

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN**

TRẦN TRUNG KIÊN

**HỌC ĐẶC TRƯNG KHÔNG GIÁM SÁT
BẰNG AUTO-ENCODERS**

Chuyên ngành: Khoa Học Máy Tính

Mã số chuyên ngành: 60 48 01

LUẬN VĂN THẠC SỸ: KHOA HỌC MÁY TÍNH

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

PGS.TS LÊ HOÀI BẮC

Tp. Hồ Chí Minh, Năm 2014

LỜI CẢM ƠN

Trước tiên, em xin gửi lời tri ân sâu sắc đến Thầy Lê Hoài Bắc. Thầy đã rất tận tâm, nhiệt tình hướng dẫn và chỉ bảo em trong suốt quá trình thực hiện luận văn. Không có sự quan tâm, theo dõi chặt chẽ của Thầy chắc chắn em không thể hoàn thành luận văn này.

Em xin chân thành cảm ơn quý Thầy Cô khoa Công Nghệ Thông Tin - trường đại học Khoa Học Tự Nhiên, những người đã ân cần giảng dạy, xây dựng cho em một nền tảng kiến thức vững chắc.

Con xin cảm ơn ba mẹ đã sinh thành, nuôi dưỡng, và dạy dỗ để con có được thành quả như ngày hôm nay. Ba mẹ luôn là nguồn động viên, nguồn sức mạnh hết sức lớn lao mỗi khi con gặp khó khăn trong cuộc sống.

TP. Hồ Chí Minh, 3/2014

Trần Trung Kiên

MỤC LỤC

LỜI CẢM ƠN	i
MỤC LỤC	ii
DANH MỤC HÌNH ẢNH	iii
DANH MỤC BẢNG	iv
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)	23
2.3.1 Huấn luyện mạng nơ-ron hồi quy	27
2.3.2 Thách thức trong việc học các phụ thuộc dài hạn	31
2.4 Long short-term memory (LSTM)	35
2.4.1 Mạng nơ-ron hồi quy hai chiều	39

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 phân tán	19
2.4	Minh họa quá trình biến đổi của phép nhân ma trận	22
2.5	Mô hình RNN với kết nối vòng	24
2.6	Mô hình RNN dạng dàn trải	26
2.7	Minh họa quá trình thông tin dài hạn trong RNN bị suy giảm	32
2.8	Minh họa thuật toán "Back propagation through time"	33
2.9	Một LSTM cell	36
2.10	Minh họa quá trình thông tin dài hạn trong LSTM được duy trì	39
2.11	Minh họa một bi-LSTM được dùng làm bộ mã hóa	40

DANH MỤC BẢNG

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*.

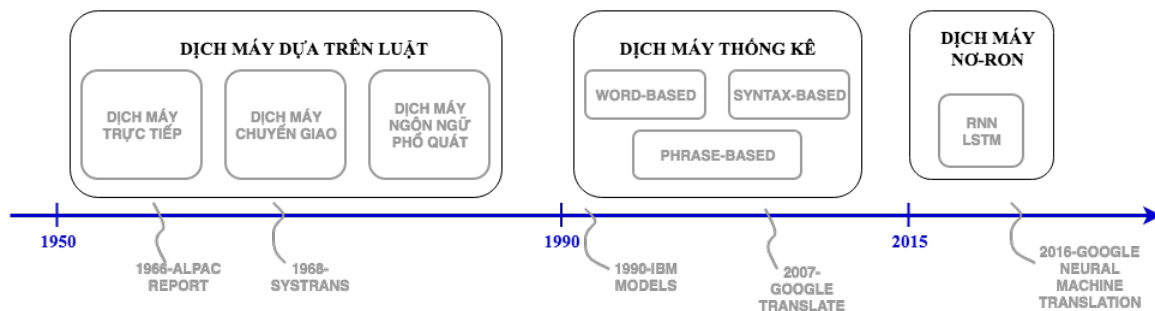
Dịch máy là quá trình chuyển đổi văn bản/tiếng nói từ ngôn ngữ này sang dạng tương ứng của nó trong một ngôn ngữ khác, được thực hiện bởi một chương trình máy tính nhằm mục đích cung cấp bản dịch tốt nhất mà không cần sự trợ giúp của con người. Trong khóa luận này, chúng tôi tập trung nghiên cứu dịch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

