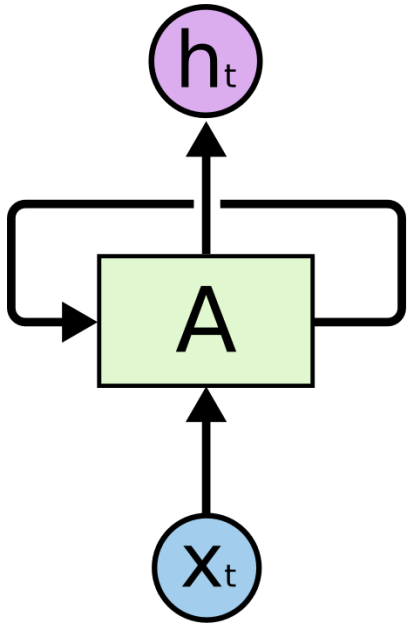

بسم الله الرحمن الرحيم

شبکه‌های عصبی بازگشتی

Recurrent Neural Networks

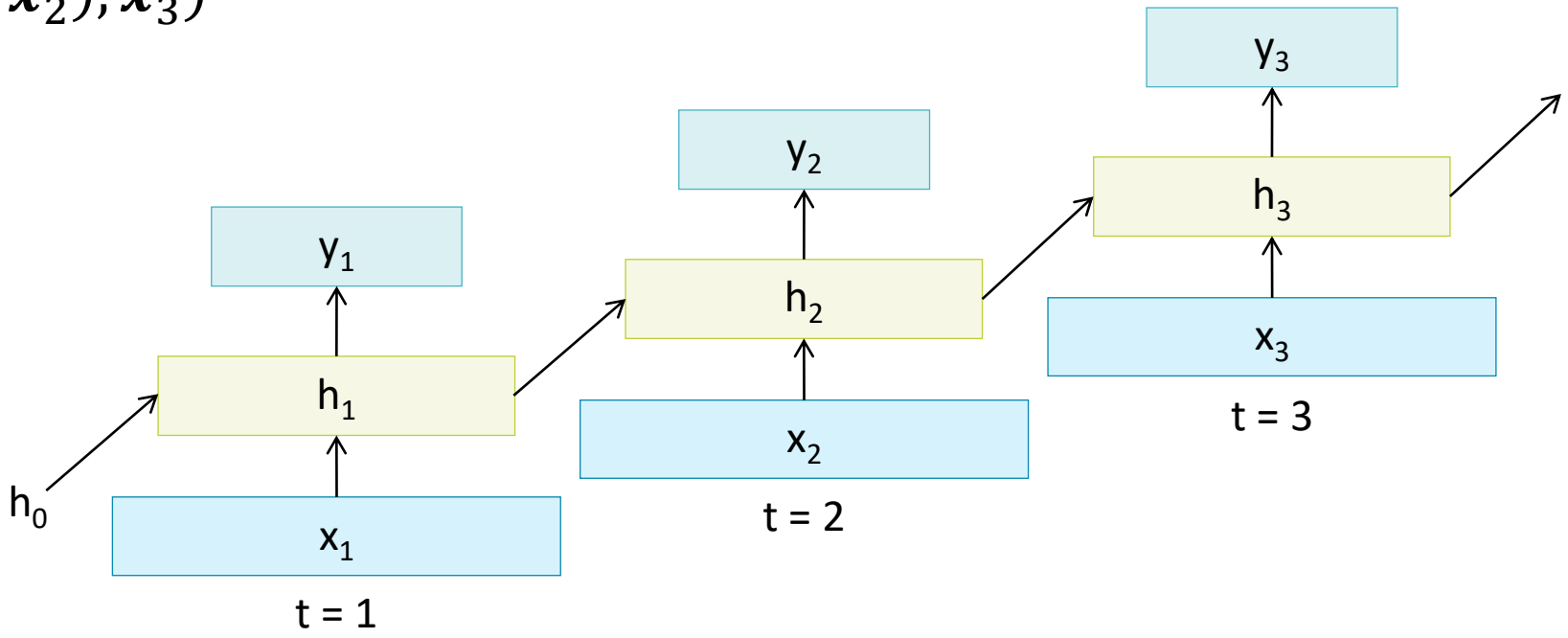
شبکه‌های عصبی بازگشتی

- شبکه‌های عصبی بازگشتی خروجی‌ها یا حالت‌های مخفی قبل را به عنوان ورودی دریافت می‌کنند
- ورودی ترکیبی شبکه در زمان t دارای اطلاعات زمانی از ورودی‌های گذشته ($T < t$) است
- RNNها برای تحلیل‌های زمانی بسیار مفید هستند زیرا مقادیر میانی (حالت) می‌توانند اطلاعات مربوط به ورودی‌های گذشته را ذخیره کنند



شبکه‌های عصبی بازگشتی

$$\boldsymbol{h}_3 = f_W(\boldsymbol{h}_2, \boldsymbol{x}_3)$$
$$= f_W(f_W(\boldsymbol{h}_1, \boldsymbol{x}_2), \boldsymbol{x}_3)$$
$$= f_W(f_W(f_W(\boldsymbol{h}_0, \boldsymbol{x}_1), \boldsymbol{x}_2), \boldsymbol{x}_3)$$
$$= g^{(3)}(\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \boldsymbol{x}_3)$$



داده‌های متنی

