Использование рекуррентных нейронных сетей для создания систем машинного перевода и чатботов.

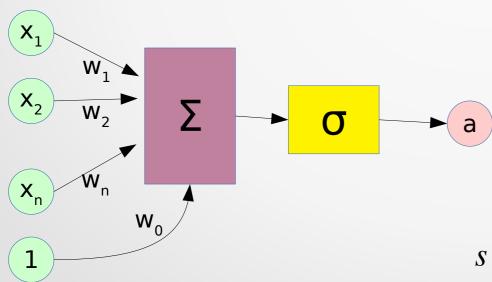
Евгений Борисов

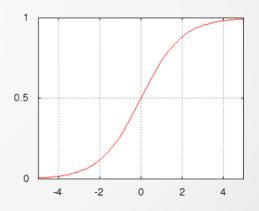
модель нейрона

$$a(x,w) = \sigma \left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i - w_0\right) = \sigma(\langle x,w \rangle)$$
 $\mathbf{x_i}$ - вес связи $\mathbf{\sigma}$ - функция а

X_i - ВХОД

σ - функция активации





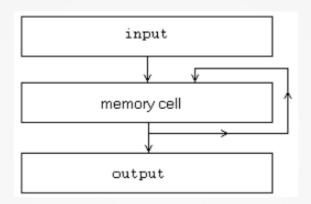
состояние нейрона

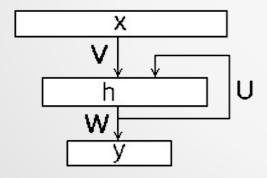
$$S(x, w) = \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot w_i - w_0$$

рекуррентные нейросети

последовательности примеров

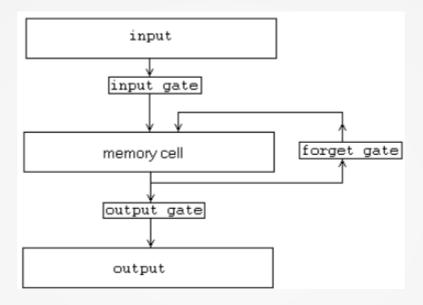
сеть Элмана





$$h(t) = f(V \cdot x(t) + U \cdot h(t-1) + b_h)$$
$$y(t) = g(W \cdot h(t) + b_y)$$

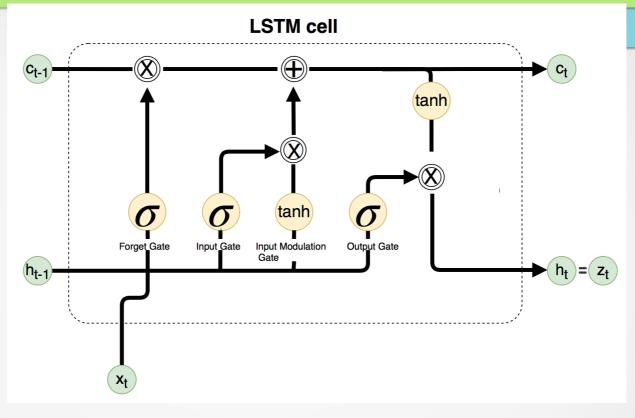
нейросеть LSTM



имеет дополнительные элементы, называемые гейтами (gate), которые должны управлять потоками данных.

В зависимости от своего состояния гейт может пропускать сигнал или не пропускать.

нейросеть LSTM

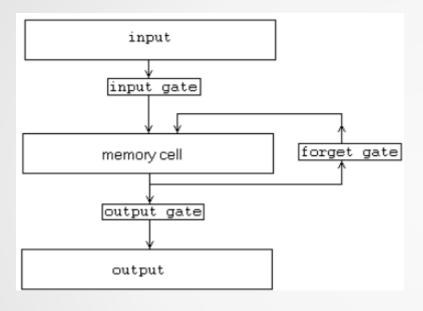


имеет дополнительные элементы, называемые гейтами (gate), которые должны управлять потоками данных.

В зависимости от своего состояния гейт может пропускать сигнал или не пропускать.

https://slides.com/alexanderlifanov/deep-learning-review

нейросеть LSTM



имеет дополнительные элементы, называемые гейтами (gate), которые должны управлять потоками данных.

В зависимости от своего состояния гейт может пропускать сигнал или не пропускать.

Вход сети (input)

Выход сети (output)

Память или состояние сети (memory cell)

Блок очистки памяти (forget gate).

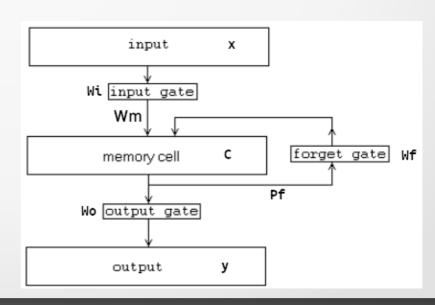
Блок обновления памяти (input gate).

Блок выдачи результата (output gate).

