \dots, x_S$  là các từ trong câu. Đầu ra là một véc-tơ có kích thước cố định. Véc-tơ này chứa các thông tin cần thiết để



Hình 3.1: Minh họa kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã được sử dụng trong khóa luận. Kiến trúc có hai bộ phận. Trong đó, bộ mã hóa là một bi-LSTM có nhiệm vụ nhận câu nguồn làm đầu vào và xuất ra một véc-tơ có kích thước cố định chứa thông tin cần thiết để dịch của toàn bộ câu nguồn. Bộ giải mã là một uni-LSTM có đầu vào là véc-tơ có kích thước cố định của bộ mã hóa và đầu ra là câu đích.

tiến hành dịch sang câu ở ngôn ngữ đích. Nhiệm vụ của bộ mã hóa (bi-LSTM) là thực hiện mã hóa toàn bộ câu nguồn thành véc-tơ có chứa các thông tin hữu ích. Véc-tơ kích thước cố định này được gọi là véc-tơ mã hóa, nó rất quan trọng và là tiền đề để việc dịch sang câu đích đạt chất lượng tốt.

Ở đây, véc-tơ trạng thái ẩn  $h_S$  (trạng thái ẩn cuối cùng trong bi-LSTM) được sử dụng làm véc-tơ mã hóa. Lí do bởi vì trong bi-LSTM, trạng thái ẩn của một từ thứ  $t$  (tại bước thời gian  $t$ ) chứa những thông tin, mối quan hệ giữa từ này và những từ lân cận. Hơn nữa, nó còn chứa thông tin của toàn bộ những từ ở đầu câu cho tới từ thứ  $t$ . Điều này giúp cho bi-LSTM tận dụng được thông tin ngữ cảnh tốt hơn, chứa đựng được nhiều thông tin hơn uni-LSTM. Và điều đó phù hợp với ý tưởng của véc-tơ mã hóa của bộ mã hóa, đó là làm sao đưa được nhiều thông tin nhất có thể vào véc-tơ mã hóa. Điểm đặc biệt của bi-LSTM trong bộ mã hóa này so với các LSTM thông thường khác là do chúng tôi chỉ sử dụng véc-tơ trạng thái ẩn cuối cùng làm đầu ra của bộ mã hóa, vì vậy bi-LSTM này tại tất cả bước thời gian đều không xuất ra bất kỳ đầu ra nào. Hình 3.1 minh họa loại bi-LSTM được sử dụng cho bộ mã hóa trong khóa luận (bên trái). Tại mỗi bước thời gian, bi-LSTM nhận một từ ở câu ngôn ngữ nguồn và thực hiện cập nhật trạng thái ẩn cho đến hết câu.

Một cách tổng quát, bộ mã hóa là một mô hình mà nó mã hóa toàn bộ một đầu vào bất kỳ thành một véc-tơ bất kỳ mà véc-tơ đó chứa đầy đủ những thông tin cần thiết để thực hiện các công việc sau này. Trong một số công trình, họ sử dụng thêm một số phép biến đổi trên trạng thái ẩn cuối cùng của bi-LSTM để tạo ra một véc-tơ đầu ra

phù hợp với mục đích của họ. Đối với bài toán như Phát sinh câu miêu tả cho ảnh, đầu ra của bộ mã hóa thường là một véc-tơ kích thước cố định chứa đặc trưng hữu ích của toàn bộ bức ảnh. Còn đối với bài toán Tóm tắt văn bản, đầu ra của bộ mã hóa là một véc-tơ chứa toàn bộ thông tin cần thiết dùng cho việc tóm tắt của văn bản đầu vào.

## Bộ giải mã

Bộ giải mã là một uni-LSTM (LSTM một chiều). Uni-LSTM này nhận đầu vào là một véc-tơ kích thước cố định chứa thông tin cần thiết của câu cần dịch. Véc-tơ này là véc-tơ kích thước cố định từ đầu ra của bộ mã hóa. Đầu ra của bộ giải mã là câu đã được dịch sang ngôn ngữ đích  $\mathbf{y} = \{y_1, \dots, y_{S'}\}$  với  $S'$  là chiều dài của câu đích,  $y_1, \dots, y_{S'}$  là các từ trong câu đích. Lí do chúng tôi sử dụng uni-LSTM mà không phải là bi-LSTM bởi vì trong quá trình giải mã (dịch) mô hình chỉ biết có được những từ đã được dịch ở trước đó (thông tin trong quá khứ) mà không biết được những từ đang sau (thông tin trong tương lai) (vì những từ phía sau chưa được dịch). Do đó, việc sử dụng lợi thế của bi-LSTM trong bộ giải mã là không thể. Hình 3.1 minh họa loại uni-LSTM được sử dụng cho bộ giải mã trong khóa luận này (bên phải). Ở bước thời gian đầu tiên, uni-LSTM nhận đầu vào là kí tự bắt đầu câu  $\langle s \rangle$  và dự đoán từ đầu tiên của câu đích. Tại mỗi bước thời gian tiếp theo, bi-LSTM này nhận đầu vào là một từ đã dự đoán ở bước thời gian trước và dự đoán từ tiếp theo cho đến khi bi-LSTM dự đoán ra kí hiệu kết thúc câu  $\langle /s \rangle$ .

## Huấn luyện mô hình

Phần này chúng tôi trình bày quá trình huấn luyện của mô hình Dịch máy được nêu ở trên. Các tham số cần học trong mô hình là gồm các tham số trong hai LSTM. Các tham số này được cập nhật khi được huấn luyện trên tập dữ liệu đầu vào. Tập dữ liệu này là các điểm dữ liệu có dạng  $[(\text{câu nguồn } 1, \text{ câu đích } 1), (\text{câu nguồn } 2, \text{ câu đích } 2), \dots, (\text{câu nguồn } N, \text{ câu đích } N)]$ :

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = [(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)]$$

.

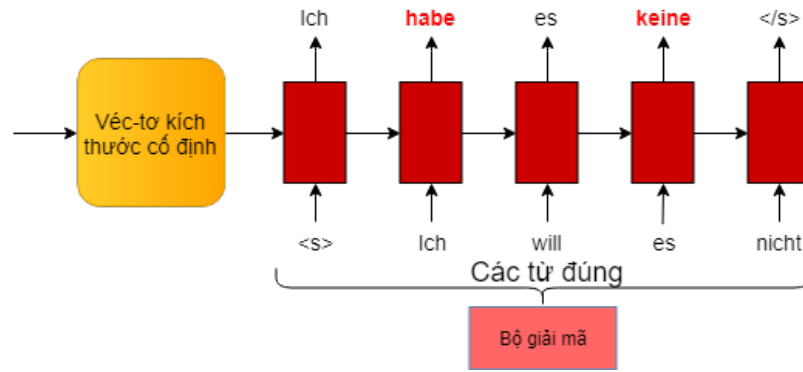
- Bộ mã hóa: nhận đầu vào là một câu nguồn, sau đó bi-LSTM trong bộ mã hóa thực hiện xử lý câu nguồn này. Trạng thái ẩn cuối cùng của bi-LSTM được sử dụng để làm véc-tơ có kích thước cố định.
- Bộ giải mã: nhận đầu vào là véc-tơ có kích thước cố định lấy ở bộ mã hóa, sau đó uni-LSTM trong bộ giải mã thực hiện dự đoán những từ trong câu đích cho đến khi dự đoán ra kí tự kết thúc câu  $</s>$  hoặc vượt quá độ dài câu đích đã được qui định.
- Các từ đã được dự đoán ở bộ giải mã được đánh giá bằng cách so sánh với từ đúng cho trước trong bộ dữ liệu huấn luyện thông qua độ lỗi. Dựa vào độ lỗi, mô hình thực hiện cập nhật các tham số của mô hình. Độ lỗi được sử dụng là *Cross Entropy*. Công thức tính độ lỗi tại bước thời gian  $t$  trong một câu đích:

$$L_t = -y_t \log p(\hat{y}_t | y_{<t}, \mathbf{x})$$

Sau khi mô hình đã được huấn luyện, để có thể phát sinh câu đích khi nhận một câu nguồn, mô hình thực hiện quá trình suy diễn. Quá trình suy diễn này giống như quá trình huấn luyện, chỉ khác là không có bước tính độ lỗi và lan truyền ngược để cập nhật các tham số. Mô hình nhận đầu vào là câu nguồn, sau đó thực hiện dự đoán các từ ở câu đích.

Một điều đáng lưu ý trong việc huấn luyện uni-LSTM trong bộ giải mã đó là đầu vào của uni-LSTM trong mỗi bước thời gian  $t$ . Hình 3.1 minh họa bộ giải mã trong quá trình suy diễn (là quá trình mà sau khi mô hình đã huấn luyện xong được mang đi dịch). Từ được dự đoán ở bước thời gian  $t - 1$  sẽ là đầu vào của uni-LSTM ở bước thời gian  $t$ . Tuy nhiên, việc như vậy sẽ là hạn chế lớn nếu sử dụng nó trong quá trình huấn luyện. Lí do bởi vì tại mỗi bước thời gian  $t$ , khi thực hiện dự đoán từ đích tiếp theo, mô hình sẽ dựa vào những từ ở phía trước để dự đoán, rồi sau đó sẽ tính độ lỗi dựa trên từ đúng được cung cấp trong dữ liệu huấn luyện. Do vậy, có sự phụ thuộc giữa từ hiện tại và các từ phía trước nó trong quá trình dịch. Việc dự đoán tại bước thời gian  $t$  có tốt hay không còn cần phải xem những từ đã được dự đoán ở phía trước có tốt hay không nữa. Nếu những từ ban đầu dự đoán không tốt, tất cả những được dự đoán ở phía sau sẽ càng kém hơn. Để mô hình có thể học được cách dịch một câu dài với quá





Hình 3.2: Minh họa phương pháp teacher forcing. Đầu vào tại các bước thời gian là các từ đúng dù ở bước thời gian trước mô hình có đưa ra dự đoán sai.

trình huấn luyện như trên thì phải tốn nhiều thời gian và công sức tinh chỉnh mô hình.

Vì hạn chế đó, chúng tôi đã tìm hiểu và sử dụng phương pháp huấn luyện mạng nơ-ron hồi quy hiệu quả là *teacher forcing* (tạm dịch là hướng dẫn của giáo viên). Phương pháp này đơn giản là tại mỗi bước thời gian  $t$ , từ đúng tại  $t - 1$  sẽ làm đầu vào của mạng tại bước thời gian  $t$ . Tức là mô hình tại mỗi bước thời gian  $t$  đều nhận được đầu vào đúng bất kể kết quả dự đoán của bước thời gian trước  $t - 1$ . Hình 3.2 minh họa phương pháp teacher forcing. Với phương pháp này, mô hình hội tụ nhanh hơn so với việc sử dụng cách huấn luyện ở trên. Bởi vì khi dịch những câu dài, lúc dự đoán một từ thì không phải phụ thuộc hoàn toàn vào những từ đã được dự đoán trước đó mà dựa vào những từ đúng đã được cung cấp. Khi thực hiện quá trình suy diễn thì hiển nhiên sẽ phải dùng kết quả của những lần dự đoán phía trước để dự đoán từ tiếp theo hiện tại.

Trong quá trình giải mã, bộ giải mã thực hiện dự đoán từ tiếp theo dựa trên những từ đã biết trước đó:  $p(y_t|y_{<t}, \mathbf{x})$ . Việc quyết định xem chọn từ nào sẽ là từ tiếp theo dựa trên những xác suất  $p_t$  trên tất cả các từ có trong bộ từ vựng  $V$  mà đã tính được là một chiến lược quan trọng trong quá trình giải mã. Với chiến lược đúng đắn, mô hình sẽ cải thiện được chất lượng của đầu ra mà không phải thay đổi bộ tham số của mô hình thông qua các cách như huấn luyện mô hình.

Cách đơn giản nhất để quyết định xem nên chọn từ nào từ phân phối xác suất trên bộ từ vựng  $p(\mathbf{y}|y_{<t}, \mathbf{x})$  là chọn ra từ nào có xác suất cao nhất:

$$\hat{y} = \operatorname{argmax}_{y_t \in V} (p(y_t|y_{<t}, \mathbf{x})) \quad (3.1)$$

Cách mà lựa chọn những từ theo tiêu chí có xác suất cao nhất này được gọi là *thuật toán tìm kiếm tham lam* (*greedy search algorithm*). Tuy nhiên, cách này trong thực tế cho ra kết quả không thực sự tốt. Để làm rõ hơn về sự hạn chế của thuật toán tìm kiếm tham lam trong thực tế, chúng tôi lấy một ví dụ trong quá trình dịch từ một câu tiếng Đức "Ich schwimme am nächsten Wochenende" sang tiếng Anh như sau: "I am swimming at the next weekend" hoặc "I am going to be swimming at the next weekend". Dễ thấy, câu dịch đầu tiên "I am swimming at the next weekend" là câu dịch tốt hơn vì nó ngắn mà vẫn đảm bảo đầy đủ ý của câu. Câu dịch thứ hai "I am going to be swimming at the next weekend" mặc dù vẫn đảm bảo ý nghĩa của câu nhưng lại dài hơn. Vấn đề của tìm kiếm tham lam phát sinh từ đây. Giả sử, mô hình thực hiện quá trình giải mã và đã dịch được hai từ đầu tiên "I am". Để đơn giản, chúng tôi giả định mô hình đang trong quá trình suy diễn nên không sử dụng teacher forcing. Khi đó, xác suất của từ tiếp theo khi cho trước hai từ "I am":

$$\hat{y}_t = \operatorname{argmax}_{y_t \in V} p(y_t | I, am, \mathbf{x})$$

Trong tiếng Anh, dễ nhận thấy rằng tần số xuất hiện của "I am going" lớn hơn của "I am swimming", do đó rất có khả năng bộ giải mã sẽ tính toán ra được rằng  $p(\text{going} | I, am) > p(\text{swimming} | I, am)$  và dẫn tới câu kết quả thứ hai "I am going to be swimming at the next weekend" mà không phải là câu dịch tốt hơn. Ví dụ chúng tôi vừa trình bày thể hiện rằng với thuật toán tìm kiếm tham lam, kết quả mà bộ giải mã đưa ra sẽ bị ảnh hưởng rất nhiều bởi những từ có tần số xuất hiện lớn trong tập dữ liệu huấn luyện. Do đó, mô hình sẽ thường có xu hướng cho ra những câu dịch mà trong đó những từ phổ biến như the, a, an, and, of, to, v.v... và tạo ra những câu dịch không thực tế, không phù hợp ngữ pháp, gây giảm chất lượng dịch của mô hình đi đáng kể. Thực chất, vấn đề của tìm kiếm tham lam là chỉ lựa chọn một từ duy nhất mà có xác suất có điều kiện  $p(y_t | y_{<t}, \mathbf{x})$  lớn nhất và duy trì xét một *câu giả thuyết* (*hypothesis*) duy nhất trong quá trình giải mã. Khi bộ giải mã dự đoán một câu, sẽ có nhiều tổ hợp khác nhau của các từ tạo thành các câu đích, mỗi câu đích được tạo bởi quá trình dự đoán của bộ giải mã được gọi đó là câu giả thuyết.

