

再帰型ネットワーク

Simple RNN, LSTM, GRU, ...

再帰型ニューラルネットワーク

まずは用語の表面的なことについて。

- Recurrent Neural Network (RNN)の例
 - Simple RNN
 - Long Short-Time Network (LSTM、1997年提案)
 - Gated Recurrent Unit (GRU、2014年提案)
- 文脈によってはRNNがSimple RNNだけを指すこともある
- Recurrentは回帰型とも

再帰型ニューラルネットワーク

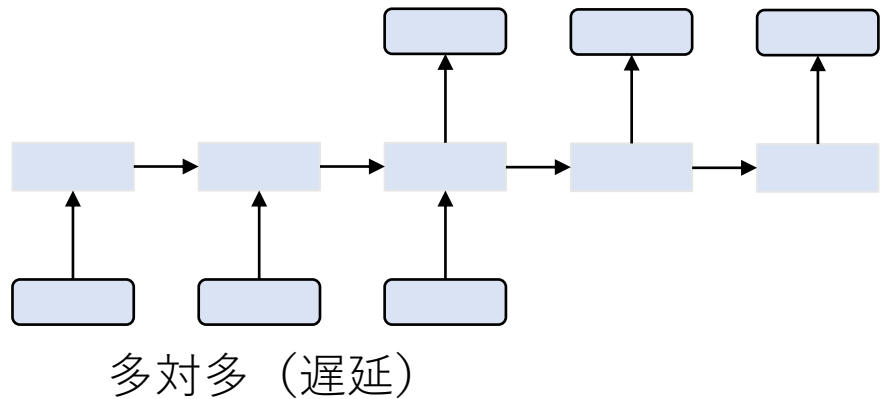
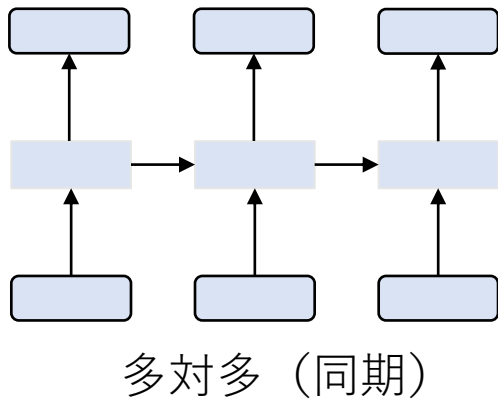
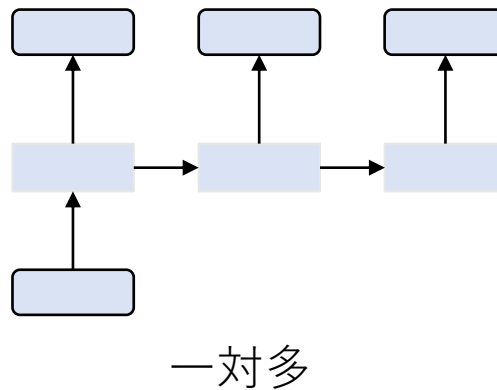
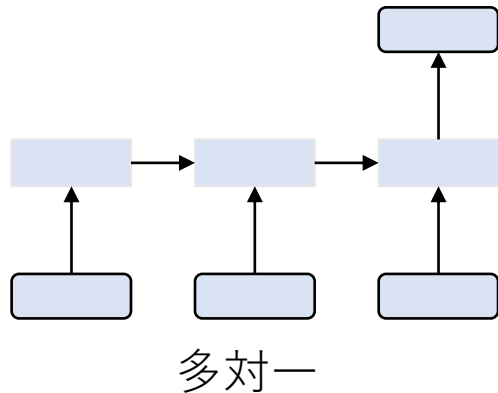
- 適用対象となるデータは系列データ
 - 自然言語など
- 用途は、主に系列データの分類タスク。生成も
 - 文章の感情分析（印象がよいかわるいかなど）
 - 文章生成
 - （翻訳）