- متن را می‌توان به عنوان دنباله‌ای از کاراکترها یا دنباله‌ای از کلمات در نظر گرفت
- یادگیری عمیق برای پردازش زبان طبیعی، شناسایی الگو است که بر روی کلمات، جملات و پاراگراف‌ها اعمال می شود، به همان روشی که یادگیری عمیق برای بینایی کامپیوتر، شناسایی الگوی اعمال شده روی پیکسل‌ها است
- از چمله کاربردهای آن دسته‌بندی اسناد، تحلیل احساسات نویسنده، بازشناسی نویسنده، ترجمه ماشینی، و پاسخ به پرسش (QA) است

پردازش متن

- مانند همه شبکه‌های عصبی دیگر، مدل‌های یادگیری عمیق متن خام را ورودی نمی‌گیرند: آنها فقط با تنسورهای عددی کار می‌کنند
- بردارسازی متن:
  - تقسیم متن به کلمه‌ها، و تبدیل هر کلمه به یک بردار
  - تقسیم متن به کاراکترها، و تبدیل هر کاراکتر به یک بردار
  - استخراج n-gramها از کلمه‌ها یا کاراکترها، و تبدیل هر n-gram به یک بردار
    - n-gramها گروه‌های دارای همپوشانی متشکل از چند کلمه یا کاراکتر متوالی هستند