Từ hạn chế của tìm kiếm tham lam và quá trình dịch trong thực tế, để dịch câu tối ưu hơn, mô hình sẽ dùng sử dụng tất cả tổ hợp của các từ để xây dựng thành các câu

giả thuyết và đánh giá xem câu nào là tốt nhất bằng xác suất của các câu giả thuyết đó thông qua mô hình ngôn ngữ, câu tối ưu  $\hat{y}$  được lựa chọn dựa trên biểu thức:

$$\hat{y} = \underset{y}{\operatorname{argmax}} p(y)$$

Tuy nhiên, với số lượng từ vựng lớn, ví dụ bộ từ vựng có kích thước  $|V| = 10000$  từ thì số lượng tổ hợp câu giả thuyết có thể có là  $|V|^S$ , với  $S$  là số từ trong câu. Với cách này, mô hình có thể đảm bảo được rằng câu dịch ra là tối ưu dựa trên trạng thái mô hình hiện có nhưng chi phí tính toán và lưu trữ rất lớn. Do vậy, việc mà có thể làm được hiện tại là tìm kiếm gần đúng trên không gian tổ hợp các câu giả thuyết đó. Thuật toán tìm kiếm gần đúng này được gọi là *beam search* (tạm dịch: *tìm kiếm theo chùm*).

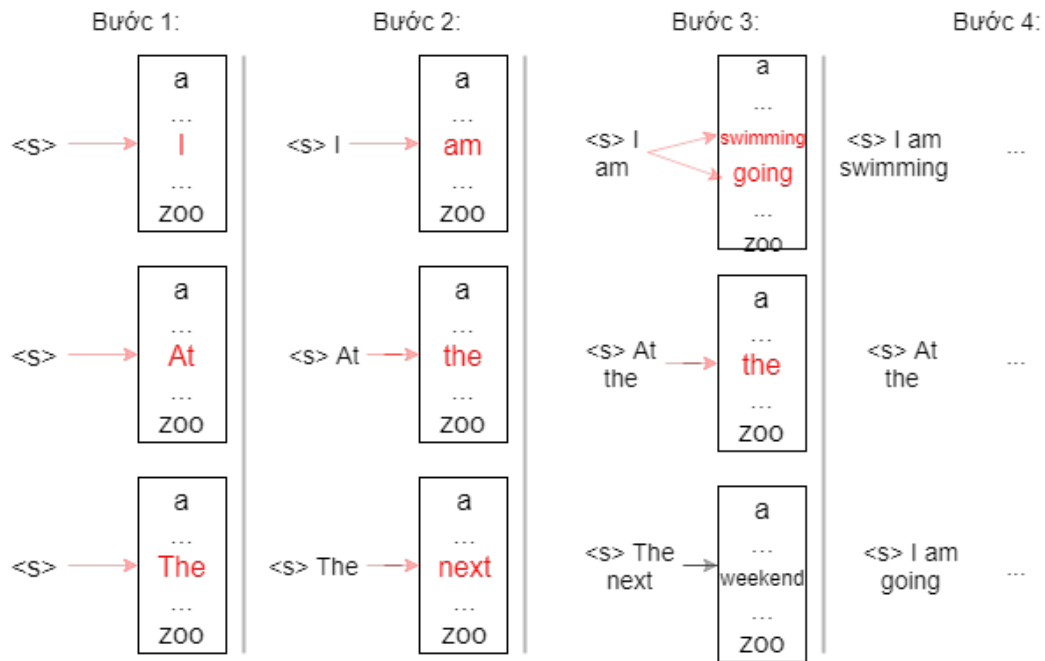
Beam search về cơ bản có cách hoạt động giống tìm kiếm tham lam. Khác biệt ở đây là khi dự đoán, thay vì chỉ dùng một câu giả thuyết có xác suất lớn nhất thì beam search chọn  $B$  câu giả thuyết có xác suất lớn nhất.  $B$  là một siêu tham số chỉ kích thước của beam (chùm). Do beam search dùng  $B$  câu giả thuyết, do đó để lựa chọn  $B$  câu giả thuyết có xác suất lớn nhất thì cần phải tính xác suất của từng câu. Cách tính xác suất cho một câu giống như mô hình ngôn ngữ:

$$p(y) = p(y_1, y_2, \dots, y_S | x) = p(y_1 | x) p(y_2 | p_1, x) \dots p(y_S | y_1, y_2, \dots, y_{S-1}, x) \quad (3.2)$$

Để làm rõ hơn cách hoạt động của beam search, chúng tôi xét lại ví dụ dịch câu tiếng Đức "Ich schwimme am nächsten Wochenende" sang tiếng Anh. Trong ví dụ này chúng tôi lựa chọn  $B = 3$ . Bộ giải mã khởi tạo  $B = 3$  câu giả thuyết rỗng (không có từ nào). Mô hình có bộ từ vựng  $V = \{a, an, \dots, zoo\}$ . Tại bước thời gian đầu, bộ giải mã nhận đầu vào là kí tự bắt đầu câu  $\langle s \rangle$ . Sau đó, đối với mỗi câu giả thuyết, bộ giải mã thực hiện dự đoán từ tiếp theo bằng cách tính xác suất có điều kiện dựa trên câu giả thuyết hiện tại, câu đầu vào và bộ từ vựng  $V$ :  $p(y_1 | \langle s \rangle, x)$ ,  $y_1 \in V$ . Xét tất cả các xác suất có điều kiện  $p(y_1 | \langle s \rangle, x)$  vừa tính được trên cả 3 câu giả thuyết, mô hình lựa chọn ra  $B = 3$  câu có xác suất  $p(y_1, \langle s \rangle | x)$  cao nhất.

$$p(y_1, \langle s \rangle | x) = p(y_1 | \langle s \rangle, x), y_1 \in V$$

Giả sử, các từ  $y_1$  "I", "At", "The" làm xác suất  $p(y_1, \langle s \rangle | x)$  cao nhất và được mô



Hình 3.3: Minh họa thuật toán beam search.

hình lựa chọn làm 3 câu giả thuyết. Tiếp theo, mô hình tiếp tục dự đoán từ tiếp theo và tính các xác suất câu  $p(y_2 | \langle s \rangle, "I")$ ,  $p(y_2 | \langle s \rangle, "At")$ ,  $p(y_2 | \langle s \rangle, "The")$ . Tiếp tục giả định rằng mô hình có 3 câu có xác suất cao nhất là "I am", "At the", "The next" (để đơn giản, chúng tôi không ghi lại kí tự bắt đầu câu  $\langle s \rangle$ ) và mô hình chọn 3 câu này thành 3 câu giả thuyết. Mô hình lại tiếp tục dự đoán từ tiếp theo cho 3 câu giả thuyết hiện có và tính xác suất câu để tìm ra câu có xác suất cao nhất. Lần này xác suất 3 câu "I am swimming", "I am going", "The next weekend" là lớn nhất, tức là câu "The next" không còn được chọn là cách dịch phù hợp nữa và bị loại bỏ. Cứ lặp lại như vậy cho đến khi cả 3 câu đều đã dự đoán ra kí tự kết thúc câu  $\langle /s \rangle$  hoặc đã đạt tới giới hạn chiều dài do người dùng đặt thì dừng. Bây giờ mô hình có được 3 câu giả thuyết "I am swimming at the next weekend", "I am going to be swimming at the next weekend" và "At the next weekend, I am swimming". Cuối cùng, mô hình tính được câu giả thuyết "I am swimming at the next weekend" có xác suất cao nhất. Vậy mô hình chọn "I am swimming at the next weekend" làm kết quả cuối cùng. Hình 3.3 minh họa thuật toán beam search cho ví dụ vừa trình bày. Về chi phí tính toán, trong ví dụ này, giả sử  $|V| = 10000$ , thì mô hình phải tính  $|V| \times B = 10000 \times 3 = 30000$  xác suất có điều kiện  $p(y_t | y_{<t}, \mathbf{x})$  và phải tính 30000 xác suất câu  $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$  cho mỗi trường hợp vừa dự đoán nữa. Tổng cộng là 60000. Tóm lại, chi phí tính toán của beam search

so với tìm kiếm tham lam là gấp  $2B$  lần.

Với ví dụ chúng tôi đã trình bày ở trên thể hiện rằng beam search giải quyết được hạn chế của thuật toán tìm kiếm tham lam và dịch ra được những câu tối ưu hơn. Tuy nhiên, vì beam search là thuật toán tìm kiếm gần đúng nên không thể đảm bảo rằng kết quả luôn là tối ưu như các thuật toán tìm kiếm chính xác Depth First Search, Bread First Search. Ưu điểm lớn nhất của beam search chính là nó khả thi trong thực tế nhờ tốc độ rất nhanh mà vẫn đảm bảo được đầu ra tốt. Việc lựa chọn kích thước của beam  $B$  cũng rất quan trọng. Nếu chúng ta chọn  $B = 1$ , beam search trở thành thuật toán tìm kiếm tham lam. Với  $B$  càng lớn thì có xu hướng cho ra kết quả tốt hơn, nhưng bù lại tốc độ và chi phí không gian lưu trữ tăng cao. Ngược lại, với  $B$  nhỏ thì tốc độ nhanh, tiết kiệm chi phí không gian lưu trữ nhưng kết quả có xu hướng kém đi. Việc lựa chọn  $B$  như thế nào phù thuộc vào từng hoàn cảnh. Trong Dịch máy, thường mọi người chỉ chọn  $B = 5, 10, 15$ . Trong một số ứng dụng, thậm chí  $B = 1000$  tới  $3000$ . Cần lưu ý rằng không phải lúc nào kích thước beam  $B$  càng lớn thì chất lượng dịch sẽ càng tốt mà còn phụ thuộc vào chất lượng của mô hình nữa. Cho nên, để có thể có được những câu dịch trôi chảy, chất lượng thì còn cần phải thực hiện phân tích kỹ càng hơn để xem là vấn đề nằm ở beam search hay là nằm ở mô hình.

Trong bài toán Dịch máy, beam search thường chỉ được sử dụng trong quá trình suy diễn. Bởi vì trong quá trình huấn luyện, mô hình sử dụng phương pháp teacher forcing có hiệu quả lớn hơn về mặt chi phí tính toán, tốc độ hội tụ cũng như dễ cài đặt.

## Mô hình học LSTM-Attention cho bài toán Dịch máy

### Cơ chế Attention

Ở phần trước, chúng tôi đã trình bày về kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã cùng với những điểm mạnh của nó trong việc giải quyết bài toán Dịch máy. Mặc dù vậy, kiến trúc này vẫn còn tồn tại hạn chế về việc dịch những câu dài. Ta biết rằng bộ giải mã sẽ sử dụng véc-tơ mã hóa được tạo ra ở bộ mã hóa như là véc-tơ trạng thái ẩn khởi đầu của nó. Trong quá trình giải mã, véc-tơ trạng thái ẩn sẽ được cập nhật để thu nạp các thông tin mới tạo ra từ quá trình giải mã. Nếu câu đích quá dài, những thông tin mới sẽ được nạp liên tục vào trạng thái ẩn khiến cho nó mất đi thông tin ban đầu từ câu

nguồn. Như đã nói trong chương 2, mặc dù LSTM có các cơ chế cổng có khả năng bảo vệ những thông tin trong quá trình lan truyền, tuy nhiên, việc huấn luyện để cơ chế cổng hoạt động tốt với những câu dài là khó khăn và tốn nhiều công sức. Để có thể vẫn tận dụng được các mô hình LSTM mà vẫn nâng cao được chất lượng dịch, cơ chế Attention được sử dụng.

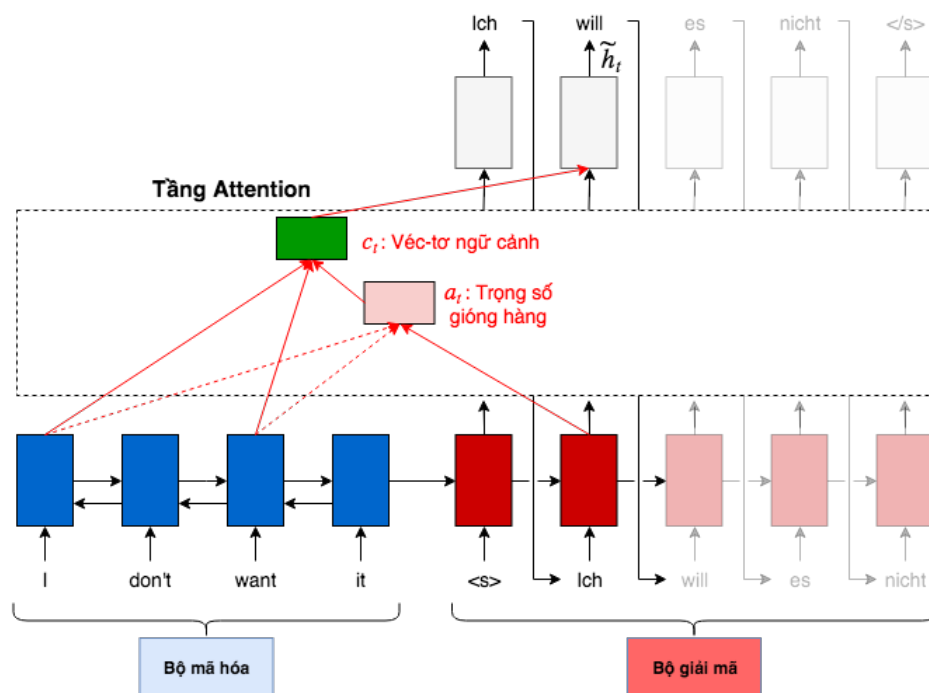
Trước khi đi vào cách hoạt động của cơ chế Attention, chúng tôi đi qua một chút về nguồn cảm hứng và lịch sử của cơ chế này. Cơ chế Attention được lấy cảm hứng trên cách đặt sự chú ý khi quan sát sự vật, hiện tượng của thị giác con người. Khi con người quan sát một sự vật, hiện tượng nào đó bằng mắt, con người chỉ có thể tập trung vào một vùng nhất định trên sự vật, hiện tượng được quan sát để ghi nhận thông tin. Sau đó, khi cần ghi nhận thêm thông tin khác, con người sẽ di chuyển vùng tập trung của mắt sang vị trí khác trên vật thể, hiện tượng. Những vùng lân cận xung quanh vùng tập trung sẽ bị "mờ" hơn so với vùng tập trung. Cơ chế Attention đã được ứng dụng trong lĩnh vực Thị giác máy tính từ khá lâu [20] [8]. Vào những năm gần đây, cơ chế Attention được sử dụng cho các kiến trúc mạng nơ-ron hồi quy trên bài toán Dịch máy và đã đạt được những kết quả ấn tượng.