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 $p(e|f)$ ¹

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

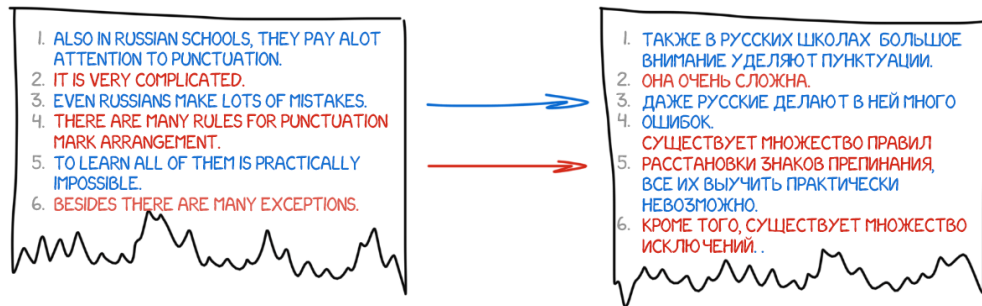
Bởi vì f là cố định, tối đa hóa $p(e|f)$ tương đương với tìm e sao cho tối đa hóa $p(f|e)p(e)$. Để làm được điều này, chúng ta dựa vào một tập ngữ liệu là những câu song ngữ Anh - Pháp để suy ra các mô hình $p(f|e)$ và $p(e)$ và sử dụng những mô hình đó để tìm một bản dịch cụ thể \tilde{e} sao cho:

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

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

¹Mặc 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.

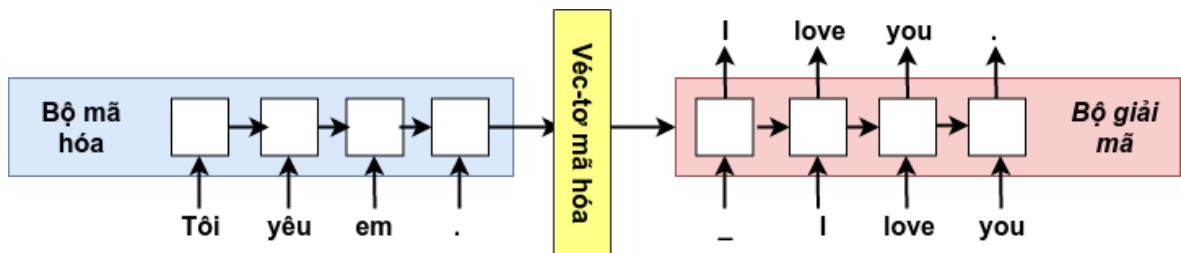
Mặc dù trên thực tế đã có nhiều hệ thống dịch máy được phát triển dựa trên dịch máy thống kê thời bấy giờ, tuy nhiên nó không hoạt động thực sự tốt bởi một số nguyên nhân. Một là việc những từ hay đoạn được dịch cục bộ và quan hệ của chúng với những từ cách xa trong câu nguồn thường bị bỏ qua. Hai là 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 [?], [?], [?]. 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) ([?], [?]). 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 [?]. 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 [?] 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" [?] 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” [?] 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 những 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 nền tảng của 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:
 - *Global attention*: là cơ chế tập trung vào tất cả các trạng thái ở câu nguồn
 - *Local attention*: tập trung vào một tập các trạng thái ở câu nguồn tại một thời điểm
- 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 chúng ta 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. Sau đó, dựa trên những kiến thức về RNN, chúng tôi nói về khái niệm mô hình ngôn ngữ dựa trên mạng nơ-ron hồi quy với chức năng tạo ra các từ trong bộ giải mã. 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. Ta thấy rằng để tính được xác suất $p(w_i|w_1, w_2, \dots, w_{i-1})$ ta 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:

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

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

đôi 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:

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

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:

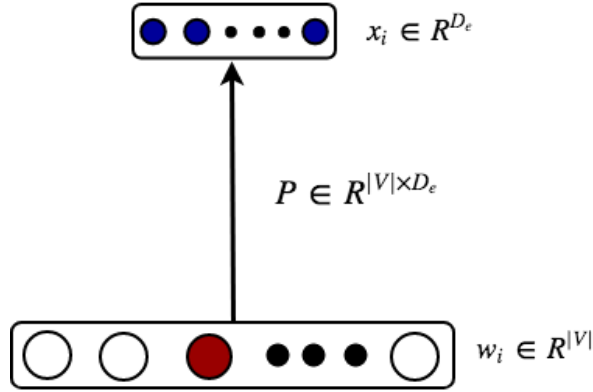
$$p(w_{i+1} = m | w_{i-(n-1):i}) = \frac{\#(w_{i-(n-1)}, \dots, w_{i+1})}{\#(w_{i-(n-1)}, \dots, w_i)} \quad (2.5)$$

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 $n = 2$ và $n = 1$ 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 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.