デモ

- RNNを利用して、レビュー文の感情分析を行う
- まずは、何ができるのかを見てもらいます

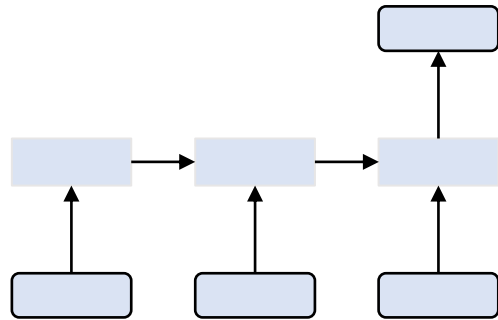
系列データ

系列データのモデル4分類



cf. Andrej Karpathy, *The Unreasonable Effectiveness of Recurrent Neural Networks*,
<http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/>

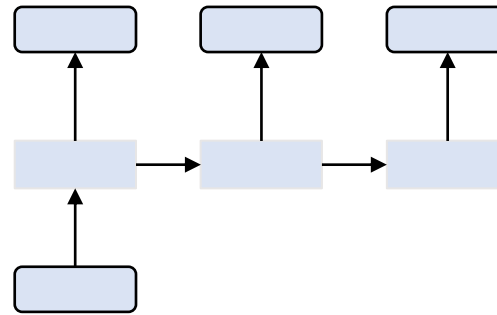
系列データのモデル4分類



多対一

例

- テキストの感情分析
- 時系列データの異常判断
- その他



一対多

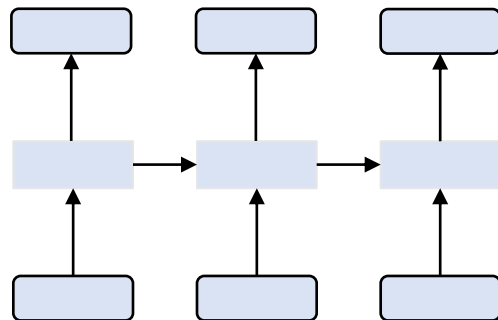
例

- 画像キャプションング
- その他

系列データのモデル4分類

例

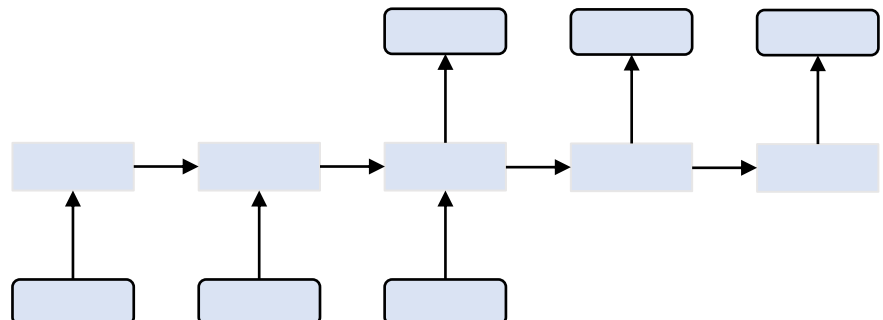
- 動画分類（フレームごと）
- その他



多対多（同期）

例

- 自然言語の翻訳
- その他



多対多（遅延）

系列データの表し方

一般形

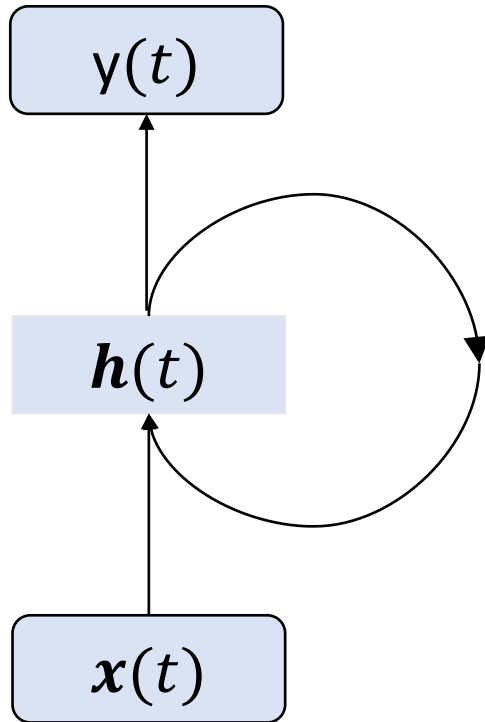
$$\bullet (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_T)$$