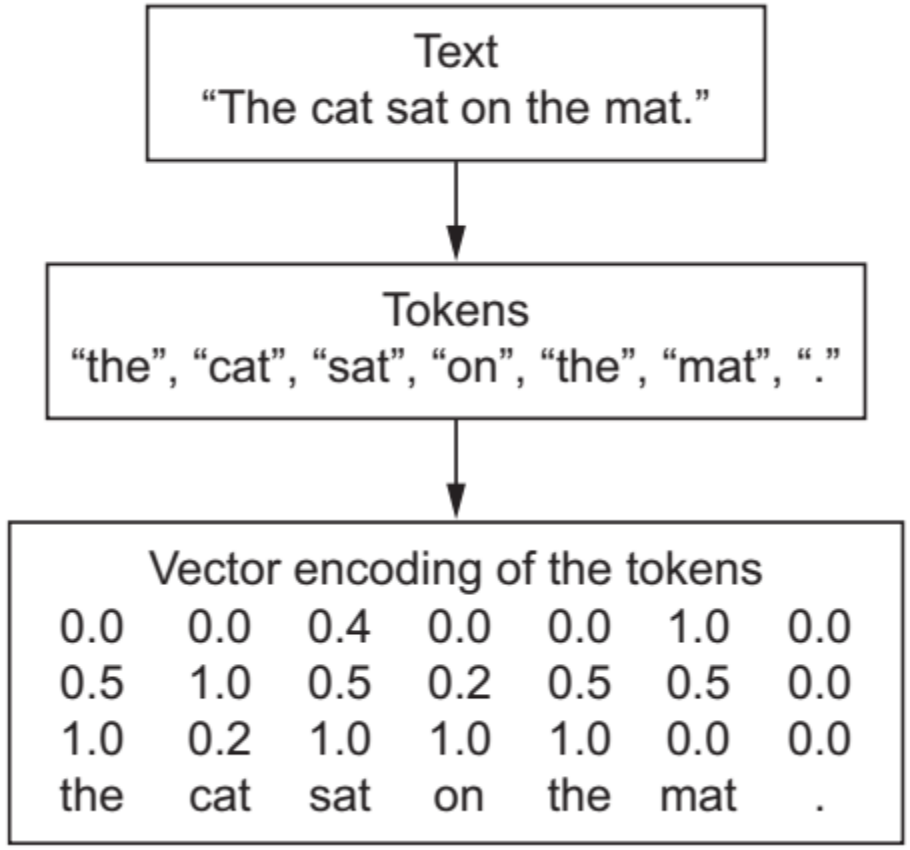
```
The cat sat on the mat
```

Bi-grams `{"The cat", "cat sat", "sat on", "on the", "the mat"}`

Tri-grams `{"The cat sat", "cat sat on", "sat on the", "on the mat"}`

Tokenization

- واحدهای مختلفی که می‌توان متن را به آنها تجزیه کرد (کلمات، کاراکترها یا n-gram) Token نامیده می‌شوند و شکستن متن به آنها Tokenization نامیده می‌شود
- سپس برای هر Token باید یک بردار عددی در نظر گرفت



One-hot encoding

- ابتدایی‌ترین راه برای تبدیل توکن به بردار است
- یک عدد صحیح منحصر به فرد به هر کلمه اختصاص می‌یابد و سپس این عدد صحیح i به یک بردار باینری با اندازه N (اندازه واژگان) تبدیل می‌شود
- همه مقادیر این بردار صفر است به جز ورودی iام که ۱ است
- این کار در سطح کاراکتر و n-gram هم قابل انجام است

One-hot encoding

Listing 6.3 Using Keras for word-level one-hot encoding

```
from keras.preprocessing.text import Tokenizer

samples = ['The cat sat on the mat.', 'The dog ate my homework.']

tokenizer = Tokenizer(num_words=1000)
tokenizer.fit_on_texts(samples)

sequences = tokenizer.texts_to_sequences(samples)

one_hot_results = tokenizer.texts_to_matrix(samples, mode='binary')

word_index = tokenizer.word_index
print('Found %s unique tokens.' % len(word_index))
```

Creates a tokenizer, configured to only take into account the 1,000 most common words