нейросеть LSTM (Long Short-Term Memory)

- 1. устанавливаем начальное состояние выхода сети ${f y}$ состояние памяти ${f C}$
- 2. подать на вход сети очередной сигнал ${f x}$ из последовательности входов ${f X}$
- 3.рассчитываем состояние входного гейта $g_i = \sigma(W_i \cdot x + R_i \cdot y + P_i \cdot C + b_i)$
- 4. рассчитываем состояние гейта памяти $g_f = \sigma(W_f \cdot x + R_f \cdot y + P_f \cdot C + b_f)$
- 5.рассчитываем изменение памяти $Z= anh(W_m\cdot x+R_m\cdot y+b_m)$
- 6.обновляем состояние памяти сети $\mathtt{C}(t+1) = Z * g_i + C(t) * g_f$
- 7. рассчитываем состояние выходного гейта $g_o = \sigma(W_o \cdot x + R_o \cdot y + P_o \cdot C + b_o)$
- 8. рассчитываем выход сети $y = anh(C) * g_o$

LSTM with peephole гейты имеют связь с памятью сети (веса Р)



способ обучения

backpropagation through time - BPTT (метод обратного распространения с разворачиванием сети во времени)

идея: развернуть последовательность

«превращаем» рекуррентную сеть в «обычную»

- 1. прямой проход вычисляем состояния слоёв
- 2. обратный проход вычисляем ошибку слоёв
- 3. вычисляем изменения весов

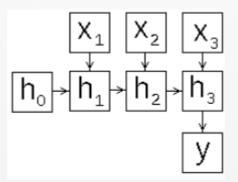
рекуррентные нейросети

последовательности примеров

способы организации работы рекуррентной сети

1. "много в один" (many-to-one) - скрытый слой последовательно изменяет своё состояние, из его конечного состояния вычисляется выход сети,

эту схему можно использовать для классификации текстов



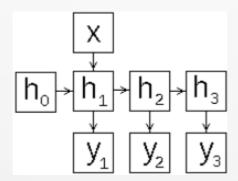
рекуррентные нейросети

последовательности примеров

способы организации работы рекуррентной сети

2. "один во много" (one-to-many) - скрытый слой инициализируется одним входом, из цепочки его последующих состояний генерируются выходы сети,

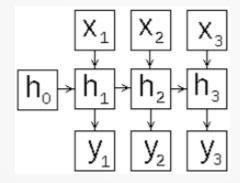
эту схему можно использовать для аннотирования изображений



рекуррентные нейросети

последовательности примеров

способы организации работы рекуррентной сети



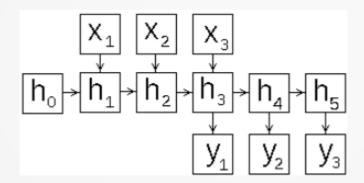
3. "много во много" (many-to-many) - на каждый вход сеть выдаёт выход, который зависит от предыдущих входов,

эту схему можно использовать для классификации видео

рекуррентные нейросети

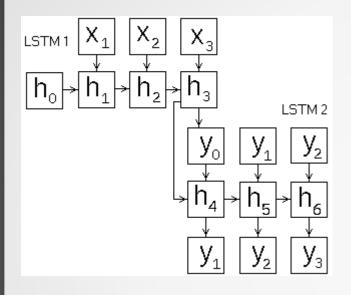
последовательности примеров

способы организации работы рекуррентной сети



4. "много во много" (many-to-many) - скрытый слой последовательно изменяет своё состояние, его конечное состояние служит инициализацией для выдачи цепочки результатов,

эту схему можно использовать для создания систем машинного перевода и чат-ботов



Транслятор текстов как ассоциативная память пара рекуррентных неросетей - seq2seq кодировщик декодировщик

данные представленны парами [вопрос-ответ]

Q: How are you?

A: I am fine

способы кодирования данных

- обрабатываем строку по словам (word2vec)
- обрабатываем последовательности символов

вариант 1: текст как последовательность слов

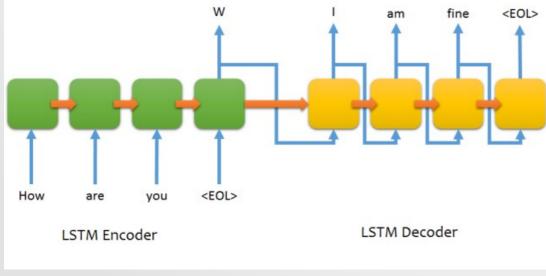
выравниваем все примеры по длине словом PAD

Q: [PAD, PAD, PAD, START, how, are, you, ?, EOS]

A: [GO, i, am, fine, EOS, PAD, PAD, PAD]

кодируем слова word2vec

система принимает входную последовательность кодов слов и генерирует выходную последовательность кодов слов



вариант 2: текст как последовательность символов

кодируем каждый символ

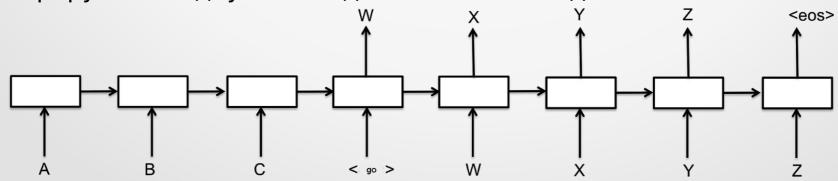
строим таблицу индикаторов {0,1} [номер символа в строке, номер символа в алфавите]

т.е. таблица вероятностей события «символ стоит в позиции n строки»

выравниваем длину строк - дополняем матрицы нулями

учебный пример - список кодов символов

система принимает входную последовательность кодов символов генерирует выходную последовательность кодов символов



Нейросети: литература

git clone https://github.com/mechanoid5/ml_nlp.git

Евгений Борисов Неросетевой транслятор текстов. Использование рекуррентных нейронных сетей для создания систем машинного перевода и чатботов.

http://mechanoid.su/ml-chatbot.html

Евгений Борисов О методе кодирования слов word2vec http://mechanoid.su/ml-w2v.html

Евгений Борисов Рекуррентная сеть LSTM http://mechanoid.su/neural-net-lstm.html

Kyunghyun Cho, Bart van Merrienboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, Yoshua Bengio Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation, 3 Sep 2014 https://arxiv.org/abs/1406.1078