例

- 何らかの測定値 ($T = 6$ の例)
 - $(1.5, 2.3, 0.2, 5.2, 4.9, 3.1)$
- 自然言語 ($T = 4$ の例)
 - “I have a pen.”
 - (“I”, “have”, “a”, “pen”)
 - $(2243, 1098, 1, 5031)$
 - $(\mathbf{e}_{2243}, \mathbf{e}_{1098}, \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_{5031})$ (\mathbf{e}_i は第*i*成分のみが1で他は0のベクトル)

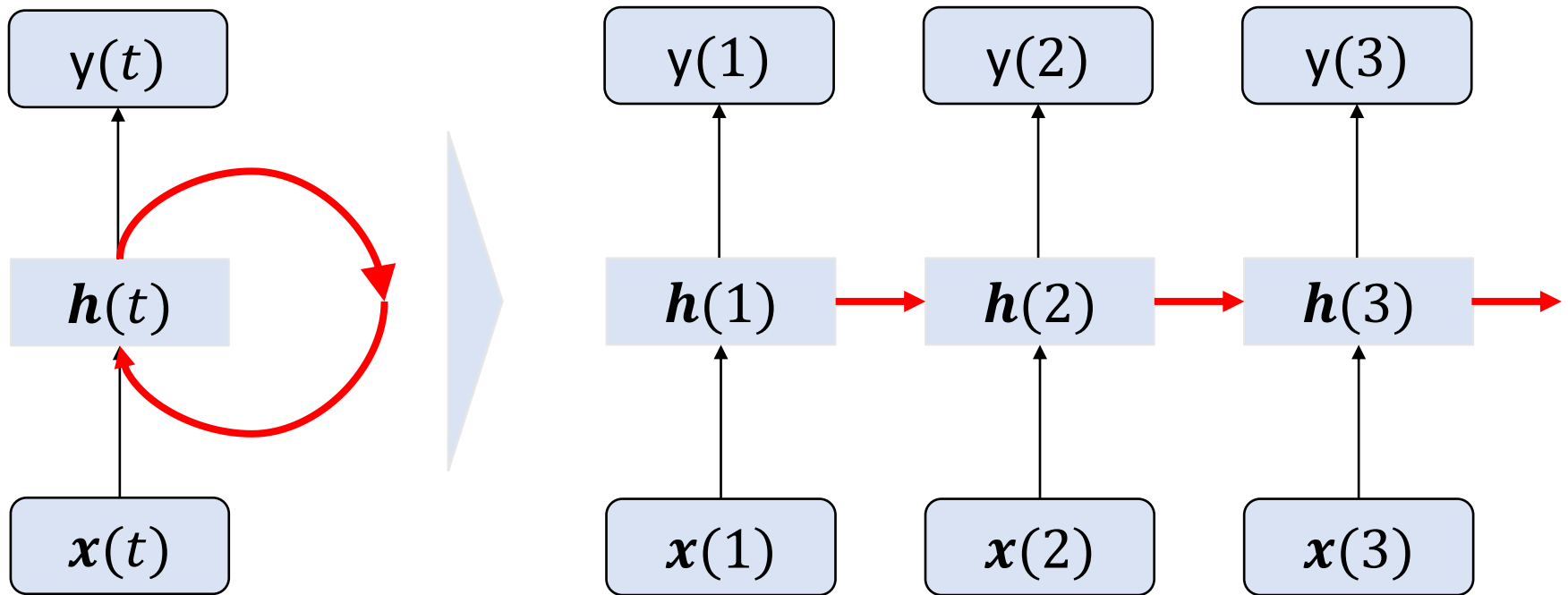
単純RNN

単純RNNの構造



- 各時刻のデータが順に入力される（パラメータ t を時刻と呼ぶことにする）
- 多対多、多対一モデルのモデル
- ループを持つ
- ループ部分のデータは一時刻遅れて入力される

