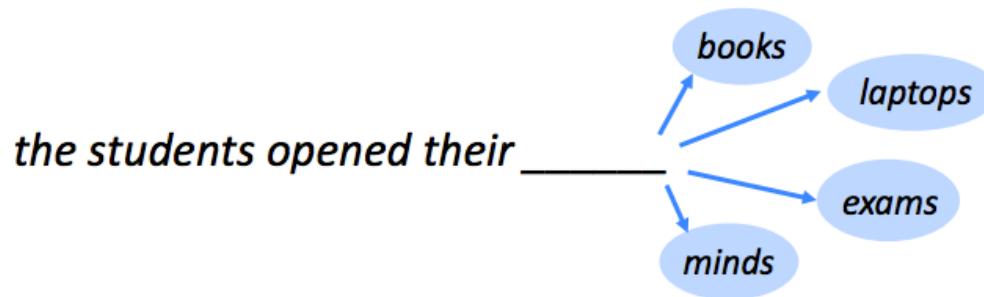


Language Modeling

Luciano Barbosa

Definição

- Tarefa que prediz próximas palavras



- Com
de palavras

ada uma sequência

- Computar a probabilidade de uma sequência de palavras

$$P(w_5 | w_1, w_2, w_3, w_4)$$

$$P(W) = P(w_1, w_2, w_3, w_4, w_5 \dots w_n)$$

Onde São Usados

Google

what is the |



what is the **weather**

what is the **meaning of life**

what is the **dark web**

what is the **xfl**

what is the **doomsday clock**

what is the **weather today**

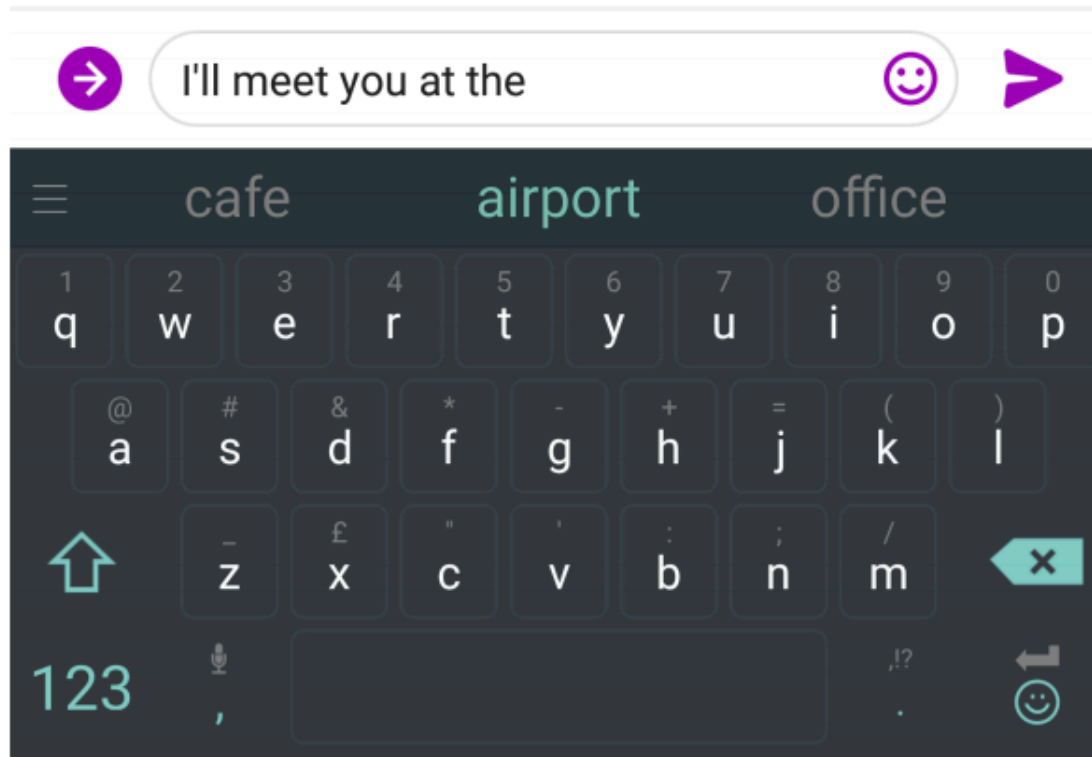
what is the **keto diet**

what is the **american dream**

what is the **speed of light**

what is the **bill of rights**

Onde São Usados



Onde São Usados

- Gerar texto ou estimar a probabilidade de um texto
- Componente de várias tarefas de PLN
 - Corretor ortográfico
 - Reconhecedor de fala
 - Machine translation
 - Reconhecimento de escrita
 - Sumarização
 - Diálogo

Como Computar $P(W)$

- Ex: $P(\text{its, water, is, so, transparent, that})$
- Utiliza chain rule de probabilidade

$$p(B | A) = P(A,B)/P(A) \longrightarrow P(A,B) = P(A)P(B | A)$$

$$P(A,B,C,D) = P(A)P(B | A)P(C | A,B)P(D | A,B,C)$$

$$P(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = P(x_1)P(x_2 | x_1)P(x_3 | x_1, x_2) \dots P(x_n | x_1, \dots, x_{n-1})$$