Builds the word index

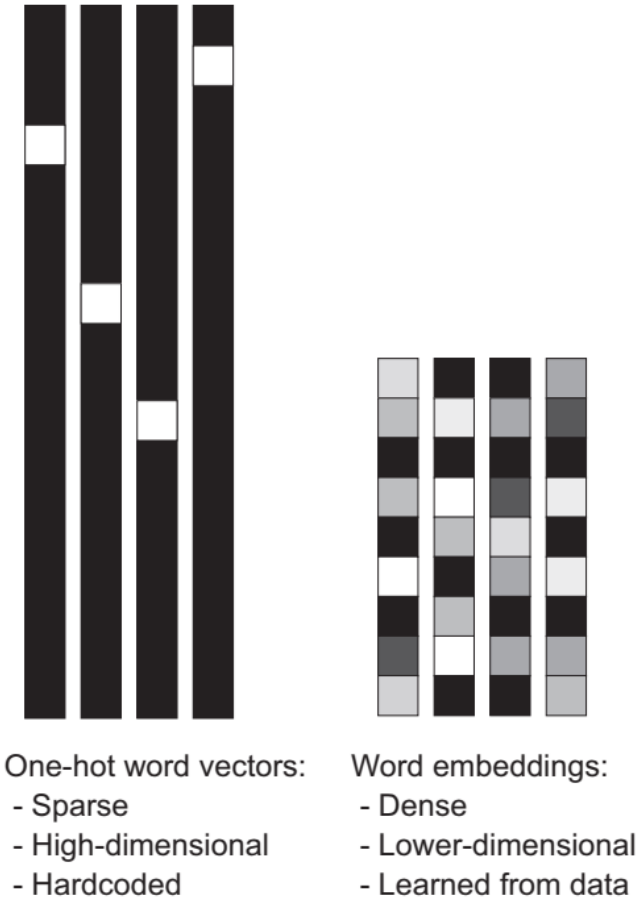
Turns strings into lists of integer indices

You could also directly get the one-hot binary representations. Vectorization modes other than one-hot encoding are supported by this tokenizer.

How you can recover the word index that was computed

جانمایی کلمات (Word embedding)

- جانمایی کلمات اطلاعات بیشتر را در ابعاد بسیار کمتری قرار می‌دهد
- این بردارها را می‌توان با استفاده از حجم زیادی از متن پیش‌آموزش داد و در مجموعه داده‌های کوچک از آنها استفاده کرد



جانمایی کلمات (Word embedding)

	Man (5391)	Woman (9853)	King (4914)	Queen (7157)	Apple (456)	Orange (6257)
Gender	-1	1	-0.95	0.97	0.00	0.01
Royal	0.01	0.02	0.93	0.95	-0.01	0.00
Age	0.03	0.02	0.7	0.69	0.03	-0.02
Food	0.04	0.01	0.02	0.01	0.95	0.97
⋮	⋮	⋮				
size						
cost						
alive						
verb						

300

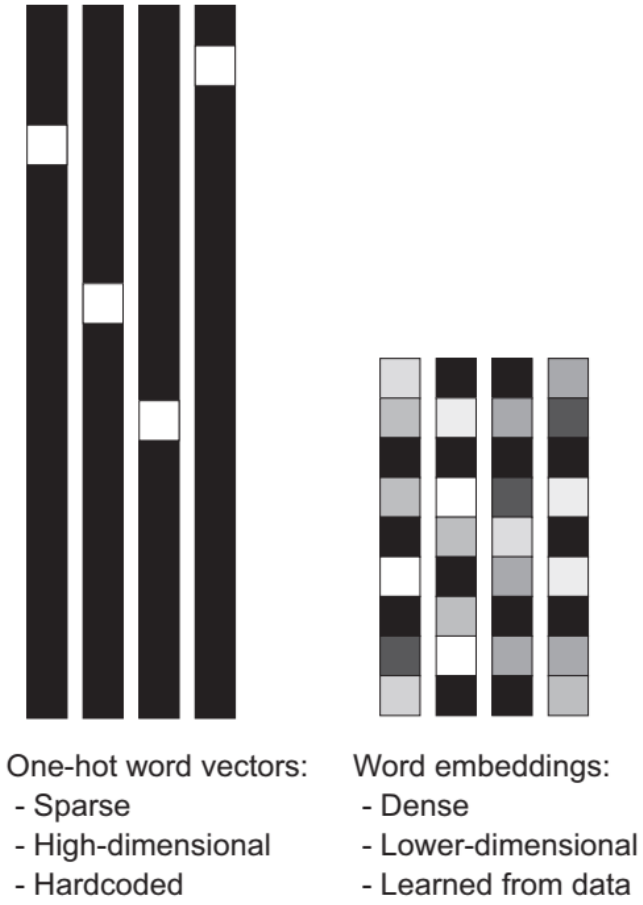
e_{5391} e_{9853}

Andrew Ng

https://www.coursera.org/lecture/nlp-sequence-models/word-representation-6Oq70

جانمایی کلمات (Word embedding)