Thuy nhiên, 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 chúng ta 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 $w_{i:j} \subseteq w_1, \dots, w_n$ 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



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.

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 α (add- α smoothing) [?]; nó bảo đảm bất kỳ chuỗi nào cũng xuất hiện ít nhất α lần. Với làm mịn thêm α ta được:

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

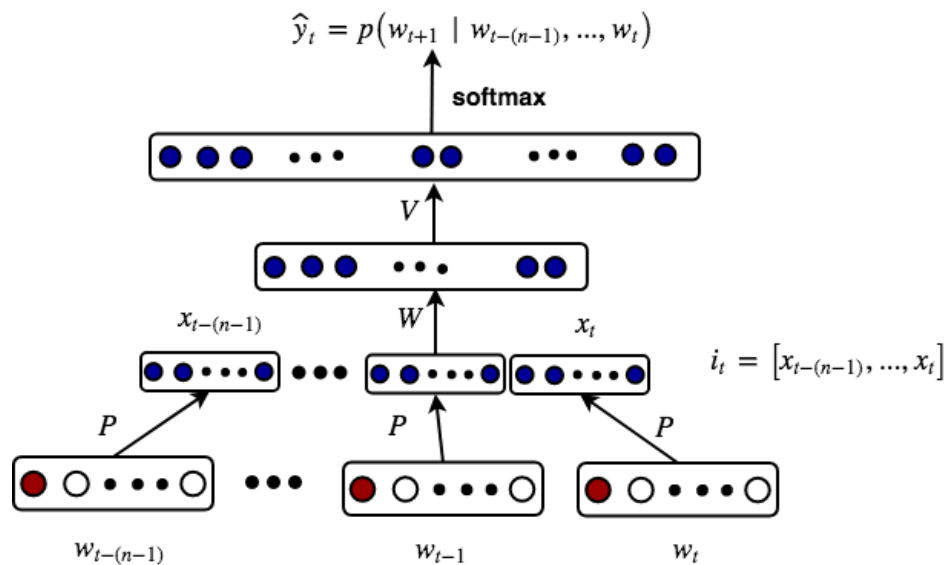
trong đó $|V|$ là số lượng từ vựng trong tập ngữ liệu. Hiện nay phương pháp làm mịn Kneser-Key là phương pháp phổ biến và đạt được kết quả tốt nhất [?].

Ngoài ra còn một vấn đề với mô hình n -gram là **tính tổng quát hóa không cao** [?]. 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 [?]. Xét hai câu sau: $s_1 = "She is a good cook"$ và $s_2 = "She cooks very cook"$, 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" [?], 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 [?]; 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 [?]. 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

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. Ví dụ:

Hôm nay tôi đi học.

23 66 150 31 54

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 ít quan trọng hơn. Để tránh cho máy hiểu sai ý nghĩa của từ như trên, phương pháp *one-hot encoding* được sử dụng. Phương pháp này biểu diễn các từ thành các véc-tơ có kích thước V chiều. 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.

$$w_i = [0, 0, \dots, 1, 0, \dots, 0]^T \in \{0, 1\}^{|V|} \quad (2.7)$$

trong đó phần tử có giá trị 1 duy nhất là phần tử tại vị trí thứ i .

Với cách biểu diễn bằng one-hot encoding thì ý nghĩa của từ sẽ không bị máy tính hiểu sai như trên. Tuy nhiên, các từ được biểu diễn dưới dạng one-hot không thể hiện bất kỳ mối quan hệ nào với nhau do véc-tơ biểu diễn của chúng trực giao với nhau. Ngoài việc không biểu diễn được các mối quan hệ giữa các từ, one-hot encoding còn gặp hạn chế về kích thước của véc-tơ từ. Ta biết rằng trong một mô hình tham số, nếu kích thước của đầu vào lớn thì cần nhiều tham số hơn để xử lý chúng. Trong thực tế, kích thước tập từ vựng là rất lớn, nên ta cần rất nhiều tham số để xử lý những véc-tơ này.

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 [?]. Trong công

		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 2.3: 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.