Cơ chế Attention được sử dụng trong đề tài này là một cơ chế sử dụng thông tin trong các trạng thái ẩn của LSTM trong bộ mã hóa khi thực hiện quá trình giải mã. Cụ thể là:

- Trong quá trình giải mã, trước khi dự đoán đầu ra, bộ giải mã "nhìn" vào các thông tin nằm trong các trạng thái ẩn của LSTM ở bộ mã hóa.
- Ở mỗi phần tử đầu ra tại bước thời gian  $t$ , bộ giải mã dựa vào trạng thái ẩn tại bước thời gian  $t$  hiện tại và quyết định sử dụng các thông tin trong trạng thái ẩn ở bộ mã hóa như thế nào.

Hai phiên bản Toàn cục và Cục bộ mà trong khóa luận này chúng tôi trình bày là hai cách mà cơ chế Attention sử dụng các trạng thái ẩn của LSTM trong bộ mã hóa. Để làm rõ hơn về ý tưởng của cơ chế Attention, dưới đây chúng tôi sẽ trình bày chi tiết về công thức tính toán của nó. Attention sử dụng thêm một số đại lượng:

- $\mathbf{a}_t$ : véc-tơ trọng số giống hàng. Gồm có các phần tử  $a_{ts}$ ,  $s \in \{1, \dots, S\}$ ,  $\mathbf{a}_t$  được



Hình 3.4: Minh họa cơ chế Attention. Một tầng Attention được đặt ở trước bước dự đoán đầu ra của bộ giải mã. Bộ giải mã có thêm một số bước tính toán trước khi dự đoán từ tiếp theo ở câu đích. Bộ giải mã tính trọng số giống hàng  $a_t$  cho một số trạng thái ẩn ở bộ mã hóa được lựa chọn. Sau đó tính véc-tơ ngữ cảnh  $c_t$  và nối véc-tơ này với trạng thái ẩn hiện tại của bộ giải mã thành véc-tơ attention  $\tilde{h}_t$ . Cuối cùng mô hình dự đoán từ tiếp theo dựa trên véc-tơ attention vừa tính được.

tính theo công thức dưới đây:

$$a_{ts} = \text{align}(\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_s) = \frac{\exp(\text{score}(\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_s))}{\sum_{s'} \exp(\text{score}(\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_{s'}))} \quad (3.3)$$

$a_{ts}$  là một số thực nằm trong đoạn  $[0; 1]$  thể hiện mức độ mà trạng thái ẩn ở bước thời gian  $t$   $\mathbf{h}_t$  tập trung vào một trạng thái ẩn ở câu nguồn  $\mathbf{h}_s$ . Hàm điểm số score mà chúng tôi sử dụng là gồm hai hàm:

$$\text{score}(\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_s) = \begin{cases} \mathbf{h}_t^T \mathbf{h}_s & \text{dot} \\ \mathbf{h}_t^T \mathbf{W}_a \mathbf{h}_s & \text{general} \end{cases} \quad (3.4)$$

Đối với hàm score là hàm *dot*, mô hình chỉ đơn giản là thực hiện tính tích vô hướng giữa hai trạng thái ẩn. Ưu điểm của hàm *dot* này là chi phí tính toán thấp nên thời gian huấn luyện và suy diễn nhanh. Đối với hàm score là hàm *general*, hàm này có sự tinh tế hơn hàm *dot*. Hàm *dot* chỉ thực hiện nhân hai phần tử tương ứng giữa hai véc-tơ với nhau, trong khi đó hàm *general* sử dụng thêm một bộ tham số  $\mathbf{W}_a$ , do đó những thông tin giữa hai trạng thái ẩn sẽ được tính một cách chọn lọc hơn và được biến đổi bởi một phép biến đổi tuyến tính  $\mathbf{W}_a$ . Tuy nhiên, đổi lại thì hàm này sẽ có thời gian thực thi chậm hơn hàm *dot* một chút do cần phải nhân với bộ tham số.

- $\mathbf{c}_t$ : véc-tơ ngữ cảnh tại bước thời gian  $t$ , là trung bình có trọng số của các trạng thái ẩn ở câu nguồn:

$$\mathbf{c}_t = \sum_s a_{ts} \mathbf{h}_s \quad (3.5)$$

Véc-tơ  $\mathbf{c}_t$  cho mô hình biết thông tin rằng với trạng thái ẩn hiện tại (chứa thông tin của quá trình dịch trước đó) thì ngữ cảnh hiện tại của bước thời gian  $t$  là gì. Ngữ cảnh đó được thể hiện thông qua những thông tin của các trạng thái ẩn  $\mathbf{h}_s$  của câu nguồn mà được lựa chọn một cách có chọn lọc (có trọng số). Trong quá trình dịch, bộ giải mã cần phải dự đoán từ tiếp theo của câu đích. Để dự đoán được chính xác, mô hình cần phải biết được ngữ cảnh hiện tại trong câu như thế nào hay mô hình cần những gì. Nhằm đảm bảo ngữ cảnh mà mô hình nhận được chính xác, mô hình không thể chỉ dựa vào các trạng thái ẩn của bộ giải mã



ở các bước thời gian trước đó mà còn phải sử dụng thêm các trạng thái ẩn của bộ mã hóa.

- $\tilde{\mathbf{h}}_t$ : véc-tơ attention tại bước thời gian  $t$ , được tính như sau:

$$\tilde{\mathbf{h}}_t = \tanh(\mathbf{W}_c[\mathbf{c}_t; \mathbf{h}_t]) \quad (3.6)$$

Véc-tơ attention chứa thông tin giống hàng cùng với trạng thái ẩn của bước thời gian  $t$  hiện tại. Nhờ đó, mô hình nắm giữ được nhiều thông tin hơn để có thể dự đoán tốt hơn.

Bước dự đoán đầu ra không thay đổi ngoài trạng thái ẩn  $\mathbf{h}_t$  được thay thế bởi véc-tơ attention  $\tilde{\mathbf{h}}_t$ . Véc-tơ này được đưa qua tầng softmax để cho ra phân bố xác suất dự đoán trên các từ:

$$p(y_t | y_{<t}, \mathbf{x}) = \text{softmax}(\mathbf{W}_s \tilde{\mathbf{h}}) \quad (3.7)$$

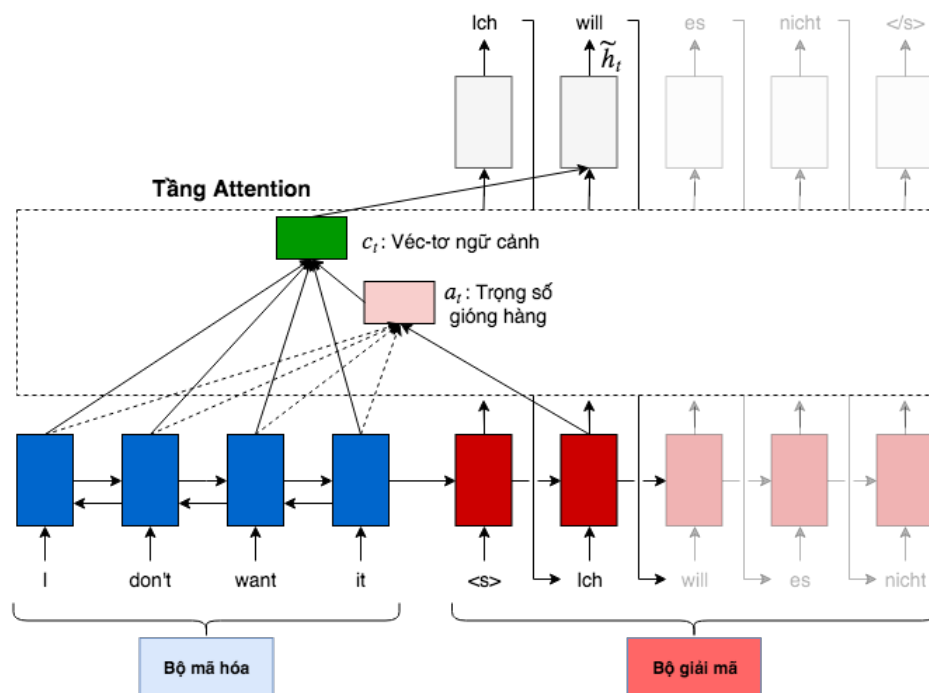
Hình 3.4 minh họa cơ chế Attention. Trước khi bộ giải mã thực hiện dự đoán từ tiếp theo, mô hình tính toán thêm một số đại lượng  $\mathbf{a}_t$ ,  $\mathbf{c}_t$ . Một cách tổng quát, mục tiêu cuối cùng của cơ chế Attention là xoay quanh việc tìm véc-tơ ngữ cảnh  $\mathbf{c}_t$  một cách hiệu quả. Tiếp theo, chúng tôi trình bày chi tiết hơn về hai phiên bản Toàn cục và Cục bộ. Hai phiên bản này chỉ khác nhau về cách suy ra véc-tơ ngữ cảnh  $\mathbf{c}_t$ , còn các bước còn lại giống nhau.

## Attention Toàn cục

Ý tưởng của Attention toàn cục là "nhìn" vào toàn bộ các vị trí nguồn (các trạng thái ẩn của LSTM ở bộ mã hóa) khi thực hiện giải mã. Khi đó trọng số giống hàng  $\mathbf{a}_t$  là một véc-tơ có kích thước thay đổi và bằng số trạng thái ẩn (số từ) ở câu nguồn:  $\text{len}(\mathbf{a}_t) = S$ .

$$\mathbf{a}_t = \text{align}(\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_s) = \frac{\exp(\text{score}(\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_s))}{\sum_{s'=1}^S \exp(\text{score}(\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_{s'}))} \quad (3.8)$$

Hình 3.5 minh họa cơ chế Attention Toàn cục cho thấy rằng tại bước thời gian  $t$ , trước khi thực hiện dự đoán từ tiếp theo, mô hình "nhìn" lên toàn bộ các trạng thái ẩn ở câu nguồn hay bộ mã hóa. Sau đó mô hình dựa vào trạng thái ẩn hiện tại ở bộ



Hình 3.5: Minh họa cơ chế Attention Toàn cục. Tại bước thời gian  $t$ , bộ giải mã nhìn vào toàn bộ trạng thái ẩn ở các vị trí nguồn. Trọng số giống hàng và véc-tơ ngữ cảnh được tính dựa trên những trạng thái ẩn được "nhìn" bởi bộ giải mã. Sau đó véc-tơ ngữ cảnh sẽ được nối với trạng thái ẩn ở bộ giải mã ở bước thời gian hiện tại để tạo thành véc-tơ attention. Sau đó mô hình sẽ dự đoán từ tiếp theo dựa trên véc-tơ attention này.

giải mã và toàn bộ các trạng thái ẩn ở bộ mã hóa để quyết định xem nên tập trung vào những trạng thái ẩn nào ở bộ mã hóa dựa trên véc-tơ trọng số giống hàng  $\mathbf{a}_t$ .

Ưu điểm của phương pháp này là ý tưởng đơn giản, dễ cài đặt nhưng vẫn đạt được hiệu quả tốt (sẽ được trình bày ở phần thực nghiệm). Tuy nhiên, ý tưởng này vẫn còn chưa thực sự tự nhiên và còn hạn chế. Khi dịch một từ thì không cần phải "nhìn" lên toàn bộ câu nguồn, chỉ cần đặt "nhìn" lên một số từ cần thiết rồi sau đó tập trung lên những từ quan trọng. Việc giảm phạm vi "nhìn" trước khi tập trung lên những từ quan trọng giúp giảm chi phí tính toán  $\mathbf{a}_t$  cho những vị trí không cần thiết. Để giải quyết hạn chế trên của Attention Toàn cục, chúng tôi đã tìm hiểu và sử dụng phiên bản tinh tế hơn, đó là mô hình Attention Cục bộ. Ở phần tiếp theo, chúng tôi sẽ trình bày về mô hình này.

## Attention Cục bộ

Như đã nêu ở phần trước, Attention Toàn cục có một hạn chế là "nhìn" lên toàn bộ các từ ở câu nguồn khi dự đoán các từ ở câu đích. Điều này gây tiêu tốn chi phí tính toán và gây cản trở khi dịch những câu dài như trong các đoạn văn hay trong một tài liệu. Attention Cục bộ là phiên bản cải thiện của Attention Toàn cục để giải quyết hạn chế này. Lưu ý, ý tưởng của cơ chế Attention Cục bộ này dựa vào đặc điểm của hai cặp ngôn ngữ tiếng Anh và tiếng Đức. Do đó, sự hiệu quả của cơ chế này không đảm bảo cho các cặp ngôn ngữ khác.

Khi dự đoán mỗi từ ở câu đích, Attention Cục bộ trước hết sẽ ước đoán xem vùng nào cần được "nhìn" dựa vào những thông tin đã có trước đó (trạng thái ẩn của bộ giải mã), sau đó mô hình chỉ "nhìn" vào các từ trong vùng đã được ước đoán. Mô hình này lấy cảm hứng từ sự đánh đổi giữa hai mô hình "soft attention" và "hard attention" được đề xuất trong công trình Show, Attend and Tell [37] để giải quyết bài toán Phát sinh câu miêu tả cho ảnh (Image Captioning). Trong công trình [37], Attention Toàn cục tương ứng với "soft attention", mô hình "nhìn" vào toàn bộ bức ảnh. Còn "hard attention" thì mô hình "nhìn" vào một số phần của bức ảnh.

Dễ thấy, với cách hoạt động chỉ "nhìn" một số các từ gần nhau nằm trong cùng một vùng ở câu nguồn, mô hình hoạt động khá giống với cách mọi người quan sát sự vật hiện tượng. Mọi người sẽ ước đoán nhanh vùng cần "nhìn" dựa vào những thông tin đã có từ trước và sau đó tập trung vào chi tiết quan trọng. Chi phí cho huấn luyện

và dự đoán sẽ được giảm bớt bởi vì chúng ta chỉ thực hiện tính véc-tơ trọng số giống hàng  $\mathbf{a}_t$  cho những từ mà mô hình "nhìn" vào.

