

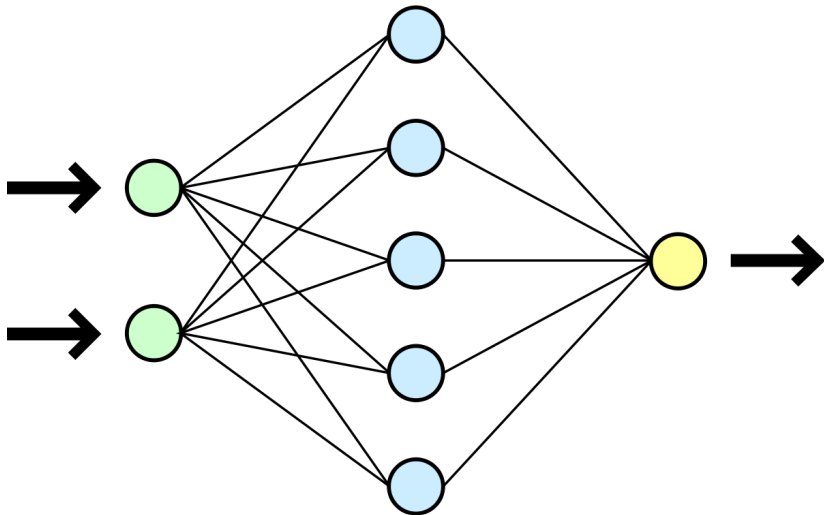
# Реккурентные нейронные сети

Мадуар Дарин

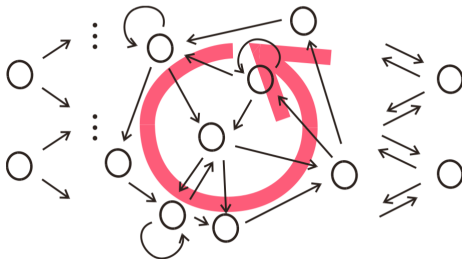
НИУ ВШЭ

27 ноября, 2018

# Сети прямого распространения



# Рекуррентная нейронная сеть (RNN)



**Рекуррентная нейронная сеть** – вид нейронных сетей, где связи между элементами образуют направленную последовательность.

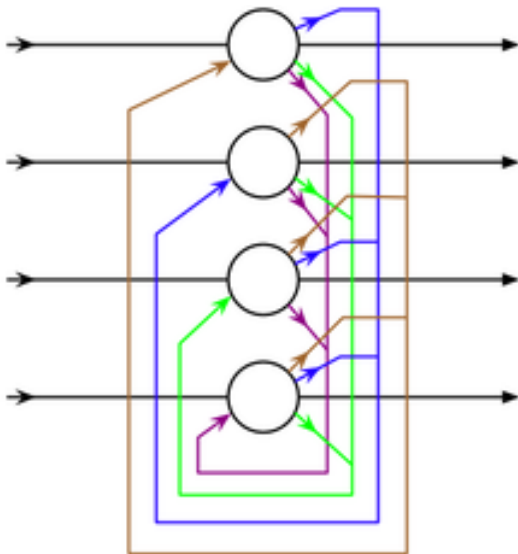
- ▶ RNN моделируют динамическую систему
- ▶ все биологические сети – рекуррентные
- ▶ используются для анализа временных рядов и последовательностей, в которых важен порядок

# Универсальная теорема аппроксимации

- ▶ MLP аппроксимирует любую функцию
- ▶ RNN аппроксимирует любую динамическую систему
- ▶ все машины Тьюринга могут быть смоделированы полносвязной RNN

То есть, если сеть прямого распространения аппроксимируют функции, то рекуррентные нейросети аппроксимируют программы

# Нейросеть Хопфилда



# Нейросеть Хопфилда

- ▶ впервые упомянута в 1974 году, окончательно оформилась в 1982 г.
- ▶ реализовала ячейку ассоциативной памяти
- ▶ пороговая функция активации
- ▶ работает с последовательностями фиксированного размера

# Моделирование последовательностей

- ▶ преобразование последовательностей одной природы в последовательности другой природы
  - ▶ графемы в фонемы
  - ▶ картинки в предложения
- ▶ предсказание следующего члена последовательности
  - ▶ прогнозирование следующего пикселя
  - ▶ предсказание кадра видео на основе предыдущих
  - ▶ генерация следующего слова

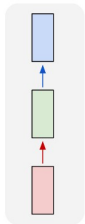
# Как решать?