$P(\text{"its water is so transparent"}) =$

$P(\text{its}) \times P(\text{water} | \text{its}) \times P(\text{is} | \text{its water})$

$\times P(\text{so} | \text{its water is}) \times P(\text{transparent} | \text{its water is so})$

Como Calcular as Probabilidades

- Baseado na frequência em um corpus de dados

$$P(\text{the | its water is so transparent that}) = \frac{\textit{Count}(\text{its water is so transparent that the})}{\textit{Count}(\text{its water is so transparent that})}$$

- Problema: n-grams grandes são raros
- N-grams: sequência de n palavras consecutivas

Markov Assumption

- Usadas somente as palavras mais próximas

$$P(w_i | w_1 w_2 \dots w_{i-1}) \approx P(w_i | w_{i-k} \dots w_{i-1})$$

- Bigram: condicionado na palavra anterior

$$P(w_i | w_1 w_2 \dots w_{i-1}) \approx P(w_i | w_{i-1})$$

- N-gram: trigrams, 4-grams, 5-grams
 - Linguagem tem dependências de longa distância

“The computer which I had just put into the machine room on the fifth floor crashed.”

Estimando Probabilidades

- Maximum Likelihood Estimate

$$P(w_i | w_{i-1}) = \frac{c(w_{i-1}, w_i)}{c(w_{i-1})}$$

<s> I am Sam </s>
 <s> Sam I am </s>
 <s> I do not like green eggs and ham </s>

$$P(I | <s>) = \frac{2}{3} = .67 \quad P(\text{Sam} | <s>) = \frac{1}{3} = .33 \quad P(\text{am} | I) = \frac{2}{3} = .67$$

$$P(</s> | \text{Sam}) = \frac{1}{2} = 0.5 \quad P(\text{Sam} | \text{am}) = \frac{1}{2} = .5 \quad P(\text{do} | I) = \frac{1}{3} = .33$$

Exemplo: Berkeley Restaurant Project sentences

can you tell me about any good cantonese restaurants close by
mid priced thai food is what i'm looking for
tell me about chez panisse
can you give me a listing of the kinds of food that are available
i'm looking for a good place to eat breakfast
when is caffe venezia open during the day

Contagem dos Bigrams

- Total of 9222 sentenças

	i	want	to	eat	chinese	food	lunch	spend
i	5	827	0	9	0	0	0	2
want	2	0	608	1	6	6	5	1
to	2	0	4	686	2	0	6	211
eat	0	0	2	0	16	2	42	0
chinese	1	0	0	0	0	82	1	0
food	15	0	15	0	1	4	0	0
lunch	2	0	0	0	0	1	0	0
spend	1	0	1	0	0	0	0	0

Resultado

- Contagem dos Unigrams

i	want	to	eat	chinese	food	lunch	spend
2533	927	2417	746	158	1093	341	278

- Probabilidades

	i	want	to	eat	chinese	food	lunch	spend
i	0.002	0.33	0	0.0036	0	0	0	0.00079
want	0.0022	0	0.66	0.0011	0.0065	0.0065	0.0054	0.0011
to	0.00083	0	0.0017	0.28	0.00083	0	0.0025	0.087
eat	0	0	0.0027	0	0.021	0.0027	0.056	0
chinese	0.0063	0	0	0	0	0.52	0.0063	0
food	0.014	0	0.014	0	0.00092	0.0037	0	0
lunch	0.0059	0	0	0	0	0.0029	0	0
spend	0.0036	0	0.0036	0	0	0	0	0

Estimando a Probabilidade de uma Sentença

$$\begin{aligned} P(<s> \text{ I want english food } </s>) &= \\ P(\text{I} | <s>) & \\ \times P(\text{want} | \text{I}) & \\ \times P(\text{english} | \text{want}) & \\ \times P(\text{food} | \text{english}) & \\ \times P(</s> | \text{food}) & \\ = .000031 & \end{aligned}$$

Na Prática

- Cálculo em log
 - Evitar overflow
 - Adicionar é mais rápido que multiplicar

$$\log(p_1 \times p_2 \times p_3 \times p_4) = \log p_1 + \log p_2 + \log p_3 + \log p_4$$

Problema com Esparsidade

- OOV: out of vocabulary

Training set:

... denied the allegations
... denied the reports
... denied the claims
... denied the request