再帰モデルの展開表現



単純RNNのトレーニング

BPTT(BackPropergation Throught Time)

- RNNを展開したネットワークにおいて、誤差逆伝播法により最適化する
- t 方向に深いネットワークの場合（つまり T が大きい場合）、誤差逆伝播の際、 t について一定区間ごとに中間層の結びつきを切断したものととして、重みの更新を行う（Truncated BPTT）。

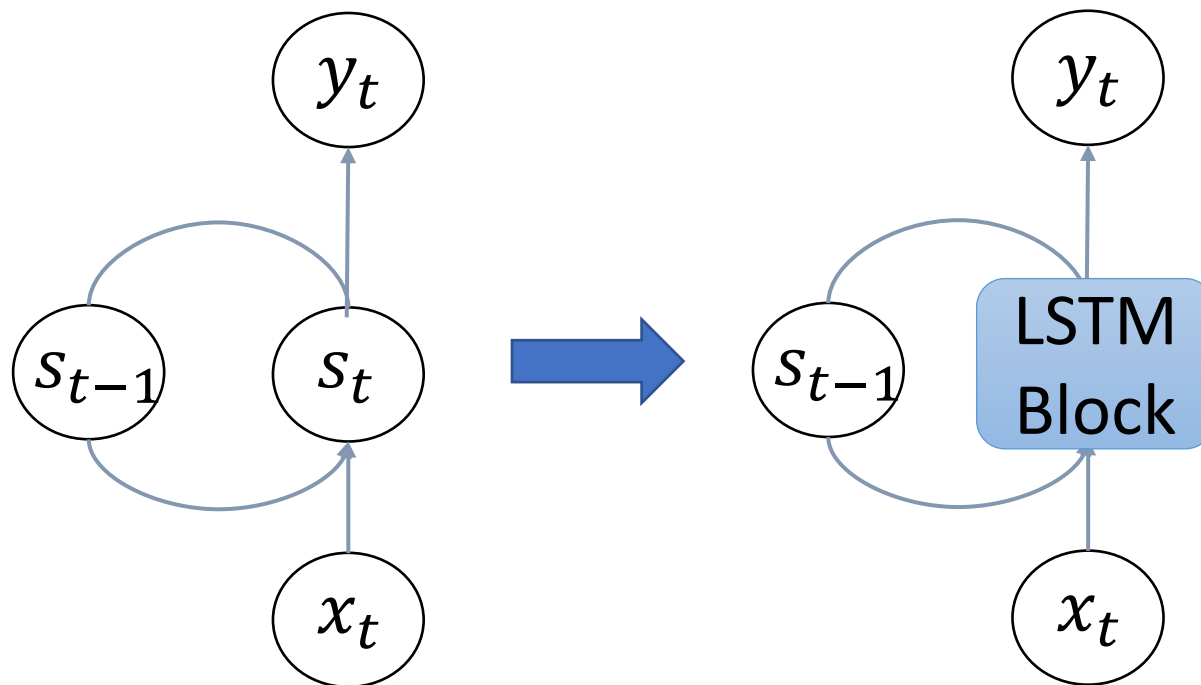
単純RNNの性質、問題点

- 時間方向に**deep**なネットワークであり、勾配爆発、勾配消失問題が生じる
- 勾配爆発
 - 勾配クリッピングにより対処
- 勾配消失
 - せいぜい20ステップ程度の時刻しか学習できない
 - モデルを改良する必要あり → LSTMへ発展