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 2.3 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 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 2.3, 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 [?] 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 [?] 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, chúng ta 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,

$$x_j = Pw_j \quad (2.8)$$

Ta thấy 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 . Bởi vì truy xuất ma trận thì nhanh hơn rất nhiều lần so với thực hiện ma trận nên phép toán 2.8 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 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.

$$f : 0, 1^{|V| \times k} \rightarrow \mathbb{R}^d \quad (2.9)$$

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.

$$g(h) = \text{softmax}(Uh) \quad (2.10)$$

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

Hình 2.4 miêu tả phép nhân giữa ma trận U và véc-tơ h . Ta 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 $h^t u_i$.

$$\begin{array}{c} U \\ \left[\begin{array}{c} \text{---} u_1 \text{---} \\ \text{---} u_2 \text{---} \\ \vdots \\ \text{---} u_{|V|} \text{---} \end{array} \right] \end{array} \begin{array}{c} h \\ \left[\begin{array}{c} | \\ | \\ h \\ | \end{array} \right] \end{array} = \begin{array}{c} Uh \\ \left[\begin{array}{c} u_0 h \\ u_1 h \\ \vdots \\ u_{|V|} h \end{array} \right] \end{array}$$

Hình 2.4: Minh họa quá trình biến đổi của phép nhân ma trận.

Nếu chúng ta 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 chúng ta cùng nhân hai véc-tơ này với cùng ma trận U , chúng ta 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, ta thấy rằng hai từ **ten** và **four** sẽ có biểu diễn gần giống nhau vì chúng đều dự đoán từ **teams**. Hơn thế nữa, ta cũng sẽ có 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 ta sử dụng tập ngữ liệu gồm 3 câu này 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

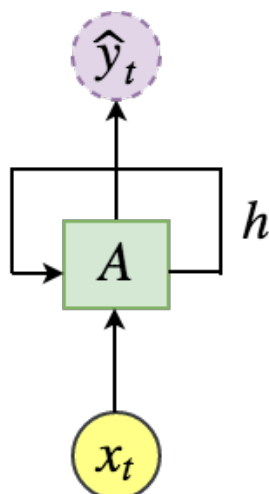
rằng, mô hình ngôn ngữ gán cho **ten** một véc-tơ h_{ten} gần với véc-tơ của **four** h_{four} . Sau đó từ véc-tơ ngữ cảnh của h_{ten} , mô hình sẽ phải gán cho xác suất $p(group|ten)$ một giá trị lớn, vì $h_{ten} \approx h_{four}$ mà h_{four} và u_{group} đã được giống hàng tốt với nhau. Ta thấy được rằng 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.

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 [?]. 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



Hình 2.5: 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.

những phụ thuộc dài hạn (long term dependency).

Mạng nơ-ron hồi quy (recurrent neural network) [?] 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 $x = x_1, x_2, \dots, x_n$. Ta 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:

$$h_t = f(h_{t-1}, x_t) \quad (2.11)$$

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 2.5 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:

$$h_t = \phi (W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (2.12)$$

Trong đó:

- ϕ là một hàm kích hoạt (ví dụ: sigmoid, tanh hay ReLU).
- $h_t \in \mathbb{R}^{D_h}$ 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.

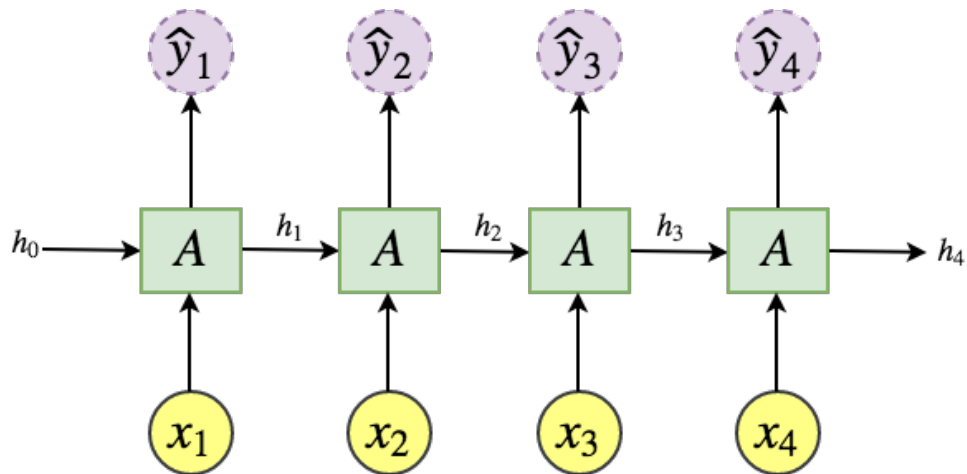
Ma trận W_{xh} là làm nhiệm vụ kết nối giữa đầu vào và trạng thái ẩn, W_{hh} kết nối trạng thái ẩn với chính nó trong các bước thời gian liên tiếp. Véc-tơ b_h dùng để điều chỉnh giá trị của h_t . Tại thời điểm bắt đầu, trạng thái ẩn h_0 có thể được khởi tạo bằng 0 hoặc là một véc-tơ chứa tri thức có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