Để làm rõ hơn về cách thức hoạt động của mô hình Attention Cục bộ, chúng tôi sẽ trình bày cụ thể hơn về công thức tính toán của mô hình này. Bên cạnh những đại lượng đã có ở mô hình Attention Toàn cục, Attention Cục bộ có thêm và thay đổi một số đại lượng như sau:

- $p_t$ : vị trí giống hàng. Tại mỗi bước thời gian  $t$ , mô hình sẽ phát sinh một số thực  $p_t$ . Số thực này có giá trị nằm trong đoạn  $[0, S]$  với ý nghĩa rằng đây là vị trí mà từ hiện tại thứ  $t$  ở câu đích được giống hàng với từ thứ  $p_t$  ở câu nguồn. Hay nói cách khác, "sự chú ý" sẽ ưu tiên được đặt trên những từ lân cận vị trí  $p_t$  này. Để ý thấy rằng có sự không tự nhiên khi  $p_t$  là một số thực, do vậy  $p_t$  không thể cho biết được chính xác từ nào sẽ được đặt "sự chú ý" lên, do vậy ta làm tròn xuống giá trị  $p_t$  này để dễ chọn vị trí trung tâm của sổ  $D$ . Để làm rõ hơn về vấn đề này, chúng tôi sẽ trình bày rõ ràng hơn ở sau.
- Đối quá trình tính véc-tơ ngữ cảnh  $\mathbf{c}_t$ , Attention Toàn cục có sự thay đổi. Mô hình xét các vị trí ở câu nguồn mà nằm xung quanh vị trí  $p_t$  một đoạn  $D$ .  $D$  là một đại lượng với miền số nguyên lớn hơn 0 và được gọi là kích thước cửa sổ. Cửa sổ này xác định vùng nào trong câu nguồn sẽ được mô hình "nhìn" vào. Cụ thể:

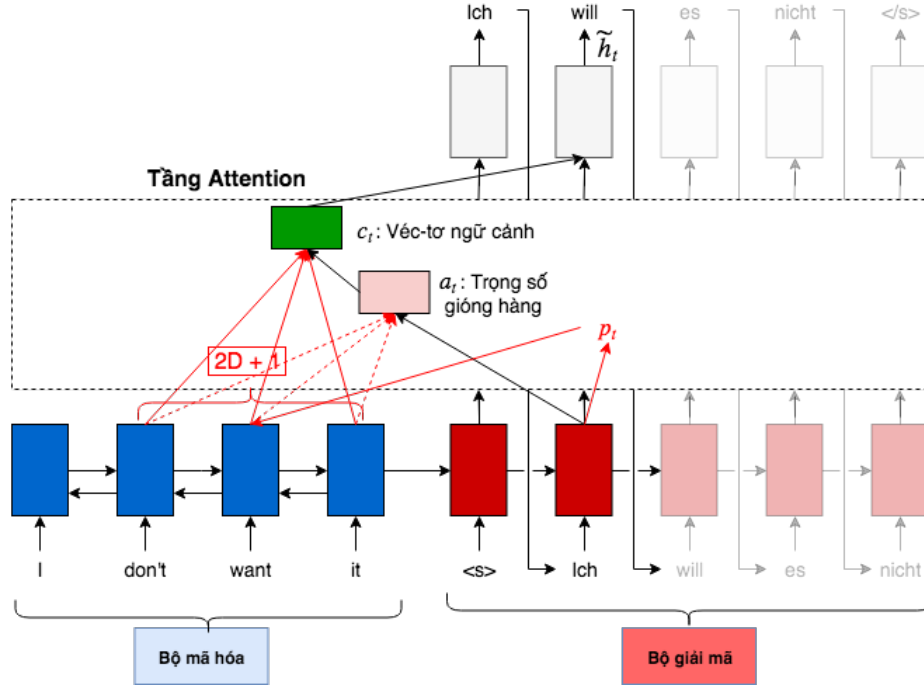
$$\mathbf{c}_t = \sum_{x \in [p_t - D, p_t + D]} a_{tx} \mathbf{h}_x \quad (3.9)$$

$D$  là một siêu tham số của mô hình. Việc lựa chọn giá trị của  $D$  là dựa vào thực nghiệm. Theo đề xuất của bài báo [22], chúng tôi lựa chọn  $D = 10$ .

Hình 3.6 minh họa cơ chế Attention Cục bộ cho thấy cách hoạt động của Attention Cục bộ cùng với sự khác biệt giữa Attention Cục bộ và Attention Toàn cục.

Mô hình Attention Cục bộ có hai biến thể:

- Giống hàng đều (monotonic alignment - local-m): vị trí được giống hàng được phát sinh một cách đơn giản bằng cách cho  $p_t = t$  tại mỗi bước thời gian  $t$ . Mô hình giả định rằng các từ ở câu nguồn và các từ ở câu đích được giống hàng đều nhau theo từng từ.



Hình 3.6: Minh họa cơ chế Attention Cục bộ. Tại bước thời gian  $t$ , bộ giải mã "nhìn" vào một số trạng thái ẩn ở các vị trí nguồn nằm trong phạm vi của cửa sổ có kích thước  $2D + 1$ . Trọng số giống hàng và véc-tơ ngữ cảnh được tính dựa trên những trạng thái ẩn được bộ giải mã đặt sự chú ý.

- Giống hàng dự đoán (predictive alignment - local-p): giả định rằng tất cả từ ở câu nguồn và câu đích đều được giống hàng đều nhau là không thực tế vì giữa hai ngôn ngữ có ngữ pháp riêng và trật tự từ khác nhau. Do vậy, mô hình cần phát sinh vị trí giống hàng  $p_t$  một cách tự nhiên hơn cho phù hợp đặc điểm của ngôn ngữ. Biến thể giống hàng dự đoán này sẽ phát sinh vị trí  $p_t$  tại mỗi bước thời gian  $t$  như sau:

$$p_t = S \cdot \text{sigmoid}(\mathbf{v}_p^T \tanh(\mathbf{W}_p \mathbf{h}_t)) \quad (3.10)$$

Trong đó,  $\mathbf{v}_p$  và  $\mathbf{W}_p$  là hai tham số mới của mô hình dùng cho việc dự đoán vị trí  $p_t$ . Mô hình cần học hai tham số này để có thể dự đoán vị trí  $p_t$  được chính xác. Miền giá trị của  $p_t \in [0, S]$ . Lúc này, vị trí  $p_t$  dựa vào trạng thái ẩn hiện tại của bộ giải mã. Để "ưu tiên" tập trung vùng lân cận của các vị trí giống hàng  $p_t$ , mô hình thêm vào các trọng số giống hàng  $\mathbf{a}_t$  của những từ lân cận đó một lượng có giá trị bằng giá trị của phân phối chuẩn (Gauss) mà đã được đơn giản hóa (không chuẩn hóa) với giá trị kì vọng  $p_t$  và độ lệch chuẩn  $\sigma = \frac{D}{2}$ . Việc sử

dụng thêm phân phối chuẩn để khuyến khích mô hình đặt tập trung lên vị trí  $p_t$  và phân chia dần cho các vị trí lân cận. Nếu không có việc sử dụng phân phối chuẩn này, mô hình có thể sẽ tập trung hoàn toàn lên các từ lân cận xung quanh  $p_t$  mà không phải là vị trí  $p_t$ . Điều này không phù hợp với ý tưởng ban đầu của việc phát sinh vị trí  $p_t$  do vị trí này thể hiện ý nghĩa rằng bộ giải mã khi muốn dự đoán từ tiếp theo thì nên tập trung vào những từ gần vị trí  $p_t$ . Hay có thể nói là phân phối Gauss này "ép" mô hình học được cách ước lượng vị trí  $p_t$  thật chính xác sao cho  $p_t$  chính là vị trí cần được tập trung:

$$\mathbf{a}_t = \text{align}(\mathbf{h}_t, \mathbf{h}_s) \exp\left(-\frac{(s - p_t)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.11)$$

Mô hình sử dụng hàm giống hàng như các phiên bản trước.  $s$  là giá trị số nguyên thể hiện các vị trí nằm xung quanh  $p_t$  mà nằm trong cửa sổ có kích thước  $D$ .

Một điều cần lưu ý là nếu cửa sổ vượt ra ngoài câu nguồn ( $p_t - D < 1$  hoặc  $p_t + D > S$ ) thì mô hình sẽ bỏ qua phần nằm vượt ra ngoài đó. Chỉ xét phần cửa sổ nằm trong câu ( $s \in [1, S]$ ).

Véc-tơ trọng số giống hàng  $\mathbf{a}_t$  ở Attention Cục bộ có kích thước cố định  $\in \mathbb{R}^{2D+1}$  và thường ngắn hơn  $\mathbf{a}_t$  ở Attention Toàn cục. Local-p và local-m giống nhau chỉ khác rằng local-p tính vị trí  $p_t$  một cách linh hoạt dựa vào trạng thái ẩn hiện tại của bộ giải mã và sử dụng một phân phối chuẩn đã được đơn giản hóa để điều chỉnh các trọng số giống hàng  $\mathbf{a}_t$ . Với cơ chế được trình bày cụ thể như trên, mô hình Attention Cục bộ hoạt động "tiết kiệm" hơn khi chỉ ước lượng vùng cần xem xét và chỉ thực hiện tính toán trên vùng đó và đem lại lợi thế khi dịch câu nguồn dài.

## Phương pháp Input feeding

Trong quá trình dịch, các mô hình được đề cập ở trên như Attention Toàn cục hay Cục bộ, đều vẫn còn một hạn chế về cách đặt "sự chú ý" (tập trung) hay giống hàng lên các vị trí nguồn. Ở mỗi bước thời gian  $t$  khi dự đoán một từ ở câu đích, việc đặt "sự chú ý" độc lập hoàn toàn với việc đặt "sự chú ý" của các bước thời gian trước đó. Việc quyết định giống hàng như thế nào (giá trị của véc-tơ  $\mathbf{a}_t$ ) hoàn toàn phụ thuộc vào điểm số (giá trị của hàm score) giữa trạng thái ẩn  $\mathbf{h}_t$  hiện tại và các trạng thái ẩn  $\mathbf{h}_s$  ở

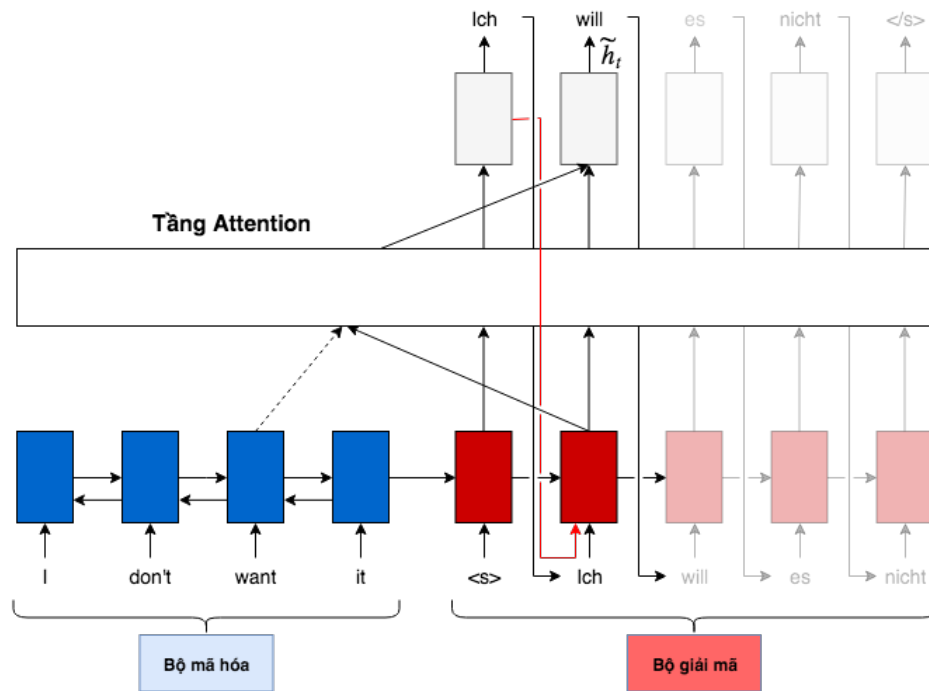
câu nguồn. Trong thực tế, khi dịch, một từ ở câu nguồn chỉ tương ứng với một vài từ ở câu đích. Do vậy, mô hình cần phải theo dõi xem là những từ nào ở câu nguồn đã được dịch trước đó thì hạn chế đặt "sự chú ý" lên lại những từ đó. Việc không có cơ chế kiểm soát những từ nào đã được dịch sẽ khiến cho mô hình sẽ rơi vào hai trường hợp "được dịch quá nhiều" (over-translated) hoặc "được dịch quá ít" (under-translated). Tức là có một số từ ở câu nguồn sẽ được đặt "sự chú ý" lên quá nhiều lần dẫn tới bỏ qua những từ quan trọng khác hoặc là một số từ quan trọng được đặt "sự chú ý" lên quá ít dẫn tới việc bỏ qua thông tin của từ đó trong quá trình dịch. Dù là trường hợp nào thì cũng gây giảm chất lượng dịch của mô hình và cho ra những câu dịch không thực tế.

Trong Dịch máy Thống kê, Koehn et al. 2003 [19] đã đề xuất một mô hình dịch dựa trên cụm từ (phrase-based) mà có cơ chế để giải quyết vấn đề trên. Cơ chế này rất đơn giản và trực quan. Trong quá trình dịch, bộ giải mã duy trì một véc-tơ bao phủ (coverage vector) để chỉ ra rằng từ nào ở câu nguồn đã được dịch hoặc chưa được dịch. Quá trình dịch được hoàn thành khi toàn bộ từ ở câu nguồn được "bao phủ" hay đã được dịch. Trong khi đó, các mô hình Dịch máy nơ-ron hiện nay chỉ kết thúc quá trình dịch khi và chỉ khi gặp kí tự kết thúc câu hoặc vượt quá số lượng từ cho trước. Việc này dễ dẫn đến trường hợp "được dịch quá nhiều" khi kí hiệu kết thúc câu xuất hiện trễ (câu dài hơn cần thiết) hay ngược lại dẫn đến trường hợp "được dịch quá ít" (câu ngắn hơn cần thiết) khi kí hiệu kết thúc câu xuất hiện sớm. Ngoài ra còn bị ảnh hưởng bởi số lượng từ đích được quy định khi dịch.

Công trình [22] đề xuất một cơ chế góp phần giải quyết vấn đề ở trên: *input feeding* (tạm dịch là "tăng cường thông tin cho đầu vào"). Ý tưởng và cách thực hiện của input feeding rất đơn giản. Nhận thấy véc-tơ attention  $\tilde{\mathbf{h}}_{t-1}$  lưu giữ thông tin giống hàng của bước thời gian  $t - 1$  trước đó, mô hình thực hiện nối véc-tơ  $\tilde{\mathbf{h}}_{t-1}$  với đầu vào  $x_t$  của bước thời gian  $t$  hiện tại. Bằng cách như vậy, mô hình có thể nắm được thông tin giống hàng trước đó từ  $\tilde{\mathbf{h}}_{t-1}$ .

$$x'_t = [x_t; \tilde{\mathbf{h}}_t] \quad (3.12)$$

Tuy nhiên, phương pháp này chưa thực sự giải quyết triệt để vấn đề "được dịch quá nhiều" hay "được dịch quá ít". Vì mô hình chỉ nhận được thông tin giống hàng từ các bước thời gian trước đó nhưng lại không được hướng dẫn hay có ràng buộc cụ thể nào mà để giải quyết vấn đề này. Việc giải quyết vấn đề trên hoàn toàn phụ thuộc vào



Hình 3.7: Minh họa phương pháp Input feeding. Tại bước thời gian  $t$ , bộ giải mã nhận đầu vào gồm véc-tơ attention ở bước thời gian trước đó  $t - 1$  và từ hiện tại  $x_t$ .

quyết định của mô hình. Mặc dù chưa thực sự giải quyết triệt để, nhưng lại cho mô hình tăng thêm tính mềm dẻo trong việc sử dụng thông tin giống hàng trong quá khứ. Thực tế, phương pháp này đã cải thiện chất lượng dịch lên đáng kể và đơn giản về mặt cài đặt.