- ▶ авторегрессионная модель
  - ▶ модель скользящего среднего
- ▶ моделирование временных рядов нереккурентными нейронными сетями
- ▶ скрытые модели Маркова
  - ▶ есть «видимые» и «скрытые» состояния
  - ▶ в 1986 г. Джеффри Хинтон назвал слои «скрытыми»

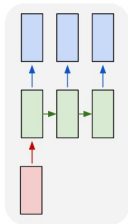


# Последовательности

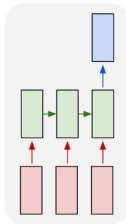
one to one



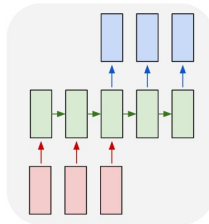
one to many



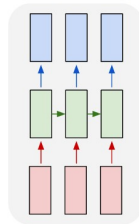
many to one



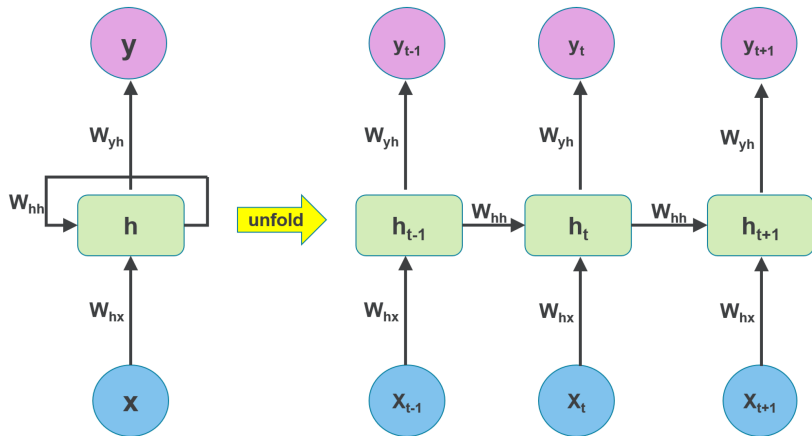
many to many



many to many



# Развертка сети во времени



# Обучение нейронных сетей

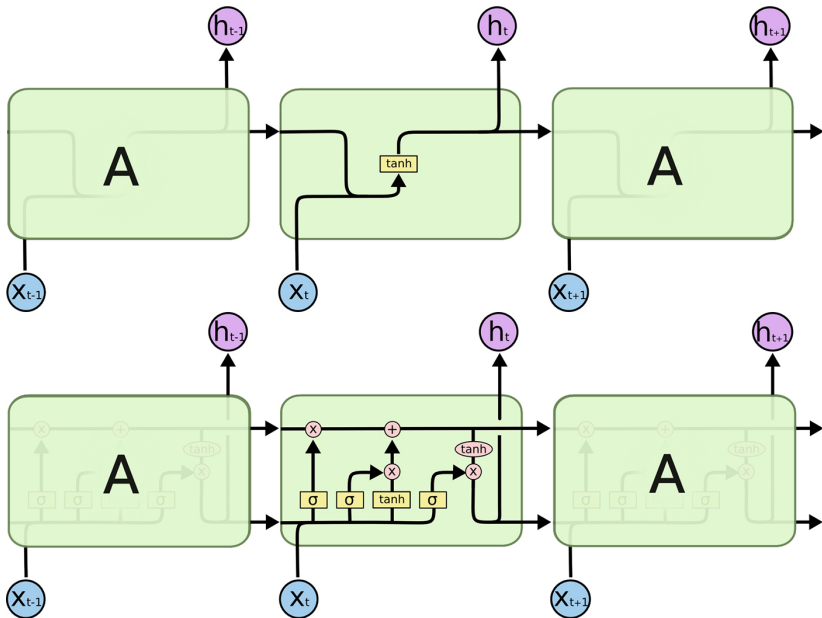
- ▶ backpropagation не работает для сетей с циклами
- ▶ существует модификация *backpropagation through time*
- ▶ обновление градиента на каждом шаге одинаковое
- ▶ алгоритм легко модифицируется так, чтобы можно было наложить любые линейные ограничения на веса.
- ▶ например, чтобы  $w_1 = w_2$ :

- $w_1 = w_2 \Rightarrow \Delta w_1 = \Delta w_2 \Rightarrow \frac{\partial E}{\partial w_1} = \frac{\partial E}{\partial w_2}$
- $\Delta w_1^{new} = \Delta w_2^{new} = \frac{\partial E}{\partial w_1} + \frac{\partial E}{\partial w_2}$