- دو روش برای دستیابی به جانمایی کلمات وجود دارد:
  - آموزش همزمان با مسئله اصلی
    - مقداردهی اولیه به صورت تصادفی
  - بارگذاری مقادیری که از قبل بر اساس آموزش یک مسئله دیگر بدست آمده‌اند
    - جانمایی کلمات پیش‌آموخته

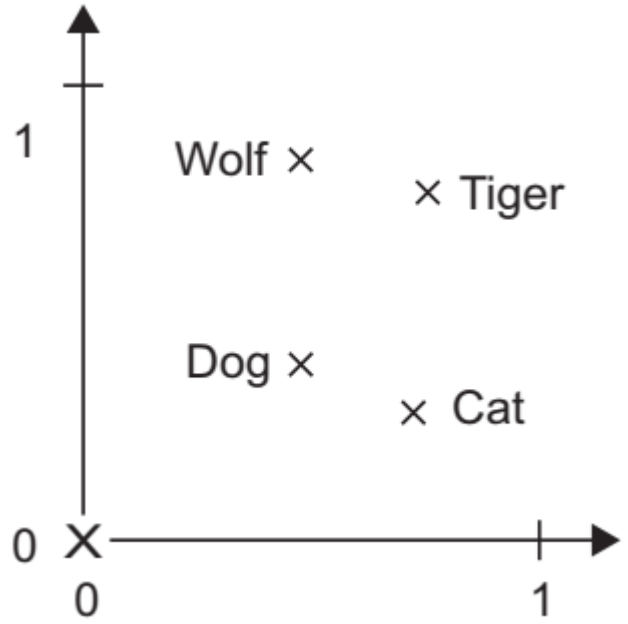


آموزش جانمایی کلمات

- اختصاص یک بردار تصادفی به هر کلمه
  - مشکل این رویکرد این است که این فضا ساختاری ندارد
    - به عنوان مثال، کلمات accurate و exact ممکن است با جانمایی‌های کاملاً متفاوتی همراه شوند، با این وجود که در اکثر جملات قابل تعویض هستند
- روابط هندسی بین بردارهای کلمات باید منعکس‌کننده روابط معنایی بین این کلمات باشد
  - جانمایی کلمات به معنای نگاشت زبان انسان به یک فضای هندسی است
  - در یک فضای جانمایی معقول، انتظار می‌رود کلمات مترادف دارای مقادیر مشابهی باشند