LSTM

LSTM

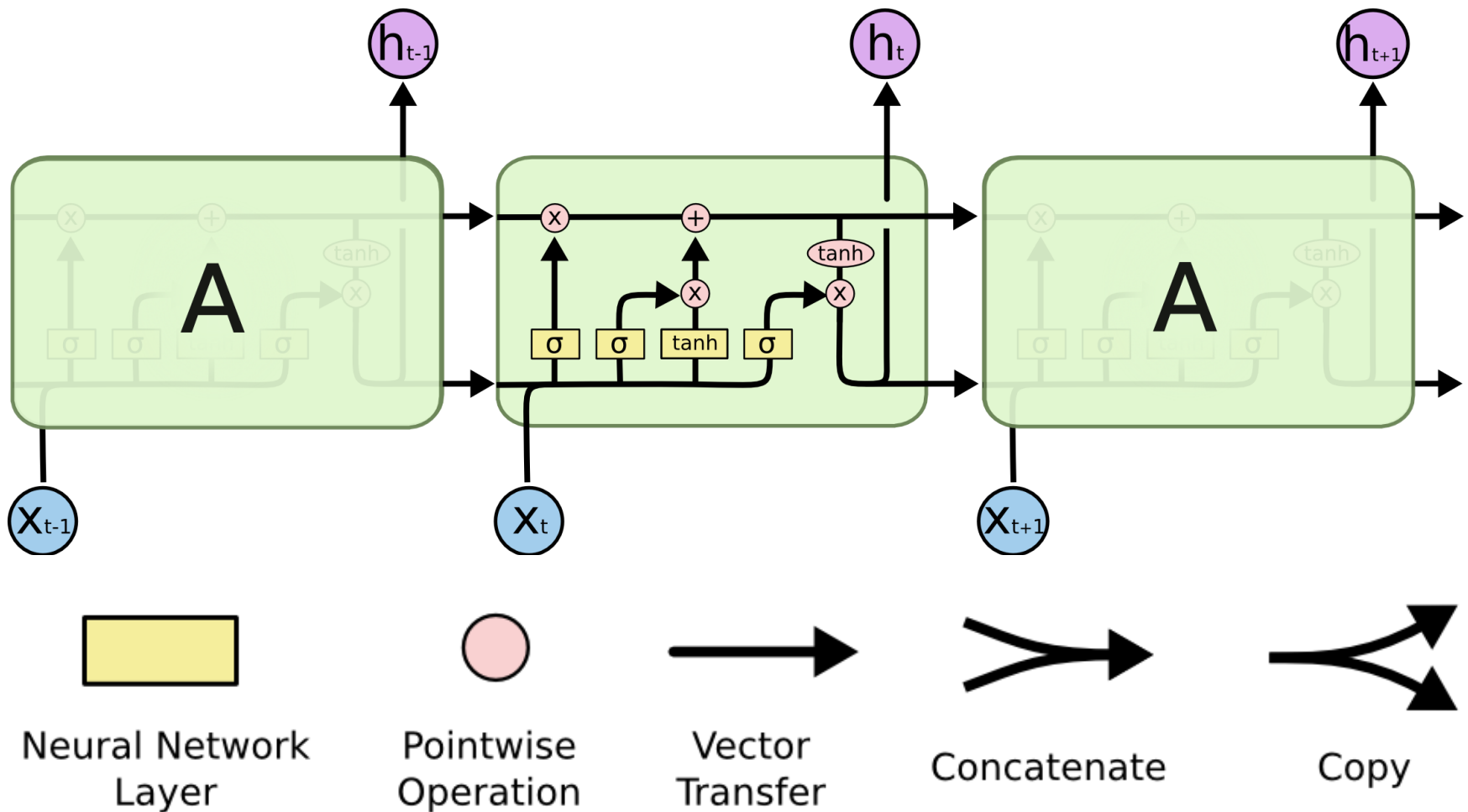
- RNNの拡張型、短期記憶(short-term memory)を長期(Long)に渡って活用するニューラルネットワーク
- RNNの中間層のユニットをLSTM blockと呼ばれるメモリと3つのゲートを持つブロックに置き換えたもの