$$\hat{y}_t = \text{softmax}(W_{hy}h_t + b_y) \quad (2.13)$$

Trong đó:

- 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.



Hình 2.6: Mô hình RNN được dàn trải (unrolled), ví dụ trong 4 bước thời gian.

- $W_{hy} \in \mathbb{R}^{L \times D_h}$ 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 2.5 có thể được dàn trải ra (unrolled). Dạng dàn trải này được miêu tả trực quan như trên hình 2.6. 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) [?]. 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:

$$h_t = \phi(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (2.14)$$

$$s_t = W_{hy}h_t + b_y \quad (2.15)$$

$$\hat{y}_t = \text{softmax}(s_t) \quad (2.16)$$

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} ta sử dụng hàm độ lỗi *negative log-likelihood* hay còn gọi là *cross entropy*, gọi L_t là độ lỗi tại một bước thời gian t , ta có:

$$L_t = -y_t^T \log(\hat{y}_t) \quad (2.17)$$

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

$$\theta_t = \theta_k \quad (2.18)$$

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

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_t} = \frac{\partial L}{\partial \theta_k} \quad (2.19)$$

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.

$$L = \sum_t L_t = - \sum_t y_t^T \log(\hat{y}_t) \quad (2.20)$$

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.

Ta 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:

$$\theta \leftarrow \theta - \eta \nabla_{\theta} L \quad (2.21)$$

Ở đây, $\nabla_{\theta} L$ là gradient của hàm độ lỗi ứng với tham số θ . η được gọi là hệ số học (learning rate) là một siêu tham số quyết định rằng θ 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:

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

Và ta có:

$$\nabla_{s_t} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} = \hat{y}_t - y \quad (2.23)$$

Ta cũng dễ dàng tính được:

$$\frac{\partial s_t}{\partial h_t} = W_{hy}^T \quad (2.24)$$

Đến đây, ta chỉ cần tìm $\frac{\partial h_t}{\partial \theta}$ với $\theta \in \{W_{hy}, W_{hh}, W_{xh}, b_y, b_h\}$. Ta 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:

$$\nabla_{W_{hy}} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial W_{hy}} = (\hat{y}_t - y) h_t^T \quad (2.25)$$

$$\nabla_{b_y} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial b_y} = \hat{y}_t - y \quad (2.26)$$

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 $\theta^{(2)}$, ta 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:

$$\frac{\partial f}{\partial r} = \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial r} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial r} \quad (2.27)$$

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

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

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

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

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

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_{t-1}} \frac{\partial h_{t-1}}{\partial h_{t-2}} \frac{\partial h_{t-2}}{\partial \theta^{(2)}} = \frac{\partial h_t}{\partial h_{t-2}} \frac{\partial h_{t-2}}{\partial \theta^{(2)}} \quad (2.30)$$

$$\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} = \frac{\partial h_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} \quad (2.31)$$

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

$$\frac{\partial h_t}{\partial \theta^{(2)}} = \sum_{r=0}^t \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial^\dagger h_r}{\partial \theta^{(2)}} \quad (2.32)$$

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 ta có "gradient" ứng với từng tham số là:

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

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

$$\nabla_{b_h} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial h_t} \frac{\partial h_t}{\partial b_h} = (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \sum_{r=0}^t \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial b_h} \quad (2.35)$$

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

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_r} = \prod_{i=r}^t \frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}} \quad (2.36)$$

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

$$\begin{aligned} \frac{\partial h_i}{\partial h_{i-1}} &= \left[\frac{h_i}{h_{i-1,1}}, \dots, \frac{h_i}{h_{i-1,n}} \right] \\ &= \begin{bmatrix} \frac{h_{i,1}}{h_{i-1,1}} & \dots & \frac{h_{i,1}}{h_{i-1,n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \end{bmatrix} \\ &= W_{hh}^T \text{diag}(\phi'(h_i)) \end{aligned} \quad (2.37)$$