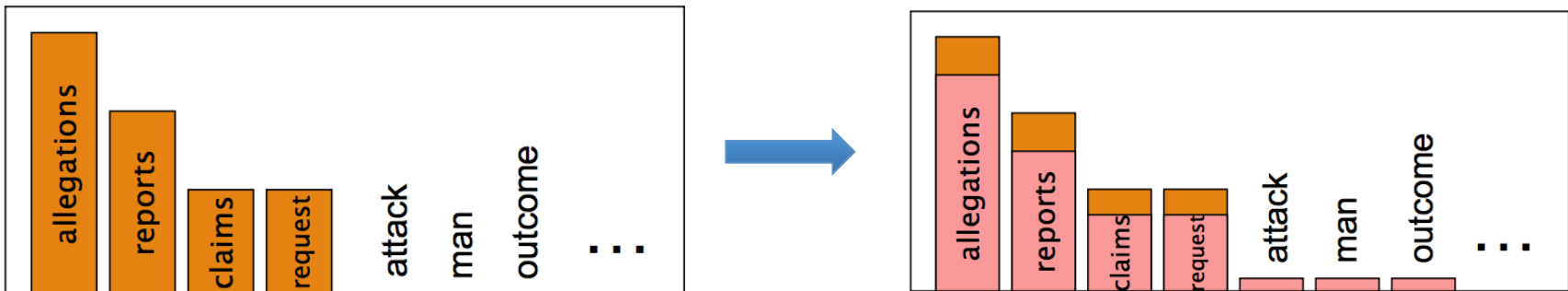
- Test set

... denied the offer
... denied the loan

$$P(\text{"offer"} \mid \text{denied the}) = 0$$

Smoothing

- Retira probabilidade dos n-grams no corpus



Laplace Smoothing

- Adiciona 1 a contagens

$$P_{Add-1}(w_i | w_{i-1}) = \frac{c(w_{i-1}, w_i) + 1}{c(w_{i-1}) + V}$$

Contagem dos Bigrams com Laplace

- Total of 9222 sentenças

	i	want	to	eat	chinese	food	lunch	spend
i	6	828	1	10	1	1	1	3
want	3	1	609	2	7	7	6	2
to	3	1	5	687	3	1	7	212
eat	1	1	3	1	17	3	43	1
chinese	2	1	1	1	1	83	2	1
food	16	1	16	1	2	5	1	1
lunch	3	1	1	1	1	2	1	1
spend	2	1	2	1	1	1	1	1

Contagem dos Bigrams com Laplace

$$P^*(w_n|w_{n-1}) = \frac{C(w_{n-1}w_n) + 1}{C(w_{n-1}) + V}$$

	i	want	to	eat	chinese	food	lunch	spend
i	0.0015	0.21	0.00025	0.0025	0.00025	0.00025	0.00025	0.00075
want	0.0013	0.00042	0.26	0.00084	0.0029	0.0029	0.0025	0.00084
to	0.00078	0.00026	0.0013	0.18	0.00078	0.00026	0.0018	0.055
eat	0.00046	0.00046	0.0014	0.00046	0.0078	0.0014	0.02	0.00046
chinese	0.0012	0.00062	0.00062	0.00062	0.00062	0.052	0.0012	0.00062
food	0.0063	0.00039	0.0063	0.00039	0.00079	0.002	0.00039	0.00039
lunch	0.0017	0.00056	0.00056	0.00056	0.00056	0.0011	0.00056	0.00056
spend	0.0012	0.00058	0.0012	0.00058	0.00058	0.00058	0.00058	0.00058

Add-one

- Não é usado para n-grams
- Usado em outros modelos de PLN
 - Classificação de texto

Backoff e Interpolação

- Usa menos contexto (menores n-grams)
- Backoff
 - Usar trigram se tiver dados suficientes
 - Senão, bigram ou então unigram
- Interpolação: combina unigram, bigram e trigram