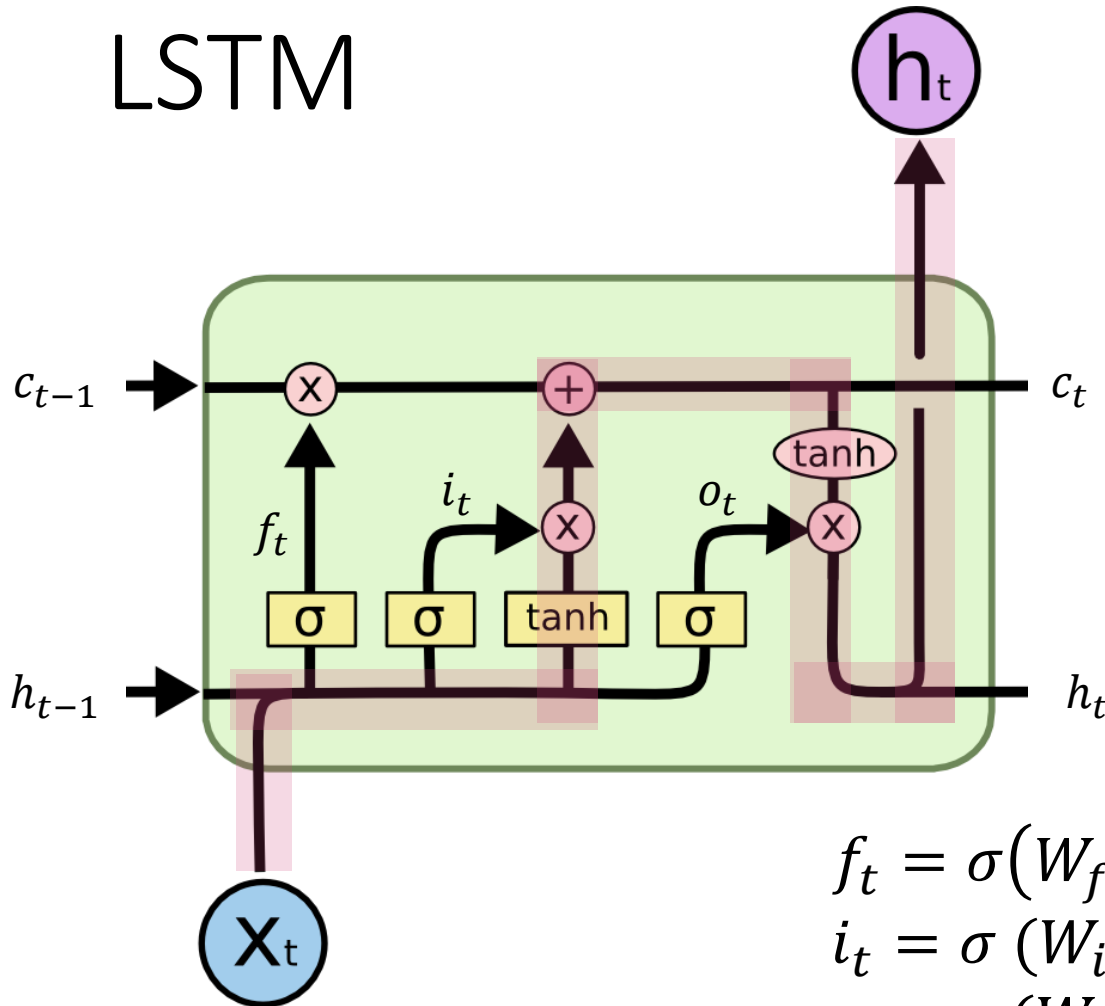
LSTM

- LSTM = Long Short-Term Memory network (長・短期記憶ネットワーク)
- RNN というのはループ構造を持つネットワークの総称であり、LSTM も RNN の一種であるが、RNN と言ったとき前節の単純RNNを指すこともあるので注意
- 単純RNNの中間層をLSTM層と呼ばれる層で置き換え
- ゲート構造、メモリセルの導入
- 勾配消失問題に対応
- Hochreiter and Schmidhuber, 1997
- Gers et al., 2000

LSTM



LSTM



f_t : 忘却ゲートを制御

i_t : 入力ゲートを制御

o_t : 出力ゲートを制御

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$c_t = f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \tanh(W_c \cdot [x_t, h_{t-1}] + b_c)$$