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

$$\nabla_{b_y} L = \sum_t \hat{y}_t - y \quad (2.38)$$

$$\nabla_{b_h} L = \sum_t \sum_{r=0}^t (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial b_h} \quad (2.39)$$

$$\nabla_{W_{hy}} L = \sum_t (\hat{y}_t - y) h_t^T \quad (2.40)$$

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

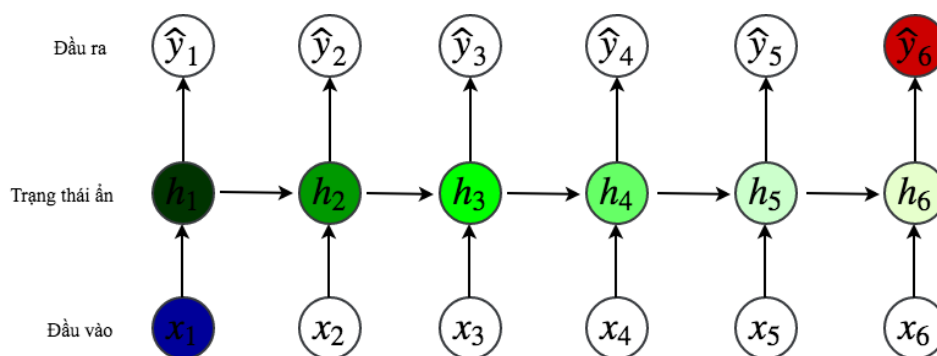
$$\nabla_{W_{xh}} L_t = \sum_t \sum_{r=0}^t (\hat{y}_t - y) W_{hy}^T \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial W_{xh}} \quad (2.42)$$

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 chúng ta cần nó. Giả sử ta 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 bước thời gian do hai lý do:

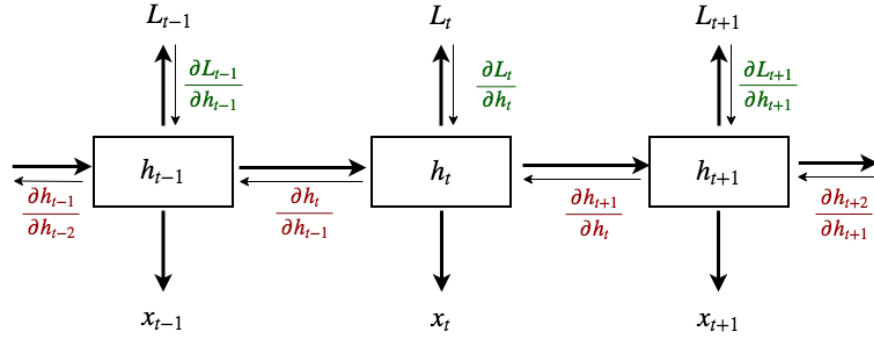
- Trạng thái ẩn của RNN là một véc-tơ có kích thước cố định, trong quá trình lan truyền tiến, thông tin được ghi liên tục vào trạng thái ẩn này. Nếu câu đầu vào dài, thông tin mới khi được ghi vào trạng thái ẩn sẽ xóa đi những thông tin trong quá khứ. Hình 2.7 diễn tả việc mất mát thông tin trong RNN.
- 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



Hình 2.7: 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.

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, ta biết rằng 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 2.42). 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 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 [?], [?], [?]. 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 [?].



Hình 2.8: 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.

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:

$$\nabla_{\theta} L_t = \frac{\partial L_t}{\partial s_t} \frac{\partial s_t}{\partial h_t} \sum_{r=0}^t \frac{\partial h_t}{\partial h_r} \frac{\partial h_r}{\partial \theta} \quad (2.43)$$

và

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_r} = \prod_{i=r}^t W_{hh}^T \text{diag}(\phi'(h_i)) \quad (2.44)$$

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

$$\frac{\partial h_t}{\partial h_r} = \prod_{i=r}^t W_{hh}^T = (W_{hh}^T)^{t-r} \quad (2.45)$$

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

$$W_{hh} = \Sigma \text{diag}(\lambda) \Sigma^{-1} \quad (2.46)$$

Với Σ, λ 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 λ . 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

nổi hồi quy λ_{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 ϕ bất kỳ, với ϕ' bị chặn trên bởi $\gamma \in \mathbb{R}$ và do đó $\|diag(\phi'(h_k))\| \leq \gamma$. Với $\lambda_{max} < \frac{1}{\gamma}$, hiện tượng "gradient" biến mất sẽ xảy ra. Theo công thức 2.37:

$$\forall i, \left\| \frac{\partial h_{i+1}}{\partial h_i} \right\| \leq \|W_{hh}^T\| \|diag(\phi'(h_k))\| < \frac{1}{\gamma} \gamma < 1 \quad (2.47)$$