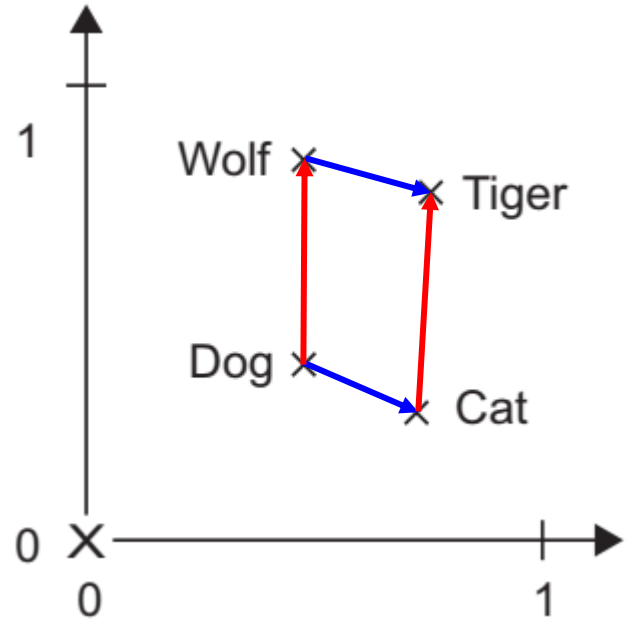
آموزش جانمایی کلمات

- انتظار می‌رود فاصله هندسی بین هر دو بردار کلمه با فاصله معنایی بین کلمات مرتبط باشد
- همچنین، انتظار می‌رود جهت‌های مختلف در فضای آموخته شده معنادار باشند



آموزش جانمایی کلمات

- انتظار می‌رود فاصله هندسی بین هر دو بردار کلمه با فاصله معنایی بین کلمات مرتبط باشد
- همچنین، انتظار می‌رود جهت‌های مختلف در فضای آموخته شده معنادار باشند
- در این مثال، جهت بردار از گربه به ببر و از سگ به گرگ مشابه است
  - از حیوان خانگی به حیوان وحشی
- جهت بردار از سگ به گربه و از گرگ به ببر نیز مشابه است
  - از خانواده سگ به خانواده گربه



آموزش جانمایی کلمات

- یک فضای مناسب تا حد زیادی به مسئله مورد نظر بستگی دارد
- فضای مناسب برای دسته‌بندی نقد فیلم ممکن است متفاوت از فضای مناسب برای دسته‌بندی اسناد حقوقی باشد، زیرا اهمیت برخی روابط معنایی متفاوت است
- آموزش یک فضای جانمایی جدید برای هر مسئله جدید منطقی است

لایه Embedding

- لغت‌نامه‌ای که اندیس صحیح مربوط به هر کلمه را به یک بردار معنایی نگاشت می‌کند
- این لایه، یک تنسور دوبعدی از اعداد صحیح را به عنوان ورودی می‌گیرد
  - (samples, sequence_length)
- خروجی این لایه یک تنسور سه‌بعدی از اعداد اعشاری است
  - (samples, sequence_length, embedding_dimensionality)

Listing 6.5 Instantiating an `Embedding` layer

```
from keras.layers import Embedding

embedding_layer = Embedding(1000, 64)
```

The Embedding layer takes at least two arguments: the number of possible tokens (here, 1,000: 1 + maximum word index) and the dimensionality of the embeddings (here, 64).

لایه Embedding

- هنگامی که یک لایه Embedding را می‌سازیم، وزن‌های آن در ابتدا تصادفی است
- در طول آموزش، این بردارهای کلمات به تدریج از طریق پس‌انتشار تنظیم می‌شوند

Listing 6.5 Instantiating an `Embedding` layer

```
from keras.layers import Embedding

embedding_layer = Embedding(1000, 64)
```

The Embedding layer takes at least two arguments: the number of possible tokens (here, 1,000: 1 + maximum word index) and the dimensionality of the embeddings (here, 64).

https://colab.research.google.com/drive/13B31wC8BbIQIu8frcPlR0_JBlzK1XT8V?usp=sharing

جانمایی کلمات پیش‌آموخته

- مشابه با مفهوم شبکه‌های کانولوشنی پیش‌آموخته
  - زمانیکه داده‌های کافی برای یادگیری ویژگی‌های قدرتمند نداریم، اما انتظار داریم ویژگی‌هایی که به آن نیاز داریم نسبتاً عمومی باشند
- بجای یادگیری جانمایی کلمات به طور مشترک با مسئله مورد نظر، می‌توان بردارهای جانمایی آموخته شده برای حل یک مسئله دیگر را بارگذاری کنیم
- معمولاً با استفاده از اطلاعات آماری وقوع کلمات محاسبه می‌شود
  - با یا بدون استفاده از شبکه‌های عصبی
- دو مورد از معروف‌ترین و موفق‌ترین آنها Word2vec و GloVe هستند