Ngoài ra, phương pháp này giúp cho mô hình phức tạp hơn nhờ vào việc tăng kích thước đầu vào của mô hình, do đó có thể làm tăng khả năng học của mô hình.

## Kỹ thuật thay thế từ hiếm

Trong quá trình dịch thuật, có rất nhiều hạn chế gây ảnh hưởng tới chất lượng của bản dịch. Trong phần này, chúng tôi đề cập tới một vấn đề quan trọng mà dù là con người hay máy tính đều gặp phải và rất khó giải quyết. Đó là vấn đề về những "từ hiếm" (unknown words).

Mỗi ngôn ngữ có muôn hình vạn trạng các từ ngữ khác nhau. Số lượng từ ngữ trong một ngôn ngữ là không có định. Trong quá trình hình thành và phát triển ngôn ngữ, theo thời gian số lượng từ ngữ sẽ tăng lên hoặc mất đi (bị lãng quên hay không dùng nữa) tùy thuộc vào hoàn cảnh, môi trường sử dụng của ngôn ngữ đó. Nhưng



thường đối với những ngôn ngữ phổ biến hiện nay thì số lượng từ ngữ tăng lên lớn hơn nhiều so với số lượng từ ngữ mất đi. Khi xã hội phát triển, nhu cầu giao tiếp giữa các dân tộc, quốc gia, nền văn hóa khác nhau cũng tăng theo. Mỗi nơi lại có cách sử dụng ngôn ngữ khác nhau, do đó bộ từ vựng của mỗi ngôn ngữ cũng phải thay đổi sao cho phù hợp với nhu cầu giao tiếp. Khoa học kỹ thuật phát triển kèm theo đó là những khám phá về thế giới tự nhiên. Những sự vật, hiện tượng mới được phát hiện ngày càng nhiều. Và không phải sự vật, hiện tượng nào cũng có thể được mô tả, thể hiện bằng những vốn từ vựng vốn có của một số ngôn ngữ. Ngoài ra còn có nhiều lý do làm cho bộ từ vựng của các ngôn ngữ thay đổi theo thời gian.

Với tốc độ phát triển của ngôn ngữ là như vậy nhưng khả năng của con người là hữu hạn. Một người dù có thông thạo một ngôn ngữ tới đâu thì cũng không thể nào biết được hết tất cả từ vựng của ngôn ngữ đó. Theo thống kê, số lượng từ ngữ cần để giao tiếp hàng ngày trong tiếng Anh chỉ khoảng từ 3000 từ và 3000 từ này chiếm đến 95% các đoạn văn bản, cuộc nói chuyện phổ biến hàng ngày (tin tức, sách, phim, v.v...), đối với lĩnh vực chuyên ngành thì khoảng 4000-10000 từ. Đối với những người bản xứ thì họ biết khoảng 10000-30000 từ [9]. Còn đối những người không phải bản xứ, trung bình bộ từ vựng của họ khoảng 4500 từ. Nhưng theo kích thước của bộ từ điển lớn nhất trong tiếng Anh là Oxford thì tổng số lượng từ vựng của tiếng Anh là 171476 từ [16]. Tức là đa số mọi người chưa biết hết được 10% từ vựng của tiếng Anh. Do vậy khi thực hiện việc dịch thuật giữa các ngôn ngữ với nhau, mọi người chỉ có thể dịch tốt khi văn bản, hội thoại cần dịch thuộc về chủ đề mà họ quen thuộc. Mọi người sẽ gặp khó khăn khi gặp những từ nằm ngoài bộ từ vựng của bản thân (out-of-vocabulary words - OOV words) vì không biết phải dịch như thế nào.

Khi huấn luyện một mô hình Dịch máy thì cần phải có một bộ từ vựng cố định cho mô hình đó trong suốt quá trình huấn luyện và dự đoán. Kích thước của bộ từ vựng này bị hạn chế với số lượng nhất định. Sự hạn chế về kích thước này xuất phát từ nhiều lý do như giới hạn về dữ liệu huấn luyện, khả năng học của mô hình, tài nguyên tính toán (phần cứng), v.v... Do vậy việc quyết định xem những từ nào sẽ được đưa vào bộ từ vựng của mô hình cũng rất quan trọng. Thông thường có hai chiến thuật để xây dựng bộ từ vựng này. Cách đầu tiên phù hợp cho việc phát triển các ứng dụng là lấy các từ vựng có trong dữ liệu huấn luyện làm bộ từ vựng và lọc ra những từ nào có tần số xuất hiện trong dữ liệu huấn luyện thấp hơn một ngưỡng nhất định (ví dụ: lọc

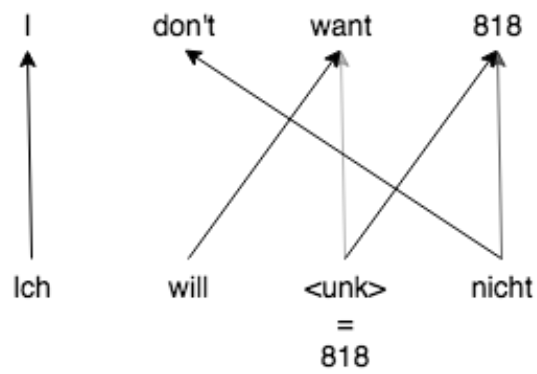
ra những từ vựng nào có tần số xuất hiện ít hơn 10). Cách thứ hai thường phù hợp cho việc nghiên cứu, đó là lựa chọn số lượng từ vựng nhất định mà có tần số xuất hiện cao nhất (ví dụ: lấy 50000 từ có tần số xuất hiện cao nhất). Do đó có những từ xuất hiện trong dữ liệu huấn luyện nhưng vì có tần số xuất hiện thấp nên bị coi là từ nằm ngoài bộ từ vựng (OOV). Đó là lí do chúng tôi gọi đây là vấn đề "từ hiếm".

Có nhiều cách để giải quyết vấn đề này, cách mà mọi người hay sử dụng nhất là thêm từ mới đó vào bộ từ vựng. Cách thứ hai là giữ nguyên từ đó và đưa nó vào vị trí thích hợp trong câu ở ngôn ngữ đích. Trong khóa luận này chúng tôi tìm hiểu và dùng cách thứ hai để giải quyết vấn đề các từ nằm ngoài bộ từ vựng.

Kĩ thuật thay thế từ hiếm mà chúng tôi trình bày sau đây là một phương pháp dựa trên kết quả của cơ chế Attention. Do vậy, hiệu quả của phương pháp này phụ thuộc lớn vào độ chính xác của cơ chế Attention. Kĩ thuật này chúng tôi sử dụng từ bài báo của Jean et al., 2015 [15] về sử dụng cơ chế Attention trong mô hình Dịch máy nơ-ron. Nếu mô hình không sử dụng cơ chế Attention thì cũng không sử dụng được phương pháp thay thế từ hiếm này. Kĩ thuật này chỉ được sử dụng trong quá trình dự đoán, trong quá trình huấn luyện thì không sử dụng. Cách hoạt động của phương pháp này rất đơn giản. Sau khi mô hình đã dự đoán (dịch) xong một câu, mô hình sẽ thực hiện xử lý những từ nào mà được dự đoán là từ hiếm (unknown words) trong câu đã được dự đoán (những từ hiếm được ký hiệu là  $\langle unk \rangle$ ). Đối với mỗi từ hiếm, mô hình sẽ thực hiện dịch lại từ đó bằng cách chọn một từ phù hợp trong câu nguồn rồi thực hiện sao chép từ được chọn vào từ hiếm hiện tại. Cách mà mô hình lựa chọn từ phù hợp là dựa vào véc-tơ trọng số giống hàng  $a_t$ . Mô hình sẽ lựa chọn từ nào có trọng số cao nhất.

Trong thực tế, kĩ thuật này giúp cho mô hình có thể dịch được chính xác những câu có chữ số, số, tên riêng, tên địa danh v.v... Bởi vì những từ này rất ít xuất hiện trong tập dữ liệu so với những từ khác. Hơn nữa, những loại từ như thế này rất đa dạng (số lượng số từ có thể có rất lớn hay tên riêng, tên địa danh có rất nhiều). Điều đặc biệt rằng những từ này thường không cần phải dịch, chúng ta chỉ cần sao chép chính xác chúng lại qua câu ở ngôn ngữ đích với một vị trí phù hợp do những từ này dù ở ngôn ngữ nào thì cũng đều có một cách biểu diễn.

Với kĩ thuật đơn giản là tận dụng ý nghĩa của kết quả của cơ chế Attention, kĩ thuật này đã cải thiện kết quả dịch lên một cách rõ rệt (sẽ được trình bày ở trong phần thực



Hình 3.8: Minh họa phương pháp thay thế từ hiếm. Khi gặp một từ hiếm (được kí hiệu là <unk>) trong kết quả dự đoán, mô hình sẽ tìm một từ ở câu nguồn có trọng số giống hàng từ kết quả cơ chế Attention cao nhất và thực hiện sao chép từ đó thay cho từ hiếm hiện tại. (Mũi tên càng đậm thì trọng số giống hàng càng cao). Kết quả dự đoán được cập nhật với từ hiếm đã được thay thế.

nghiệm).

## Chương 4

# Các kết quả thực nghiệm

*Trong chương này, chúng tôi trình bày các kết quả thực nghiệm để đánh giá các mô hình, phương pháp và kỹ thuật được tìm hiểu mà đã trình bày ở chương trước. Bộ dữ liệu được dùng để tiến hành các thực nghiệm là bộ WMT' 13 và 14 English-German (bộ dữ liệu tiếng Anh - tiếng Đức của cuộc thi Dịch máy WMT năm 2013 và 2014). Các kết quả thực nghiệm cho thấy khi huấn luyện mô hình mà không sử dụng cơ chế Attention thì kết quả đạt được rất thấp. Các mô hình Attention Toàn cục, Attention Cục bộ, phương pháp Input feeding và kỹ thuật thay thế từ hiếm cho kết quả được cải thiện một cách vượt trội. Chúng tôi đánh giá các mô hình trên các phương diện: độ lỗi, độ đo perplexity, độ đo BLEU, đường cong học và chất lượng giống hàng.*

## Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu Anh-Đức

### Các thiết lập thực nghiệm

Chúng tôi tiến hành các thực nghiệm trên bộ dữ liệu WMT' 14 English-German được cung cấp trên trang chủ của Nhóm Xử lý Ngôn ngữ Tự nhiên Đại học Stanford [12]. Bộ dữ liệu này gồm các cặp câu được viết dưới dạng ngôn ngữ tự nhiên ở 2 ngôn ngữ là tiếng Anh và tiếng Đức. Tất cả mô hình sẽ được huấn luyện trên tập dữ liệu mà có khoảng 4.5 triệu cặp câu (trong đó có khoảng 116 triệu từ tiếng Anh và khoảng 110 triệu từ tiếng Đức). Chúng tôi thực hiện thiết lập thực nghiệm giống với các

thiết lập của bài báo của Luong, 2015 [22]. Để đánh giá chất lượng dịch của các mô hình đã được huấn luyện, chúng tôi sử dụng tập dữ liệu kiểm thử *newstest\_2014.en* và *newstest\_2014.de* của cuộc thi WMT'14 và độ đo được sử dụng để đánh giá là BLEU (BiLingual Evaluation Understudy) [28] cùng với Perplexity. Độ đo BLEU so sánh độ giống nhau của các cụm từ (n-gram) giữa hai câu dự đoán và câu đúng, do vậy giá trị BLEU càng cao thì câu dịch được từ mô hình càng giống với câu đúng cho trước. Độ đo Perplexity được chúng tôi đề cập trong phần Mô hình ngôn ngữ ở chương 2. Dữ liệu validation được sử dụng là tập dữ liệu kiểm thử *newstest\_2013.en* và *newstest\_2013.de* của cuộc thi WMT'13.

Dữ liệu được tiến hành tiền xử lý bằng cách thực hiện tách từ đối với mỗi câu. Bộ từ vựng cho mỗi ngôn ngữ được sử dụng cho các mô hình là bộ từ vựng có 50000 từ xuất hiện nhiều nhất (có tần số lớn nhất) trong dữ liệu huấn luyện của mỗi ngôn ngữ đó. Những từ nào không nằm trong bộ từ vựng sẽ được gán cho kí hiệu *<unk>* (từ hiếm).

Trong quá trình huấn luyện, chúng tôi lọc bỏ những cặp câu mà một trong hai câu thuộc cặp đó có chiều dài hơn 50 từ. Chúng tôi thực hiện sắp xếp tất cả câu theo chiều dài của câu giảm dần (những câu nào có chiều dài lớn nhất thì đứng đầu), sau đó lấy ngẫu nhiên các mini-batch từ những câu đã được sắp xếp. Với việc sắp xếp như vậy, tốc độ huấn luyện của mô hình được cải thiện do được tối ưu về chi phí tính toán và còn giúp mô hình học được tốt hơn.

Chúng tôi sử dụng các mô hình LSTM với mỗi LSTM có 4 tầng. Mỗi tầng LSTM có kích thước trạng thái ẩn là 1000 (đối với bộ mã hóa sử dụng bi-LSTM nên mỗi chiều của bi-LSTM sẽ có kích thước trạng thái ẩn là 500) và số chiều của word embedding là 1000. Các tham số của mô hình được khởi tạo ngẫu nhiên với phân phối đều trong đoạn  $[-0, 1; 0, 1]$ . Thuật toán để cực tiểu hóa hàm chi phí là Stochastic Gradient Descent (SGD) với kích thước của một mini-batch là 128 mẫu huấn luyện. Cách lập lịch cho hệ số học: huấn luyện 12 epochs; hệ số học ban đầu là 1.0; sau 8 epochs, hệ số học sẽ giảm đi 1 nửa sau mỗi epoch tiếp theo (epoch thứ 9 có hệ số học là 0.5, thứ 10 là 0.25, ...). Gradient của các tham số sẽ được chuẩn hóa nếu norm của chúng vượt quá 5.0. Mô hình còn sử dụng cơ chế Dropout với xác suất tắt các nơ-ron  $p = 0.2$ . Mỗi câu ở ngôn ngữ nguồn khi được đưa vào mô hình thì sẽ được đảo ngược trật tự. Đối với các mô hình Attention Cục bộ, kích thước cửa sổ  $D = 10$ . Trong khóa luận

này, chúng tôi chỉ thực hiện thực nghiệm trên mô hình Attention Toàn cục với biến thể giống hàng dự đoán (local-p), còn giống hàng đều thì do chất lượng mô hình học được không tốt nên chúng tôi không tiếp tục thực nghiệm nữa.