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:

$$\lim_{t-r \rightarrow \infty} \frac{\partial h_t}{\partial h_r} = \prod_{i=r}^t W_{hh}^T diag(\phi'(h_i)) \leq \beta^{t-r} = 0 \quad (2.48)$$

Bằng cách đảo ngược chứng minh này ta được *điều kiện cần* để xảy ra "gradient" bùng nổ là trị riêng lớn nhất λ_{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 ϕ là hàm **tanh** ta có $\gamma = 1$ trong khi với ϕ là hàm sigmoid, ta có $\gamma = 1/4$. Nếu ta khởi tạo tham số θ nhỏ hoặc dùng hàm kích hoạt có γ 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 θ 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 [?].

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" [?]. 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 clipping" được trình bày trong thuật toán 2.1.

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" [?], "Echo State Network" [?], Long short-term memory [?] và một số phương pháp khác

Thuật toán 2.1 Gradient clipping

Đầu vào: Gradient ứng với tham số θ

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

Thao tác:

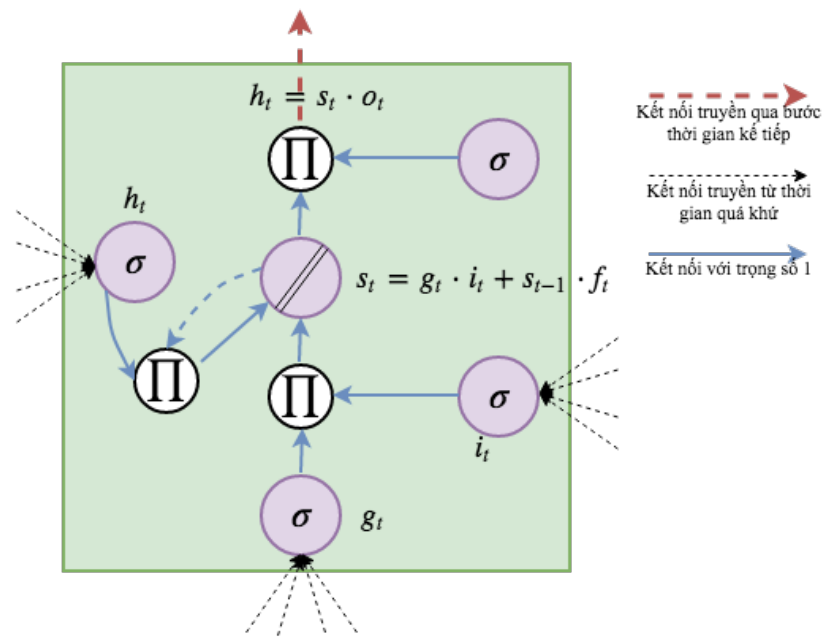
- 1: $\hat{g} \leftarrow \frac{\partial E}{\partial \theta}$
 - 2: **if** $\|\hat{g}\| \geq \text{threshold}$ **then**
 - 3: $\hat{g} \leftarrow \frac{\text{threshold}}{\|\hat{g}\|} \hat{g}$
 - 4: **end if**
-

được liệt kê trong [?]. 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 [?] 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 (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 ΔS_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 chúng ta đều đạt được S_t trong cả hai cách. Tuy nhiên, với cách làm này, các "gradient" của LSTM tính toán ΔS_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



Hình 2.9: Một LSTM cell với cổng quên, ô với ký hiệu σ đại diện cho những nút; các ô với ký hiệu Π đại diện cho các cổng. Ô tròn ở trung tâm đại diện cho trạng thái lưu giữ.

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 2.6) được thay thế bằng một "memory cell" (hình 2.9). 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 [?].