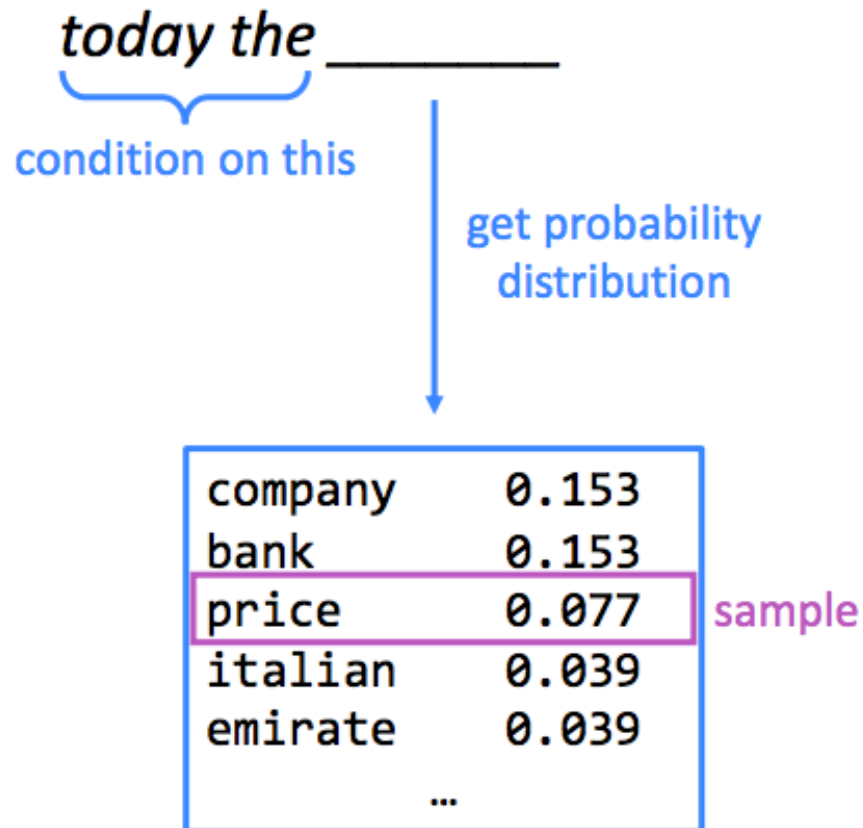
Interpolação Linear

$$\begin{aligned}\hat{P}(w_n|w_{n-2}w_{n-1}) &= \lambda_1 P(w_n|w_{n-2}w_{n-1}) \\ &\quad + \lambda_2 P(w_n|w_{n-1}) \\ &\quad + \lambda_3 P(w_n)\end{aligned}$$

$$\sum_i \lambda_i = 1$$

- Usar um held-out set para encontrar lambdas

Gerando Sentenças



Gerando Sentenças

today the price _____
condition on this

get probability
distribution

of	0.308	sample
for	0.050	
it	0.046	
to	0.046	
is	0.031	
...		

Gerando Sentenças

today the price of _____

condition on this

get probability
distribution

the	0.072
18	0.043
oil	0.043
its	0.036
gold	0.018
...	

sample

Limitação: Contexto Limitado

~~as the proctor started the clock, the~~ students opened their _____
discard condition on this

$$P(w | \text{students opened their}) = \frac{\text{count}(\text{students opened their } w)}{\text{count}(\text{students opened their})}$$

“students opened their” occurred 1000 times

“students opened their books” occurred 400 times

- $\rightarrow P(\text{books} | \text{students opened their}) = 0.4$

“students opened their exams” occurred 100 times

- $\rightarrow P(\text{exams} | \text{students opened their}) = 0.1$

Limitação: Armazenamento dos Contadores

Storage: Need to store count for all n -grams you saw in the corpus.

$$P(\mathbf{w} | \text{students opened their}) = \frac{\text{count}(\text{students opened their } \mathbf{w})}{\text{count}(\text{students opened their})}$$