Chúng tôi sử dụng ngôn ngữ lập trình Python và framework PyTorch dành cho Học sâu [30]. PyTorch hỗ trợ việc cài đặt các thuật toán Học sâu một cách thân thiện, tự nhiên giống như ngôn ngữ lập trình Python và còn hỗ trợ xử lý tính toán song song trên GPU (Graphical Processing Units) rất mạnh mẽ. GPU mà chúng tôi sử dụng để thực hiện các thực nghiệm là NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti. Để có thể huấn luyện một mô hình, cần đến 3-5 ngày.

Để đánh giá độ hiệu quả của cơ chế Attention, chúng tôi tiến hành huấn luyện một mô hình cơ bản (Baseline) mà không sử dụng cơ chế Attention (chỉ dùng kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã với các LSTM). Các mô hình có sử dụng cơ chế Attention sẽ được so sánh với mô hình cơ bản này. Chi tiết của mô hình cơ bản này sẽ được trình bày trong phần tiếp theo.

## Không sử dụng Attention và có sử dụng Attention

Chúng tôi thực hiện đánh giá độ hiệu quả của cơ chế Attention bằng cách so sánh với mô hình không sử dụng cơ chế Attention và các mô hình có sử dụng cơ chế Attention.

Đối với mô hình không sử dụng cơ chế Attention, chúng tôi sử dụng:

- Kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã với bộ mã hóa là bi-LSTM và bộ giải mã là uni-LSTM.
- Đảo ngược trật tự từ trong câu.
- Dropout.

Chúng tôi gọi đó là mô hình cơ bản. Đối với mô hình sử dụng cơ chế Attention, chúng tôi thiết lập mô hình như mô hình căn bản cộng với sử dụng cơ chế Attention Toàn cục với hàm tính điểm là hàm *general*.

Bảng 4.1 cho thấy kết quả giữa hai mô hình. Giá trị perplexity càng thấp càng tốt và giá trị BLEU càng cao càng tốt. Với cơ chế Attention, chất lượng dịch của mô hình được cải thiện rất lớn. Điểm BLEU tăng từ 15.04 đến 19.99 (+4.95). Đây là cải thiện rất lớn trong Dịch máy nơ-ron khi Dịch máy Thông kê đang dần chạm tới giới hạn.

Bảng 4.1: So sánh giữa mô hình sử dụng cơ chế Attention và mô hình không sử dụng cơ chế Attention.

Mô hình	Perplexity	BLEU
Cơ bản	8.03	15.04
Cơ bản + global (general)	<b>4.98(-3.05)</b>	<b>19.99 (+4.95)</b>

Bảng 4.2: So sánh kết quả giữa các mô hình Attention với nhau.

Mô hình	Perplexity	BLEU	
		Trước unk rpl	Sau unk rpl
Cơ bản + global (dot)	6.1	18.62	18.81 (+0.19)
Cơ bản + global (general)	<b>4.98</b>	19.99	22.33 (+2.24)
Cơ bản + global (dot) + input feed	5.43	19.78	22.24 (+2.46)
Cơ bản + global (general) + input feed	5.22	<b>20.41</b>	<b>22.87 (+2.46)</b>
Cơ bản + local-p (general) + input feed	5.89	19.43	19.97 (+0.54)

Kết quả này chứng minh được rằng cơ chế Attention rất hiệu quả trong việc giải quyết các hạn chế của kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã với LSTM đã được trình bày ở ban đầu và cũng rất phù hợp trong việc áp dụng vào cho bài toán Dịch máy.

## Giữa các mô hình Attention với nhau

Để đánh giá độ hiệu quả của các mô hình Attention với nhau, chúng tôi thực hiện huấn luyện các mô hình Attention và đánh giá chúng trên độ đo Perplexity và BLEU. Kết quả của các mô hình Attention được thể hiện trong bảng 4.2.

Từ bảng kết quả cho thấy mô hình Attention Toàn cục với hàm tính điểm general mà có sử dụng phương pháp input feeding (global general + input feed)) có chất lượng dịch tốt nhất với điểm BLEU là 20.41 (22.87 khi dùng kĩ thuật thay thế từ hiếm). Mô hình Attention Toàn cục với hàm tính điểm *dot*, *general* cộng với phương pháp input feeding (global (dot, general) + input feed) có độ tăng điểm BLEU cao nhất khi dùng kĩ thuật thay thế từ hiếm. Kết quả này chứng minh được rằng mô hình global (general) hoạt động hiệu quả như mong đợi trong thực tế. Mô hình có độ đo Perplexity thấp nhất là mô hình global (general) với 4.98. Mặc dù Perplexity hơn mô hình (global (general) + input feed) là 5.43, nhưng (global (general) + input feed) có điểm BLEU tốt nhất là 20.41, hơn 0.42 điểm. Điều này cho thấy là mô hình global (general) có khả năng tổng quát hóa chưa tốt so với các mô hình khác.

Kết quả cho thấy rằng với 2 phương pháp input feeding và thay thế từ hiếm mà chúng tôi đã trình bày ở phần trước đều góp phần tăng hiệu quả của mô hình lên rất đáng kể. Cụ thể, phương pháp input feeding giúp mô hình global (dot) tăng điểm BLEU từ 18.62 lên 19.78 (+1.16), giúp mô hình global (general) tăng từ 19.99 lên 20.41 (+0.42). Kỹ thuật thay thế từ hiếm giúp điểm BLEU tăng trung bình hơn 2.0 (trừ mô hình global (dot) chỉ tăng 0.19 và local-p (general) chỉ tăng 0.54). Các kết quả này chứng minh được rằng những ý tưởng, lý thuyết chúng tôi trình bày ở phần trước đều hoạt động tốt như mong đợi. Những phương pháp, kỹ thuật này vừa rõ ràng về mặt lý thuyết, vừa hiệu quả trong thực tế.

Về phương pháp input feeding, có một chút hạn chế của phương pháp này về chi phí tính toán. Input feeding làm kích thước đầu vào ở các bước thời gian của uni-LSTM của bộ giải mã tăng lên theo kích thước của véc-tơ attention. Hơn nữa, về mặt cài đặt, chúng ta không tận dụng được LSTM mà đã được hỗ trợ cài đặt bởi NVIDIA. Do vậy, tốc độ huấn luyện và trong kiểm thử của mô hình khi có sử dụng phương pháp input feeding sẽ giảm đi đáng kể, bên cạnh đó kích thước của mô hình cũng tăng lên theo.

Về kỹ thuật thay thế từ hiếm, từ kết quả cho thấy kỹ thuật này rất mạnh mẽ. Các mô hình Attention được sử dụng cùng với kỹ thuật này đều được tăng điểm BLEU hơn 2. Mô hình này chỉ có hạn chế là phải phụ thuộc vào kết quả của cơ chế Attention có tốt hay không. Kết quả cũng cho thấy rằng chất lượng mô hình Attention không tốt sẽ dẫn tới độ hiệu quả của kỹ thuật thay thế từ hiếm kém đi (mô hình global (dot) và local-p (general)). Còn lại thì kỹ thuật này rất hiệu quả và tiện lợi. Thay thế từ hiếm không ảnh hưởng tới quá trình huấn luyện, do vậy mô hình không phải tốn chi phí tính toán cho kỹ thuật này trong quá trình huấn luyện và tốc độ huấn luyện không bị ảnh hưởng.

Nhìn chung, kết quả cho thấy kỹ thuật thay thế từ hiếm cải thiện kết quả tốt hơn phương pháp input feeding, nhưng input feeding giúp tạo ra một mô hình Attention đủ tốt để tạo điều kiện cho kỹ thuật thay thế từ hiếm phát huy sự hiệu quả của nó.

## **Phân tích đường cong học**

Phần này, chúng tôi tập trung vào so sánh các tất cả các mô hình đã thực hiện ở phương diện quá trình học bằng cách quan sát độ lỗi và độ đo Perplexity của các mô hình đó trên cả tập huấn luyện và tập validation (newstest\_2013) trong quá hình huấn luyện



Bảng 4.3: So sánh kết quả của khóa luận và bài báo.

Mô hình	Perplexity		BLEU	
	KL	Bài báo	KL	Bài báo
Cơ bản	8.03	8.1	15.08	14.0
Cơ bản + global (dot) + input feed	5.43	6.1	19.78	18.6
Cơ bản + global (dot) + input feed + unk rpl			22.24	20.5
Cơ bản + global (general) + input feed	<b>5.22</b>	6.1	<b>20.41</b>	17.3
Cơ bản + global (general) + input feed + unk rpl			<b>22.87</b>	19.1
Cơ bản + local-p (general) + input feed	5.89	<b>5.9</b>	19.43	<b>19.0</b>
Cơ bản + local-p (general) + input feed + unk rpl			19.97	<b>20.9</b>

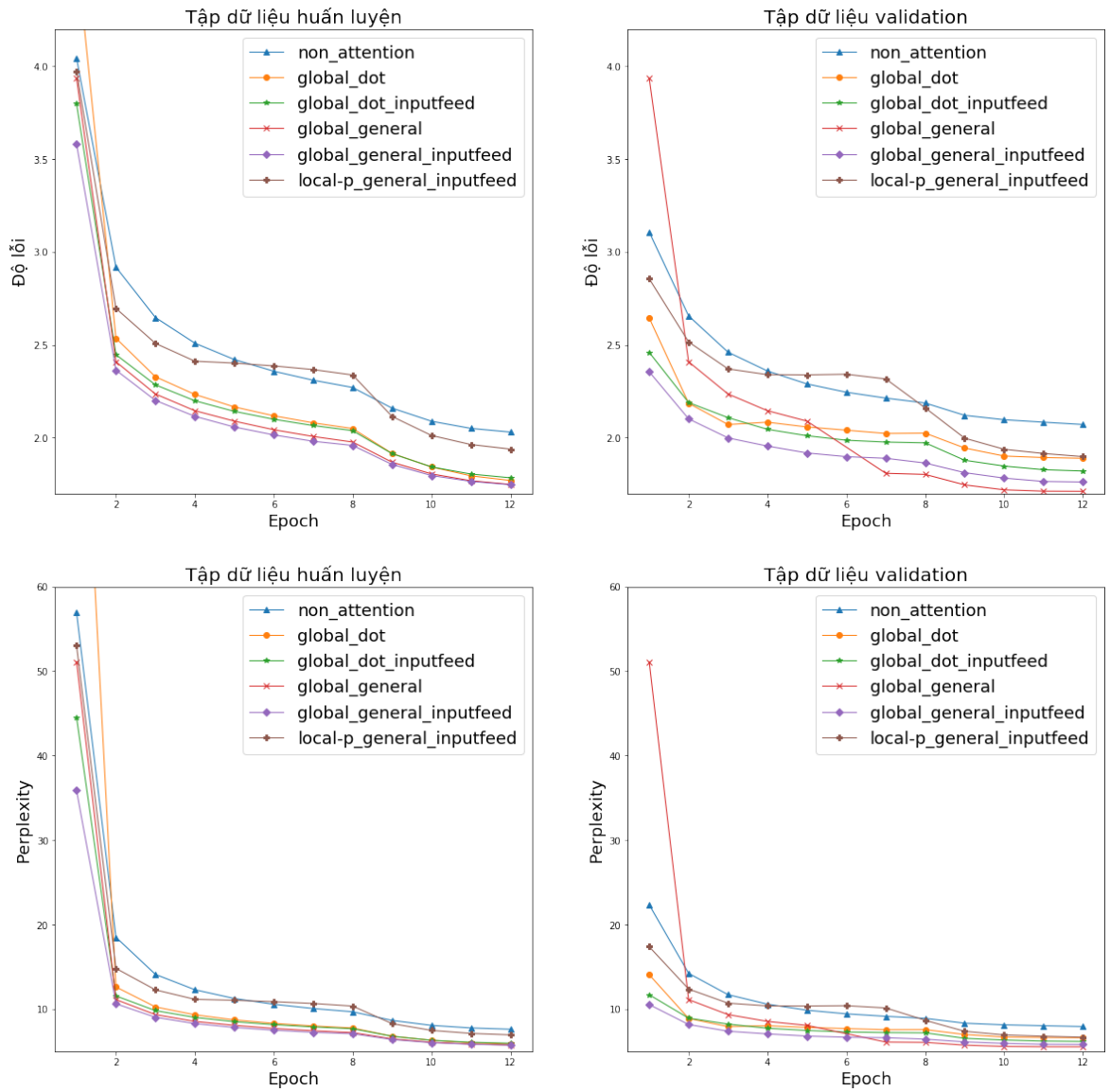
mô hình. Điều này giúp chúng tôi biết được mô hình nào sẽ hội tụ và tổng quát hóa tốt hơn.

Từ đồ thị 4.1, thấy được rằng mô hình global (general) + input feed hội tụ nhanh nhất (độ lỗi và perplexity trên tập huấn luyện thấp nhất qua từng epoch). Trong các epoch đầu, hầu hết các mô hình có tốc độ giảm perplexity nhanh như nhau trên tập huấn luyện (chênh lệch độ lỗi, perplexity giữa hai mô hình thay đổi nhỏ qua các epoch). Các mô hình Attention không sử dụng phương pháp input feeding ở epoch đầu có perplexity cao hơn so với các mô hình sử dụng input feeding, nhưng khi ở các epoch về sau thì tốc độ giảm perplexity giống nhau. Mô hình Attention Cục bộ ở các epoch đầu đều có hành vi tương tự Attention Toàn cục, các epoch về sau thì mô hình Attention Cục bộ có kết quả thấp nhất trong tất cả các mô hình Attention. Mô hình global (general) là mô hình tốt nhất trên tập validation khi có độ lỗi và perplexity thấp nhất đồng thời có tốc độ giảm độ lỗi và perplexity nhanh nhất. Nhìn chung các mô hình Attention Toàn cục mà sử dụng hàm tính điểm dot thì có kết quả chưa tốt bằng các mô hình sử dụng hàm tính điểm general. Đối với mô hình không sử dụng Attention (non-attention) thì bị bỏ xa bởi các mô hình sử dụng Attention.

## So sánh với kết quả của bài báo

Phần này chúng tôi thực hiện so sánh kết quả của chúng tôi với kết quả của bài báo *Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation* [22] để đánh giá rằng mô hình của chúng tôi hoạt động có thực sự đúng với bài báo không.

Từ bảng 4.3 trên cho thấy mô hình của chúng tôi hoạt động tốt. Kết quả của chúng



Hình 4.1: Đường cong học của các mô hình phân tích trên độ lỗi, độ đo perplexity trên tập dữ liệu huấn luyện và validation.

tôi có khác với bài báo rằng hầu hết mô hình của chúng tôi đều hơn kết quả của bài báo từ 1.0 đến gần 2.0 điểm BLEU. Đặc biệt riêng với mô hình Attention Toàn cục với hàm tính điểm general có kết quả có sự chênh lệch lớn.