- *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:

$$g_t = \phi(W_{gx}x_t + W_{gh}h_{t-1} + b_g) \quad (2.49)$$

- *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 :

$$i_t = \sigma(W_{ix}x_t + W_{ih}h_{t-1} + b_i) \quad (2.50)$$

- *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:

$$s_t = s_{t-1} + g_t \odot i_t \quad (2.51)$$

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 [?] 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 2.51. Tại mỗi bước thời gian, giá trị của cổng quên f_t được tính

như sau:

$$f_t = \sigma(W_{fx}x_t + W_{fh}h_{t-1} + b_f) \quad (2.52)$$

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

$$s_t = s_{t-1} \odot f_t + g_t \odot i_t \quad (2.53)$$

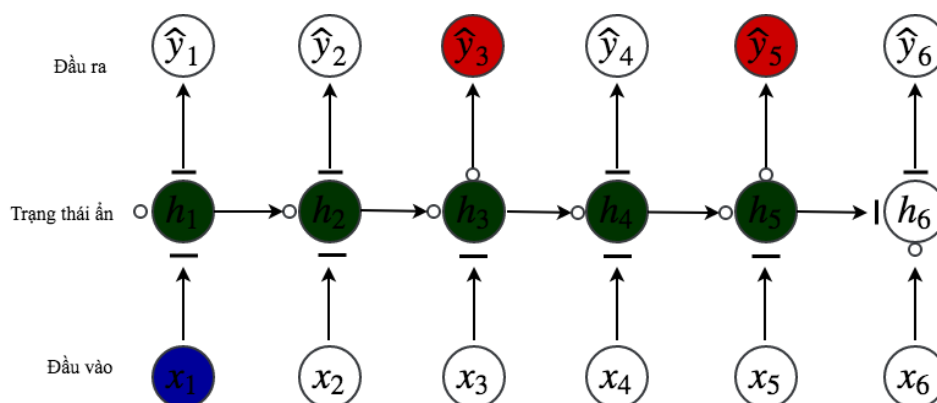
- *Cổng ra (output gate)*: Giá trị đầu ra v_t của "memory cell" tại mỗi bước thời gian chính là tích giá trị của trạng thái lưu trữ s_t với giá trị của cổng ra o_t . Trong một số phiên bản của LSTM, hàm kích hoạt ϕ có thể là hàm **tanh** hoặc **sigmoid** hoặc không sử dụng hàm kích hoạt nào. Tại mỗi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

$$o_t = \sigma(W_{ox}x_t + W_{oh}h_{t-1} + b_o) \quad (2.54)$$

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

$$h_t = \phi(s_t) \odot o_t \quad (2.55)$$

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 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 2.10 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



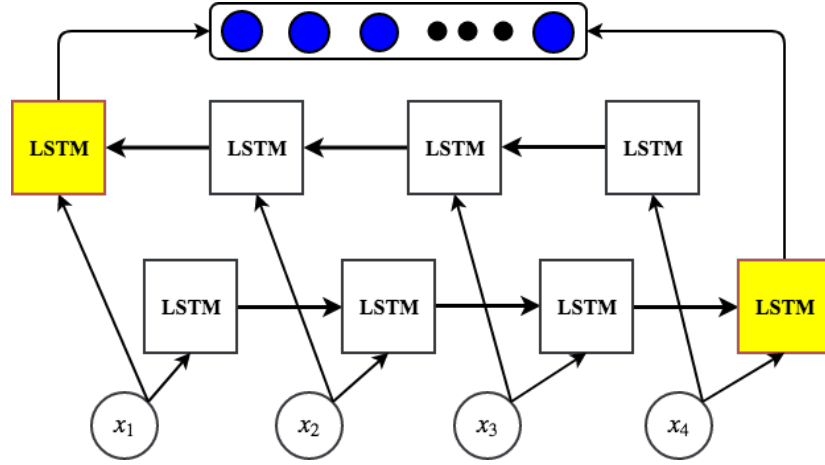
Hình 2.10: Minh họa quá trình thông tin dài hạn trong LSTM được duy trì. Hình vẽ này minh họa cách thông tin của đầu vào tại thời điểm thứ nhất được duy trì một cách toàn vẹn khi lan truyền qua các thời điểm tiếp theo; màu càng đậm tương ứng với lượng thông tin của đầu vào thứ nhất càng nhiều. Ở đây, 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.

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, ta 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 ta 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 [?] 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 [?] 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



Hình 2.11: 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.

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:

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

$$\overrightarrow{h}_t = \phi(W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t+1} + b_h) \quad (2.57)$$

$$\hat{y}_t = \zeta\left(W_{hy}\left[\overleftarrow{h}_t, \overrightarrow{h}_t\right] + b_y\right) \quad (2.58)$$

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. ζ là một hàm đầu như (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 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 2.11 mô tả một bi-LSTM trong quá trình đọc một câu nguồn.