Neural Language Models: Janela Fixa

output distribution

$$\hat{y} = \text{softmax}(Uh + b_2) \in \mathbb{R}^{|V|}$$

hidden layer

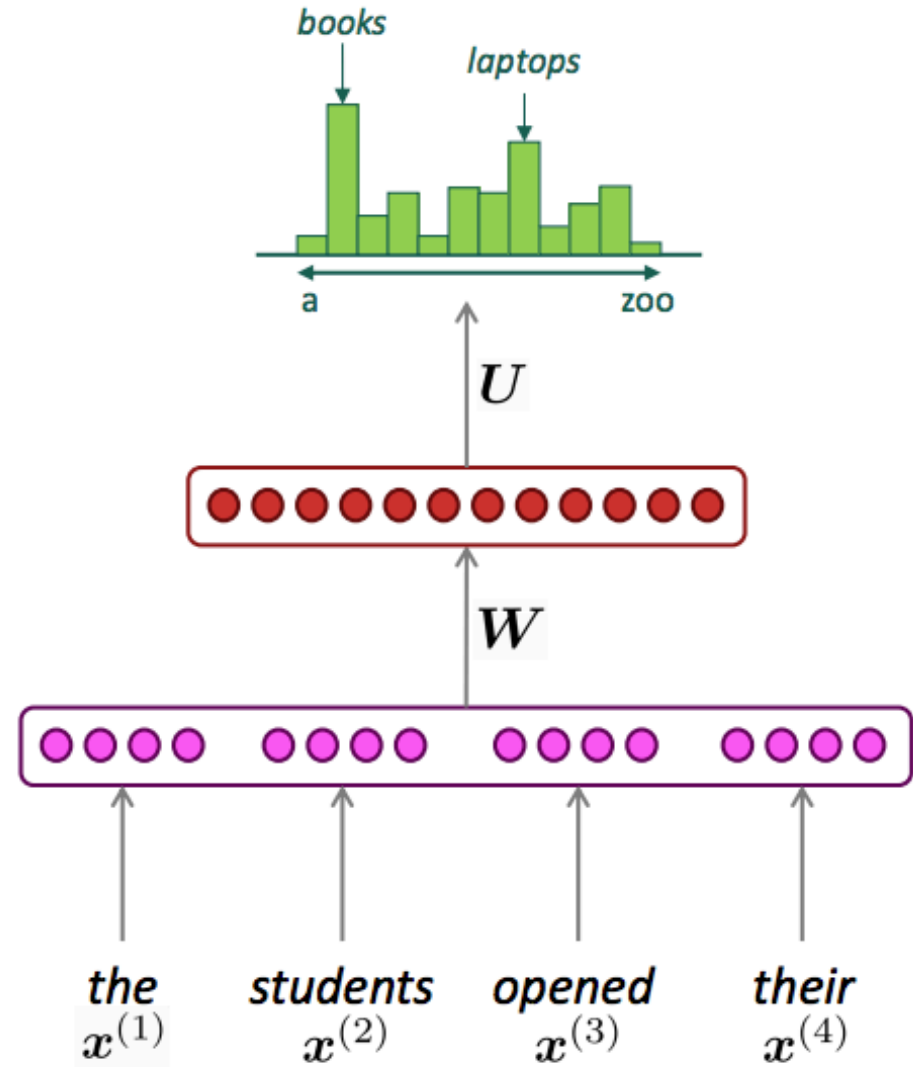
$$h = f(We + b_1)$$

concatenated word embeddings

$$e = [e^{(1)}; e^{(2)}; e^{(3)}; e^{(4)}]$$

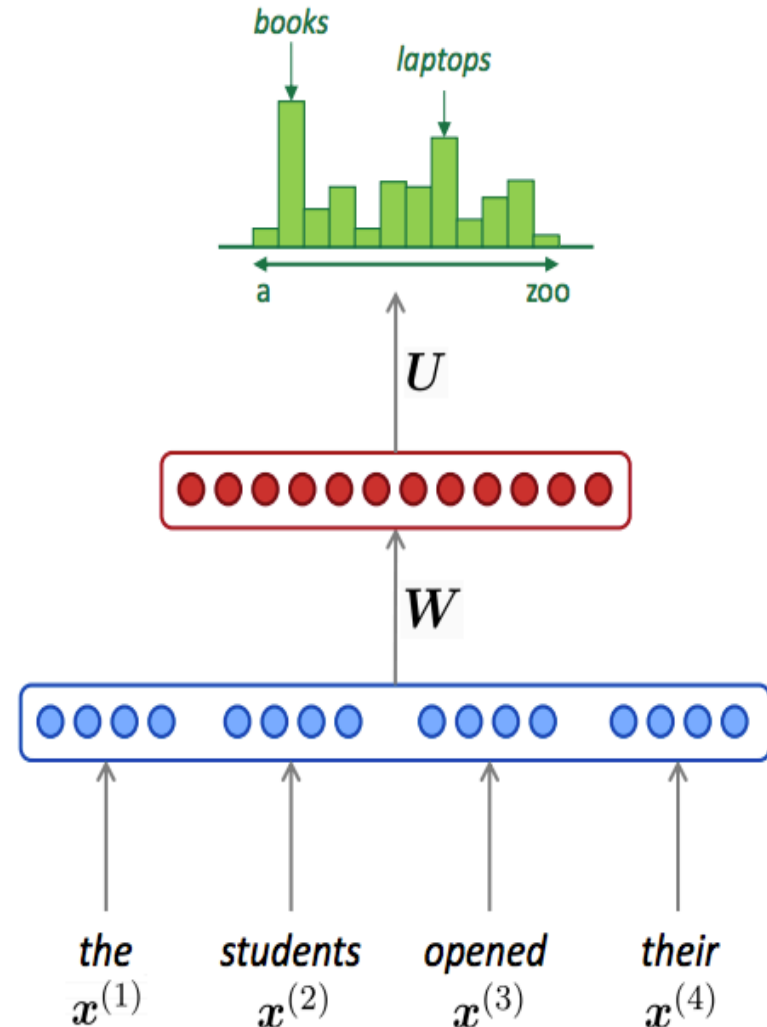
words / one-hot vectors

$$x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, x^{(4)}$$