Lí do của sự khác biệt lớn giữa kết quả khóa luận và bài báo này, chúng tôi cho rằng đó là về sự khác nhau giữa 2 ngôn ngữ và công cụ - Matlab và PyTorch. Matlab là một ngôn ngữ lâu đời và tại thời điểm năm 2015 mà tác giả thực hiện bài báo này thì Matlab vẫn chưa có hỗ trợ nhiều cho Học sâu và chưa tối ưu cho lập trình song song trên GPU. Do vậy, hầu hết các bước tính toán quan trọng của mô hình đều là do tác giả tự cài đặt, bao gồm cả các bước thực hiện tính đạo hàm để lan truyền ngược. Trong khi đó, PyTorch là một công cụ được thiết kế dành riêng cho việc hỗ trợ cài đặt các mô hình Python dựa trên ngôn ngữ Python được Facebook cùng với các trường đại học, công ty v.v... hỗ trợ phát triển. Do vậy, ý tưởng của mô hình được cài đặt khá giống nhau trên mã nguồn Matlab và Python nhưng các phần lõi của mô hình được cài đặt lại khác nhau.

Về sự hoạt động không hiệu quả của Attention Cục bộ, theo chúng tôi phân tích được, mô hình Attention Cục bộ local-p hoạt động không tốt như mong đợi là bởi vì khi phát sinh vị trí  $p_t$  tại mỗi bước giải mã, mô hình chỉ có được thông tin từ trạng thái ẩn của bộ giải mã tại thời điểm  $t$  hiện tại nên rất khó để có thể ước lượng vị trí giống hàng chính xác. Khi chúng tôi quan sát các trọng số giống hàng của mô hình trong quá trình các câu, chúng tôi thấy rằng vị trí  $p_t$  luôn nằm ở các từ ở đầu câu (ở vị trí thứ 1, thứ 2 trong câu). Điều đó cho thấy rằng mô hình local-p không học được cách phát sinh vị trí  $p_t$  chính xác, việc mô hình vẫn có thể dịch một cách tương đối chính xác khi vị trí  $p_t$  có sự sai lệch như vậy là bởi vì các trạng thái ẩn ở bộ giải mã còn chứa thông tin của các từ lân cận.

Đối với kết quả của kĩ thuật thay thế từ hiếm, do kĩ thuật thay thế từ hiếm của tác giả là sử dụng một mô hình giống hàng riêng biệt với kết quả Attention theo bài báo của chính tác giả [23] (chúng tôi sử dụng theo bài báo [15], sử dụng dựa trên kết quả giống hàng của Attention) nên dù kết quả giống hàng của Attention không tốt thì độ hiệu quả của kĩ thuật thay thế từ hiếm không bị ảnh hưởng.

	They	know	their	busin- ess	better	than	anyone	else	.
Sie	0.223	0.110	0.107	0.070	0.117	0.066	0.050	0.030	0.227
kennen	0.054	0.451	0.069	0.093	0.094	0.062	0.024	0.025	0.130
ihr	0.037	0.073	0.410	0.138	0.150	0.052	0.033	0.019	0.088
Geschäft	0.007	0.057	0.086	0.697	0.054	0.030	0.015	0.020	0.034
besser	0.013	0.132	0.045	0.053	0.474	0.080	0.050	0.025	0.128
als	0.016	0.121	0.029	0.063	0.093	0.230	0.130	0.040	0.277
alle	0.003	0.006	0.006	0.013	0.015	0.013	0.764	0.106	0.073
anderen	0.004	0.014	0.008	0.025	0.019	0.004	0.513	0.308	0.104
.	0.010	0.070	0.023	0.081	0.066	0.022	0.213	0.264	0.252
</s>	0.043	0.028	0.021	0.019	0.038	0.026	0.086	0.043	0.697

Hình 4.2: Gióng hàng học được của mô hình của cặp câu Anh-Việt. Màu càng đậm thể hiện trọng số càng cao.

## Chất lượng gióng hàng của mô hình

Trong phần này chúng tôi trình bày về một trong những lợi ích quan trọng của các mô hình Attention là khả năng trực quan hóa những gì mô hình đã học được. Từ khi Học sâu ra đời, bên cạnh sự thành công rực rỡ trong việc giải quyết các bài toán phổ biến thì mạng Học sâu có hạn chế rất lớn về khả năng diễn dịch kết quả. Do khả năng tự học các đặc trưng, khi mạng Học sâu xuất ra các kết quả, mọi người hầu như không thể giải thích được lí do vì sao mô hình cho ra kết quả như vậy. Vì thế, mạng Học sâu không được sử dụng cho các lĩnh vực, ứng dụng mà cần sự rõ ràng khi đưa ra quyết định như trong lĩnh vực y tế, kinh tế, v.v... Hơn nữa còn gây cản trở việc nghiên cứu và phát triển các mô hình Học sâu do khó để kiểm nghiệm được rằng các ý tưởng, phương pháp sử dụng trên mạng Học sâu có hoạt động như mong muốn hay không. Do vậy, khả năng diễn dịch của cơ chế Attention vô cùng hữu ích cho những mạng Học sâu mà sử dụng cơ chế Attention.

Giữa các từ ở câu nguồn và câu đích sẽ có trọng số gióng hàng (điểm attention)  $a_t$  tương ứng. Sử dụng những trọng số gióng hàng đó giúp mọi người có thể biết được rằng mô hình đã học được những gì và có hoạt động đúng như mong đợi hay không. Chúng tôi vẽ các ma trận trọng số giữa một số cặp câu mẫu đã được dịch bằng cơ chế Attention để cho thấy sự hiệu quả của cơ chế này.

Ta thấy rằng mô hình học được trọng số gióng hàng khá chính xác đối với những

từ phổ biến như "know", "business". Tuy nhiên từ "Sie" trong tiếng Đức có nghĩa là "they" thì lại giống hàng không chính xác khi từ "Sie" này có trọng số giống hàng với dấu "." cao nhất. Trong các kết quả mà chúng tôi quan sát, chúng tôi thấy rằng các từ đứng đầu câu như "Sie" (they), "Ein" (một), "Eine" (một) và một số từ khác trong tiếng Đức lại hay được giống hàng với từ thứ 2 trong câu tiếng Anh (thường là động từ) hoặc là dấu ".". Hiện tại, chúng tôi vẫn chưa tìm ra lí do vì sao lại có hiện tượng như vậy, mặc dù câu dịch vẫn chính xác so với câu đúng cho trước.

## Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu Anh-Việt

### Các thiết lập thực nghiệm

Bên cạnh đánh giá chất lượng các mô hình trên tập dữ liệu Anh-Đức như theo trong bài báo chính mà chúng tôi tìm hiểu, chúng tôi còn thực hiện thực nghiệm trên tập dữ liệu Anh-Việt để có thể dễ dàng đánh giá trực quan hơn về cơ chế Attention trong việc học cách giống hàng giữa hai ngôn ngữ.

Chúng tôi thực hiện thực nghiệm dựa trên bài báo "Stanford Neural Machine Translation Systems for Spoken Language Domains" [21] được công bố tại workshop IWSLT' 15 của nhóm tác giả của Đại học Stanford (Minh-Thang Luong, Christopher D. Manning). Tập dữ liệu chúng tôi sử dụng là tập dữ liệu của IWSLT' 15 được cung cấp trên trang chủ của nhóm Xử lý Ngôn ngữ Tự nhiên Đại học Stanford. Bộ dữ liệu này gồm các cặp câu được viết dưới dạng ngôn ngữ tự nhiên ở hai ngôn ngữ tiếng Anh và tiếng Việt. Tập dữ liệu này có khoảng 133 ngàn cặp câu. Những câu này được thu thập từ các buổi nói chuyện trên TEDTalk bằng tiếng Anh và đã được ghi phụ đề tiếng Việt. Chúng tôi đánh giá chất lượng của mô hình huấn luyện được trên tập dữ liệu kiểm thử *tst\_2013.en* và *tst\_2013.vi* được cung cấp trong IWSLT' 15.

Dữ liệu được tiến hành tiền xử lý bằng cách tách từ đối với mỗi câu. Bộ từ vựng dành cho tiếng Anh có 17,192 từ và bộ từ vựng dành cho tiếng Việt có 7,710 từ. Khi trong câu có một từ nào không thuộc bộ từ vựng thì sẽ được gán kí hiệu *<unk>* (từ hiếm). Cũng giống như đối với dữ liệu Anh-Đức. Chúng tôi đánh giá mô hình trên độ đo Perplexity và độ đo BLEU.

Trong quá trình huấn luyện, chúng tôi không thực hiện thêm bước tiền xử lí nào

Bảng 4.4: Kết quả thực nghiệm trên tập dữ liệu kiểm thử Anh-Việt tst2013 và so sánh với kết quả của bài báo.

Mô hình	Perplexity	BLEU
Bài báo		23.3
Cơ bản + global (general) + input feed	8.55	27.89(+4.59)
Cơ bản + global (general) + input feed + unk rpl		<b>28.30(+0.41)</b>

đối với các câu đầu vào ngoài việc thực hiện bước đảo thứ tự các câu trong tập dữ liệu giống như trong tập dữ liệu Anh-Đức.

Chúng tôi sử dụng các mô hình LSTM với mỗi LSTM có 2 tầng. Mỗi tầng LSTM có kích thước trạng thái ẩn là 500 (đối với bộ mã hóa sử dụng bi-LSTM nên mỗi chiều của bi-LSTM sẽ có kích thước trạng thái ẩn là 500). Số chiều của word embedding là 500. Các thiết lập còn lại giống như trong tập dữ liệu Anh-Đức. Lí do chúng tôi giảm kích thước của mô hình đi một nửa so với các mô hình trong tập Anh-Đức là bởi vì tập dữ liệu Anh-Việt rất nhỏ, chỉ khoảng 133 ngàn cặp câu, do đó mô hình có kích thước lớn sẽ dễ dẫn đến tình trạng quá khớp (overfitting).

## Kết quả trên các độ đo

Mô hình mà chúng tôi sử dụng để đánh giá là mô hình có dùng cơ chế Attention Toàn cục với hàm tính điểm general, phương pháp input feeding và kĩ thuật thay thế từ hiếm. Bảng 4.4 cho thấy kết quả của chúng tôi so với kết quả của bài báo. Do trong bài báo [21] không đề cập đến là sử dụng mô hình nào nên chúng tôi sử dụng mô hình tốt nhất của chúng tôi dựa theo kết quả của tập Anh-Đức để thực hiện so sánh. Lí do của sự chênh lệch của mô hình chúng tôi và bài báo giống như đã trình bày ở phần trước.

Trong trường hợp này, kĩ thuật thay thế từ hiếm không thực sự giúp ích nhiều trong việc cải thiện chất lượng dịch. Lí do bởi vì có nhiều từ tiếng Anh tương đương với một từ có nhiều chữ trong tiếng Việt như "success" - "thành công", "city" - "thành phố", v.v... Để có thể tận dụng tốt hơn kĩ thuật thay thế từ hiếm, chúng tôi cần phải thực hiện bài toán tách từ cho tiếng Việt chính xác hơn như tách từ "thành công" trong câu thành "thành\_công" rồi đưa vào mô hình.

	But	I	only	thought	that	I	would	be	separated	from	my	family	for	a	short	time	.
Nhưng	0.243	0.229	0.217	0.107	0.041	0.031	0.009	0.004	0.006	0.012	0.007	0.015	0.010	0.009	0.010	0.030	0.021
tôi	0.046	0.462	0.361	0.054	0.012	0.013	0.005	0.001	0.002	0.003	0.001	0.009	0.006	0.004	0.006	0.007	0.007
chỉ	0.007	0.032	0.767	0.169	0.004	0.002	0.009	0.001	0.002	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000	0.002	0.002	0.002
nghĩ	0.007	0.010	0.149	0.776	0.005	0.002	0.021	0.010	0.010	0.001	0.000	0.001	0.003	0.001	0.001	0.001	0.002
rằng	0.006	0.019	0.012	0.017	0.107	0.646	0.145	0.017	0.010	0.003	0.001	0.004	0.001	0.001	0.003	0.003	0.005
minh	0.002	0.008	0.010	0.005	0.054	0.721	0.162	0.021	0.008	0.003	0.001	0.003	0.001	0.000	0.000	0.001	0.000
sẽ	0.000	0.001	0.022	0.008	0.010	0.098	0.709	0.087	0.057	0.003	0.000	0.001	0.001	0.000	0.001	0.001	0.000
bị	0.000	0.000	0.008	0.007	0.004	0.008	0.082	0.258	0.617	0.007	0.001	0.002	0.002	0.001	0.001	0.001	0.001
tách	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.002	0.003	0.010	0.959	0.007	0.010	0.006	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000
khỏi	0.001	0.001	0.001	0.003	0.007	0.003	0.002	0.005	0.309	0.526	0.054	0.077	0.005	0.002	0.001	0.000	0.003
gia	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.031	0.016	0.945	0.001	0.001	0.000	0.001	0.001
đình	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.035	0.950	0.011	0.001	0.000	0.000	0.000
trong	0.001	0.000	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.003	0.059	0.012	0.816	0.060	0.025	0.015	0.005
một	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.012	0.020	0.195	0.619	0.069	0.071	0.010
thời	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.006	0.060	0.081	0.181	0.633	0.034
gian	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.019	0.010	0.045	0.908	0.016
ngắn	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.021	0.044	0.884	0.019	0.030
.	0.001	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.017	0.017	0.144	0.054	0.761
</s>	0.003	0.002	0.001	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.004	0.003	0.003	0.005	0.977

Hình 4.3: Gióng hàng học được của mô hình của cặp câu Anh-Việt. Màu càng đậm thể hiện trọng số càng cao.

## Chất lượng gióng hàng của mô hình

Giống như trên tập dữ liệu Anh-Đức, chúng tôi trực quan hóa kết quả gióng hàng để có thể đánh giá chất lượng gióng hàng dễ dàng hơn.

Trong hai ví dụ trên, hình 4.3 và 4.4, cho thấy mô hình học được gióng hàng giữa cặp câu Anh-Việt khá là tốt. Câu tiếng Việt được dịch khá trôi chảy với văn phong giống văn phong của người Việt khi nói chuyện. Tuy chỉ có ở ví dụ hình 4.4, từ "he" được dịch ra là từ "ông", chính xác hơn phải là "anh ấy" hay "ông ấy". Những từ tiếng Anh được dịch tương ứng với một từ có hai chữ bên tiếng Việt đều được gióng hàng chính xác với trọng số cao. Ví dụ như từ "family" dịch sang từ "gia đình" được gióng hàng với trọng số cao:  $\approx 0.95$ . Có một số từ gióng hàng chưa thật sự thích hợp như từ "rằng" được gióng hàng với từ "I" với trọng số cao hơn từ "that". Đối với những từ không liên quan còn lại thì được gán trọng số gióng hàng rất nhỏ  $\approx 0$ . Trong các kết quả của tập Anh-Việt, chúng tôi quan sát rằng mô hình không bị gióng hàng sai đối với các từ đứng đầu câu như trong tiếng Đức.