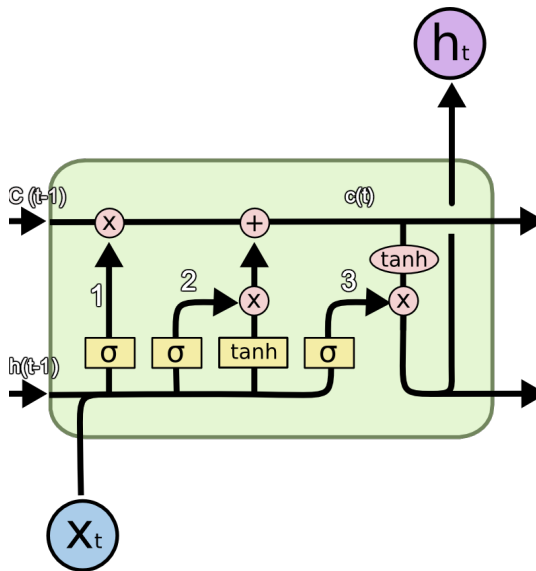
# Память в RNN

- ▶ *short-term memory*: появляется в процессе прохождения сигнала по рекуррентным слоям
- ▶ *long-term memory*: веса в процессе всего обучения меняются, кодируя таким образом «окружение»
- ▶ **Долгая краткосрочная память** (*Long short-term memory; LSTM*) – специальная архитектура рекуррентных нейронных сетей, предложенная в 1997 году.
- ▶ *LSTM* – промежуточный способ памяти
- ▶ *LSTM* – способ борьбы со взрывом и затуханием градиента

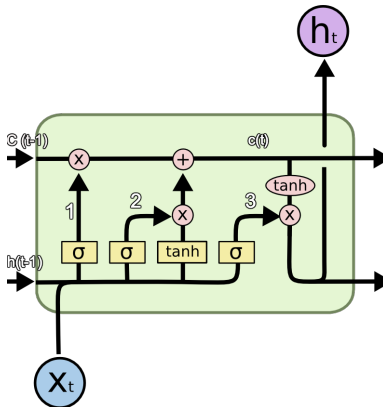
# LSTM



# LSTM

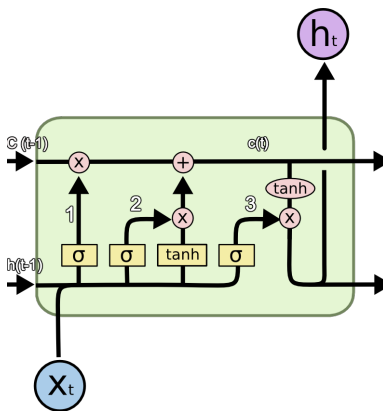


# LSTM



Важная составляющая LSTM – *слой состояния сети  $C_t$* : сеть может как добавлять новую информацию, так и стирать старую

# LSTM

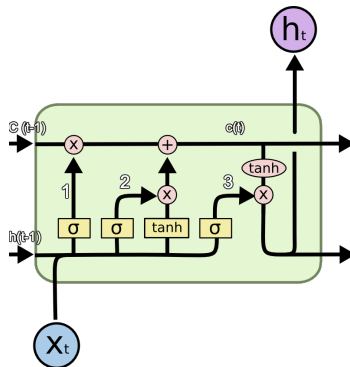


1. *Forget gate layer*  $f_t$  – слой, с помощью которого сигмоидальная функция смотрит на  $x_t$  и  $h_t$  и выдаёт для каждого числа в  $C_{t-1}$  число от 0 до 1 (вероятность забывания).

$$f_t = \sigma(W_f[h_t, x_t] + b_f)$$



# LSTM



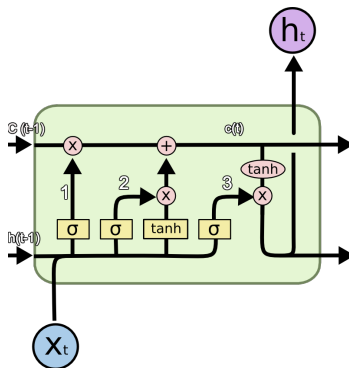
2. *Input gate layer  $i_t$*  – входной слой, который решает какие веса обновлять.

$$i_t = \sigma(W_i[h_t, x_t] + b_i)$$

Далее с помощью  $\tanh$  вычисляются значения-кандидаты новых состояний

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C[h_t, x_t] + b_C)$$

# LSTM



3. Затем вектор состояний обновляется

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t$$

И решаем, что выводить на данном шаге

$$o_t = \text{sigma}(W_o[h_t, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t \cdot \text{tanh}(C_t)$$

# Заключение

Примеры применения RNN:

- ▶ Paul Graham generator
- ▶ Wikipedia
- ▶ Algebraic Geometry (Latex)
- ▶ Linux Source Code
- ▶ Generating Baby Names (*Rudi Levette Berice Lussa Hany* )

◀ ◻ ▶ ◀ ◻ ▶ ◀ ≡ ▶ ◀ ≡ ▶ ≡

# Заключение

Спасибо за внимание!

# Ссылки

- [1]. <http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/>
- [2]. <https://cs224d.stanford.edu/lectures/CS224d-Lecture8.pdf>
- [3]. <https://ru.wikipedia.org>