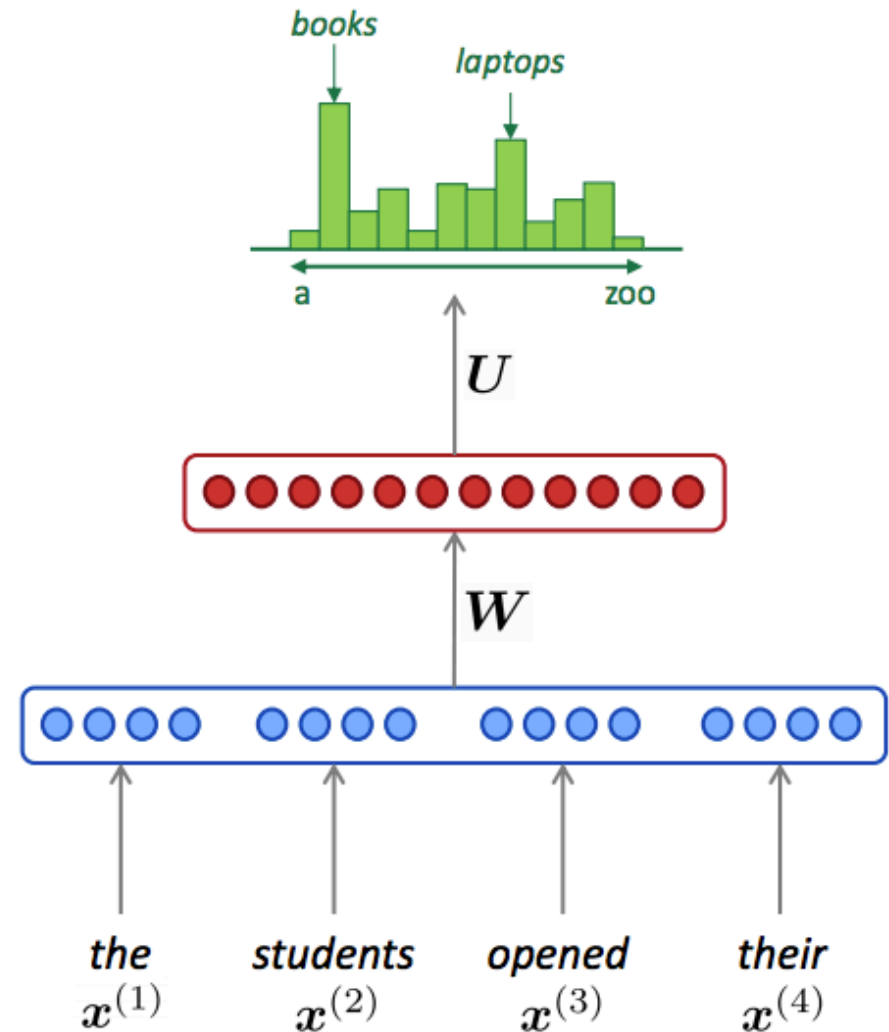
Neural Language Models: Janela Fixa

- Vantagens:
 - Não tem problema com esparsidade
 - Não precisa armazenar os contadores dos n-grams



Neural Language Models: Janela Fixa

- Desvantagens:
 - Janela fixa pequena
 - Aumento da janela aumenta a complexidade (W)

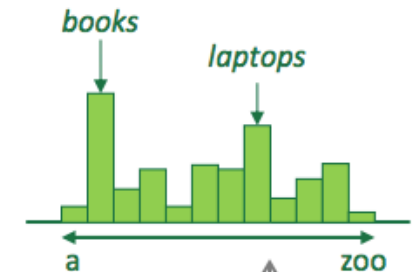


Recurrent Neural Networks (RNN)