	He	looked	at	me	suspiciously	,	but	luckily	he	believe	me	.
Ông	0.577	0.233	0.035	0.006	0.009	0.007	0.011	0.040	0.052	0.012	0.006	0.013
nhìn	0.079	0.806	0.035	0.001	0.013	0.004	0.002	0.003	0.009	0.043	0.001	0.005
tôi	0.001	0.013	0.049	0.867	0.060	0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.001
<unk>	0.003	0.042	0.058	0.051	0.789	0.049	0.002	0.001	0.000	0.000	0.000	0.006
,	0.003	0.030	0.030	0.029	0.282	0.569	0.048	0.004	0.000	0.001	0.000	0.004
nhưng	0.005	0.007	0.009	0.004	0.059	0.113	0.682	0.111	0.005	0.001	0.000	0.001
may	0.002	0.001	0.001	0.000	0.001	0.001	0.010	0.941	0.035	0.005	0.001	0.001
mắn	0.001	0.000	0.000	0.000	0.001	0.003	0.006	0.898	0.084	0.002	0.001	0.003
thay	0.022	0.008	0.003	0.001	0.003	0.018	0.025	0.043	0.827	0.028	0.005	0.016
,	0.089	0.034	0.006	0.003	0.002	0.016	0.021	0.012	0.549	0.235	0.016	0.017
ông	0.029	0.002	0.002	0.000	0.000	0.000	0.030	0.016	0.847	0.057	0.007	0.010
tin	0.009	0.087	0.012	0.000	0.004	0.001	0.005	0.004	0.093	0.754	0.005	0.026
tôi	0.001	0.002	0.010	0.066	0.007	0.001	0.001	0.004	0.006	0.034	0.832	0.037
.	0.000	0.003	0.015	0.006	0.094	0.018	0.004	0.004	0.002	0.051	0.071	0.729
</s>	0.000	0.000	0.001	0.001	0.006	0.001	0.002	0.002	0.001	0.002	0.036	0.947

Hình 4.4: Gióng hàng học được của mô hình của cặp câu Anh-Việt. Màu càng đậm thể hiện trọng số càng cao.



## Chương 5

# Kết luận và hướng phát triển

## Kết luận

Trong khóa luận này, chúng tôi tìm hiểu bài toán Dịch máy nơ-ron bằng mô hình LSTM-Attention dựa trên bài báo "*Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation*" [22]. Mô hình LSTM-Attention học được cách dịch giữa hai ngôn ngữ (trong khóa luận này là Anh-Đức và Anh-Việt). Cơ chế Attention đem lại nhiều lợi thế mà những mô hình không sử dụng Attention không có được:

- Các mô hình sử dụng Attention tận dụng được các trạng thái ẩn trên bộ mã hóa để hạn chế vấn đề "sự phụ thuộc dài" của các mô hình RNN. Trong quá trình dự đoán, bộ giải mã sử dụng các trạng thái ẩn của bộ mã hóa bằng cách "nhìn" vào các trạng thái ẩn cần thiết, sau đó tập trung vào những trạng thái ẩn quan trọng và sử dụng nó để suy ra ngữ cảnh hiện tại của câu, sau đó mô hình dự đoán từ tiếp theo dựa vào ngữ cảnh đó.
- Cơ chế có cách dịch khá giống với ý tưởng về cách con người dịch hay nhìn sự vật, hiện tượng. Mọi người thường chỉ nhìn vào một vùng nhất định rồi tập trung vào những phần quan trọng mà cung cấp những thông tin cần thiết, phù hợp với mục đích quan sát của sự vật, hiện tượng.
- Có thể sử dụng kết quả của cơ chế Attention để phát triển thêm các phương pháp, kỹ thuật khác:
  - Phương pháp input feeding: giúp mô hình có thể biết được thông tin giống

hàng trong những thời điểm trước đó thông qua véc-tơ attention  $\tilde{h}_t$ . Từ đó giúp mô hình có thể hạn chế vấn đề "được dịch quá nhiều" hoặc "được dịch quá ít", tránh được những câu dịch không thực tế như những câu dịch lặp lại một từ nhiều lần.

- Kỹ thuật thay thế từ hiếm: giúp mô hình giải quyết được vấn đề hạn chế về kích thước của bộ từ vựng. Do bộ từ vựng không thể chứa hết tất cả các từ có thể có trong quá trình dịch, mô hình sẽ khó khăn nếu gặp những từ hiếm đó, vì vậy chất lượng dịch của mô hình bị giảm đáng kể. Đặc biệt là khi mô hình hay gặp những câu có chứa các từ hiếm như số, tên riêng, tên các địa danh, v.v...

Các kết quả thực nghiệm trên bộ dữ liệu WMT' 14 English-German cho thấy rằng:

- Cơ chế Attention cải thiện chất lượng dịch của mô hình rất cao so với mô hình không sử dụng cơ chế Attention.
- Những phương pháp, kỹ thuật sử dụng kết quả của cơ chế Attention để giải quyết những vấn đề còn tồn tại khi sử dụng mô hình Dịch máy nơ-ron cũng cải thiện chất lượng dịch của mô hình lên đáng kể.

Cơ chế Attention đã mở ra một không gian rộng lớn để phát triển cho việc cải tiến mô hình các dịch máy nơ-ron.

Trong khóa luận, chúng tôi đạt được:

- Tìm hiểu và cài đặt được mô hình LSTM-Attention cho việc giải quyết bài toán Dịch máy dựa trên bài báo [22] với các phiên bản Attention Toàn cục và Cục bộ.
- Tìm hiểu và cài đặt được phương pháp input feeding và kỹ thuật thay thế từ hiếm nhằm nâng cao chất lượng dịch của mô hình dựa trên kết quả của cơ chế Attention.
- Có được sự hiểu biết sâu hơn về những thuận lợi, khó khăn của bài toán Dịch máy và những ưu, khuyết điểm của các mô hình Dịch máy hiện nay.

## Hướng phát triển

Trong khóa luận này chúng tôi mới chỉ tìm hiểu một phần nhỏ của kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã cũng như cơ chế Attention. Trong những năm gần đây, đã xuất hiện nhiều cách tận dụng kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã hơn để giải quyết một số bài toán như Phát sinh câu mô tả cho ảnh, Trả lời câu hỏi tự động, Tóm tắt văn bản, Phát sinh văn bản từ giọng nói, Phát sinh giọng nói từ văn bản và nhiều ứng dụng khác nữa. Ở mỗi bài toán sẽ có cách sử dụng kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã khác nhau như sử dụng các kiến trúc mạng nơ-ron khác nhau cho các bộ mã hóa, bộ giải mã cũng như trao đổi thông tin giữa hai bộ phận với nhau. Ngoài ra, cơ chế Attention ngày càng phức tạp hơn để phù hợp hơn với những bài toán phức tạp. Định hướng phát triển của khóa luận:

- Tìm hiểu thêm những mô hình khác ngoài LSTM để áp dụng vào kiến trúc Bộ mã hóa - Bộ giải mã tiêu biểu như Convolutional Neural Networks và những cải tiến nhỏ để thiện chất lượng mã hóa.
- Tìm hiểu thêm những cải tiến khác trên cơ chế Attention như cấu trúc phân tầng cho Attention, tìm hiểu thêm những hàm tính điểm khác nhằm giúp cho việc tính toán trọng số giống hàng và véc-tơ ngữ cảnh chính xác, hữu ích hơn như mô hình Transformer trong bài báo "Attention is all you need" [35].

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] “Finding structure in time,” *Cognitive Science*, vol. 14, no. 2, pp. 179 – 211, 1990. [26](#)
- [2] “Optimization and applications of echo state networks with leaky- integrator neurons,” *Neural Networks*, vol. 20, no. 3, pp. 335 – 352, 2007, echo State Networks and Liquid State Machines. [37](#)
- [3] Y. Bengio, P. Simard, and P. Frasconi, “Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult,” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 157–166, Mar 1994. [35](#)
- [4] Y. Bengio, N. Boulanger-Lewandowski, and R. Pascanu, “Advances in optimizing recurrent networks,” *CoRR*, vol. abs/1212.0901, 2012. [37](#)
- [5] Y. Bengio, R. Ducharme, P. Vincent, and C. Janvin, “A neural probabilistic language model,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 3, pp. 1137–1155, Mar. 2003. [15](#), [16](#), [21](#)
- [6] K. Cho, B. van Merriënboer, C. Gulcehre, D. Bahdanau, F. Bougares, H. Schwenk, and Y. Bengio, “Learning phrase representations using rnn encoder–decoder for statistical machine translation,” in *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. Doha, Qatar: Association for Computational Linguistics, October 2014, pp. 1724–1734. [7](#)
- [7] R. Collobert and J. Weston, “A unified architecture for natural language processing: Deep neural networks with multitask learning,” in *Proceedings of the 25th*

- International Conference on Machine Learning*, ser. ICML '08. New York, NY, USA: ACM, 2008, pp. 160–167. 21
- [8] M. Denil, L. Bazzani, H. Larochelle, and N. de Freitas, “Learning where to attend with deep architectures for image tracking,” *CoRR*, vol. abs/1109.3737, 2011. 54
- [9] J. E. K. Edward B. Fry. (2006) The reading teacher’s book of lists, 5th edition. 65
- [10] F. A. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins, “Learning to forget: continual prediction with lstm,” in *1999 Ninth International Conference on Artificial Neural Networks ICANN 99. (Conf. Publ. No. 470)*, vol. 2, 1999, pp. 850–855 vol.2. 39, 40
- [11] J. Goodman, “A bit of progress in language modeling,” *CoRR*, vol. cs.CL/0108005, 2001. 15
- [12] T. S. N. L. P. Group. (2015) Neural machine translation. [Online]. Available: <https://nlp.stanford.edu/projects/nmt/> 68
- [13] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, Nov. 1997. 35, 37
- [14] W. J. Hutchins, “Machine translation: A concise history,” 2007. 2, 3
- [15] S. Jean, K. Cho, R. Memisevic, and Y. Bengio, “On using very large target vocabulary for neural machine translation,” *CoRR*, vol. abs/1412.2007, 2014. 66, 75
- [16] Johnson. (2013) Vocabulary size lexical facts. [Online]. Available: <https://www.economist.com/johnson/2013/05/29/lexical-facts> 65
- [17] D. Jurafsky and J. H. Martin, *Speech and Language Processing: An Introduction to Natural Language Processing, Computational Linguistics, and Speech Recognition*, 1st ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 2000. 15

- [18] N. Kalchbrenner and P. Blunsom, “Recurrent continuous translation models,” in *Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Seattle, Washington, USA: Association for Computational Linguistics, October 2013, pp. 1700–1709. 7
- [19] P. Koehn, F. J. Och, and D. Marcu, “Statistical phrase-based translation,” in *Proceedings of the 2003 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics on Human Language Technology - Volume 1*, ser. NAACL ’03, 2003, pp. 48–54. 63
- [20] H. Larochelle and G. E. Hinton, “Learning to combine foveal glimpses with a third-order boltzmann machine,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 23*, J. D. Lafferty, C. K. I. Williams, J. Shawe-Taylor, R. S. Zemel, and A. Culotta, Eds., 2010, pp. 1243–1251. 54
- [21] M.-T. Luong and C. D. Manning, “Stanford neural machine translation systems for spoken language domain,” in *International Workshop on Spoken Language Translation*, Da Nang, Vietnam, 2015. 77, 78
- [22] M. Luong, H. Pham, and C. D. Manning, “Effective approaches to attention-based neural machine translation,” *CoRR*, vol. abs/1508.04025, 2015. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1508.04025> 9, 10, 44, 60, 63, 69, 73, 81, 82
- [23] T. Luong, I. Sutskever, Q. V. Le, O. Vinyals, and W. Zaremba, “Addressing the rare word problem in neural machine translation,” *CoRR*, vol. abs/1410.8206, 2014. 75
- [24] A. Maas, Q. V. Le, T. M. O’Neil, O. Vinyals, P. Nguyen, and A. Y. Ng, “Recurrent neural networks for noise reduction in robust asr,” in *INTERSPEECH*, 2012. 26
- [25] J. Martens and I. Sutskever, “Learning recurrent neural networks with hessian-free optimization,” in *Proceedings of the 28th International Conference on International Conference on Machine Learning*, ser. ICML’11. USA: Omnipress, 2011, pp. 1033–1040. 37

- [26] T. Mikolov, M. Karafiát, L. Burget, J. Cernocký, and S. Khudanpur, “Recurrent neural network based language model,” in *INTERSPEECH*, T. Kobayashi, K. Hirose, and S. Nakamura, Eds. ISCA, 2010, pp. 1045–1048. [16](#)
- [27] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, “Distributed representations of words and phrases and their compositionality,” in *Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2*, ser. NIPS’13. USA: Curran Associates Inc., 2013, pp. 3111–3119. [24](#)
- [28] K. Papineni, S. Roukos, T. Ward, and W.-J. Zhu, “Bleu: A method for automatic evaluation of machine translation,” in *Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, ser. ACL ’02, 2002, pp. 311–318. [69](#)
- [29] R. Pascanu, T. Mikolov, and Y. Bengio, “On the difficulty of training recurrent neural networks,” *CoRR*, vol. abs/1211.5063, 2012. [9](#), [35](#), [36](#), [37](#)
- [30] A. Paszke, S. Gross, S. Chintala, G. Chanan, E. Yang, Z. DeVito, Z. Lin, A. Desmaison, L. Antiga, and A. Lerer, “Automatic differentiation in pytorch,” 2017. [70](#)
- [31] J. Pennington, R. Socher, and C. D. Manning, “Glove: Global vectors for word representation,” in *Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 2014, pp. 1532–1543. [24](#)
- [32] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, “Neurocomputing: Foundations of research,” J. A. Anderson and E. Rosenfeld, Eds. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1988, ch. Learning Representations by Back-propagating Errors, pp. 696–699. [19](#)
- [33] M. Schuster and K. Paliwal, “Bidirectional recurrent neural networks,” *Trans. Sig. Proc.*, vol. 45, no. 11, pp. 2673–2681, Nov. 1997. [42](#)
- [34] I. Sutskever, O. Vinyals, and Q. V. Le, “Sequence to sequence learning with neural networks,” *CoRR*, vol. abs/1409.3215, 2014. [7](#), [9](#), [45](#)

- [35] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin, “Attention is all you need,” *CoRR*, vol. abs/1706.03762, 2017. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1706.03762> 83
- [36] P. J. Werbos, “Backpropagation through time: what it does and how to do it,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 10, pp. 1550–1560, Oct 1990. 29
- [37] K. Xu, J. Ba, R. Kiros, K. Cho, A. C. Courville, R. Salakhutdinov, R. S. Zemel, and Y. Bengio, “Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention,” *CoRR*, vol. abs/1502.03044, 2015. 59