$$\hat{y}^{(4)} = P(x^{(5)} | \text{the students opened their})$$

output distribution

$$\hat{y}^{(t)} = \text{softmax}(Uh^{(t)} + b_2) \in \mathbb{R}^{|V|}$$



hidden states

$$h^{(t)} = \sigma(W_h h^{(t-1)} + W_e e^{(t)} + b_1)$$

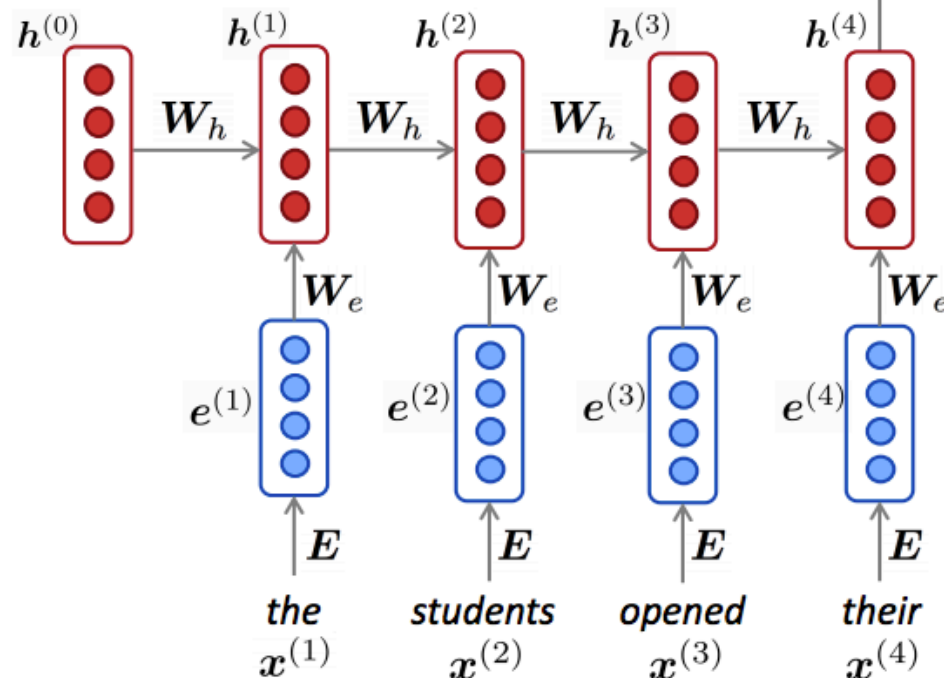
$h^{(0)}$ is the initial hidden state

word embeddings

$$e^{(t)} = Ex^{(t)}$$

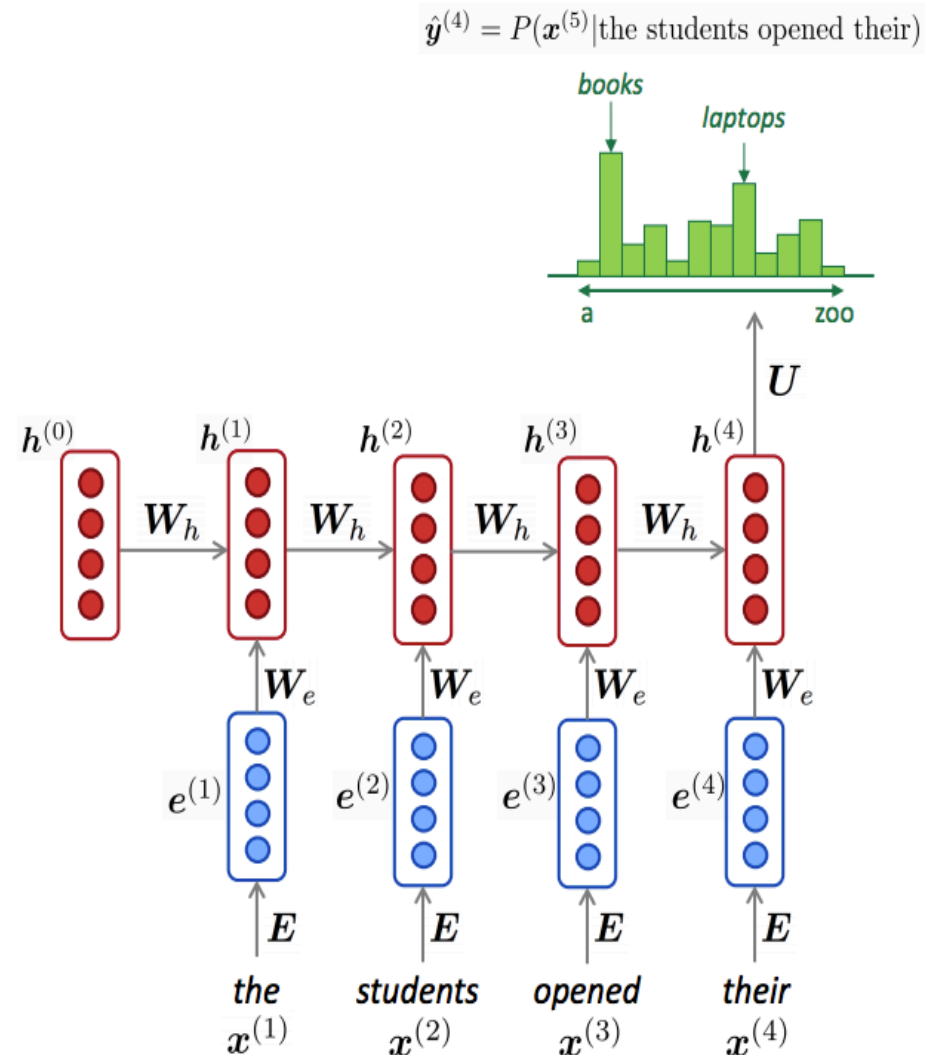
words / one-hot vectors

$$x^{(t)} \in \mathbb{R}^{|V|}$$

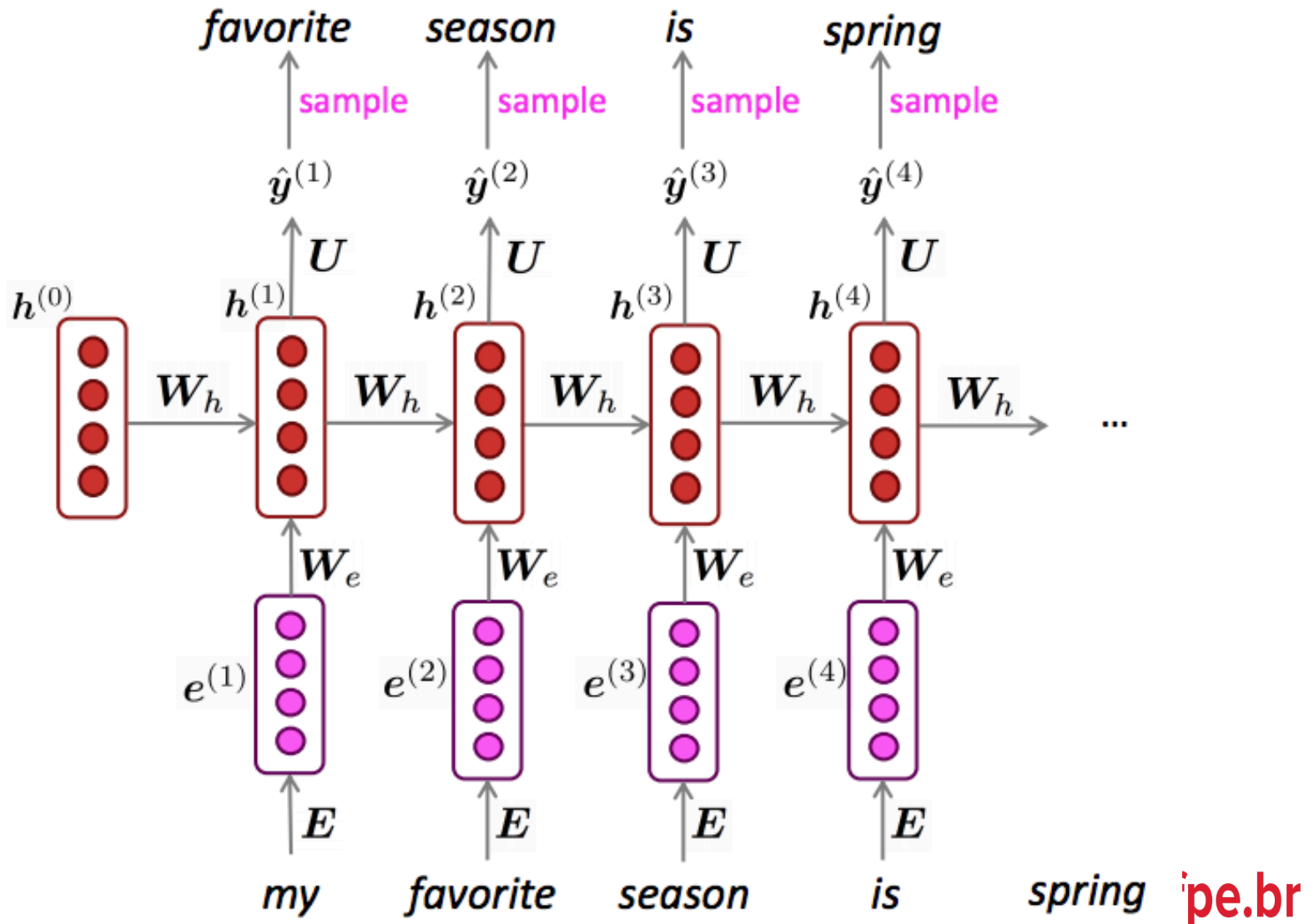


Recurrent Neural Networks (RNN)

- Vantagens
 - Pode processar sequência de qualquer tamanho
 - Modelo não aumenta com o tamanho da sequência
 - Usa informação anterior
 - Mesmos pesos utilizados em cada passo
- Desvantagens
 - Lenta
 - Na prática, tem dificuldade em guardar informação de palavras muito anteriores



Geração de Texto



Exemplo de Texto Gerado com Discursos de Obama

The United States will step up to the cost of a new challenges of the American people that will share the fact that we created the problem. They were attacked and so that they have to say that all the task of the final days of war that I will not be able to get this done.

Exemplo de Texto Gerado com Para Receitas

Title: CHOCOLATE RANCH BARBECUE

Categories: Game, Casseroles, Cookies, Cookies

Yield: 6 Servings

2 tb Parmesan cheese -- chopped

1 c Coconut milk

3 Eggs, beaten

Place each pasta over layers of lumps. Shape mixture into the moderate oven and simmer until firm. Serve hot in bodied fresh, mustard, orange and cheese.

Combine the cheese and salt together the dough in a large skillet; add the ingredients and stir in the chocolate and pepper.

Avaliação de LMs: Extrínseca

- Colocar o LM em uma tarefa
 - Corretor ortográfico, reconhecedor de fala, MT
- Executar a tarefa e calcular a acurácia entre modelos
- Problema: pode ser custoso criar essas tarefas

Avaliação de LMs: Intrínseca

- Perplexity
- Funciona bem quando o conjunto de teste é “próximo” do de treinamento
- O modelo LM é que melhor prediz um sequência de teste

Perplexity

- Quanto menor, melhor o modelo

$$PP(W) = P(w_1 w_2 \dots w_N)^{-\frac{1}{N}}$$

$$= \sqrt[N]{\frac{1}{P(w_1 w_2 \dots w_N)}}$$

$$PP(W) = \sqrt[N]{\prod_{i=1}^N \frac{1}{P(w_i | w_1 \dots w_{i-1})}}$$

$$PP(W) = \sqrt[N]{\prod_{i=1}^N \frac{1}{P(w_i | w_{i-1})}}$$

Comparação de Estratégias

	Model	Perplexity
<p><i>n</i>-gram model →</p> <p>Increasingly complex RNNs ↓</p>	Interpolated Kneser-Ney 5-gram (Chelba et al., 2013)	67.6
	RNN-1024 + MaxEnt 9-gram (Chelba et al., 2013)	51.3
	RNN-2048 + BlackOut sampling (Ji et al., 2015)	68.3
	Sparse Non-negative Matrix factorization (Shazeer et al., 2015)	52.9
	LSTM-2048 (Jozefowicz et al., 2016)	43.7
	2-layer LSTM-8192 (Jozefowicz et al., 2016)	30
	Ours small (LSTM-2048)	43.9
	Ours large (2-layer LSTM-2048)	39.8

Perplexity improves
(lower is better)

Source: <https://research.fb.com/building-an-efficient-neural-language-model-over-a-billion-words/>