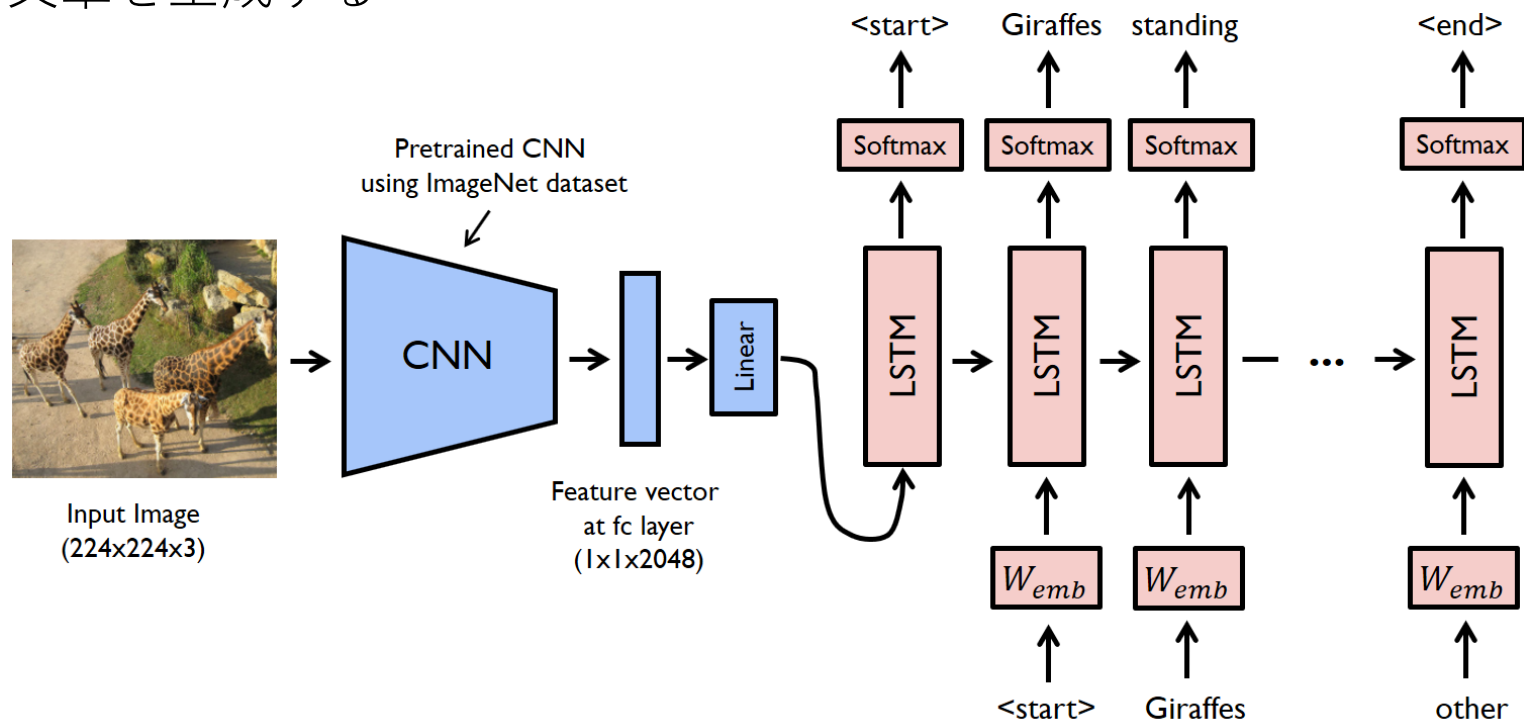
$$h_t = o_t \circ \tanh(c_t)$$

LSTMの有効利用例

- 制約なし（枠なし）手書き文字認識
 - Graves et al., 2009
- 音声認識
 - Graves et al., 2013; Graves and Jaitly, 2014
- 手書き文字生成
 - Graves, 2013
- 機械翻訳
 - Sutskever et al., 2014
- 画像キャプションニング
 - Kiros et al., 2014; Vinyals et al., 2014; Xu et al., 2015
- 文章の構文解析
 - Vinyals et al., 2014

LSTMの応用：複数モデルの組み合わせ

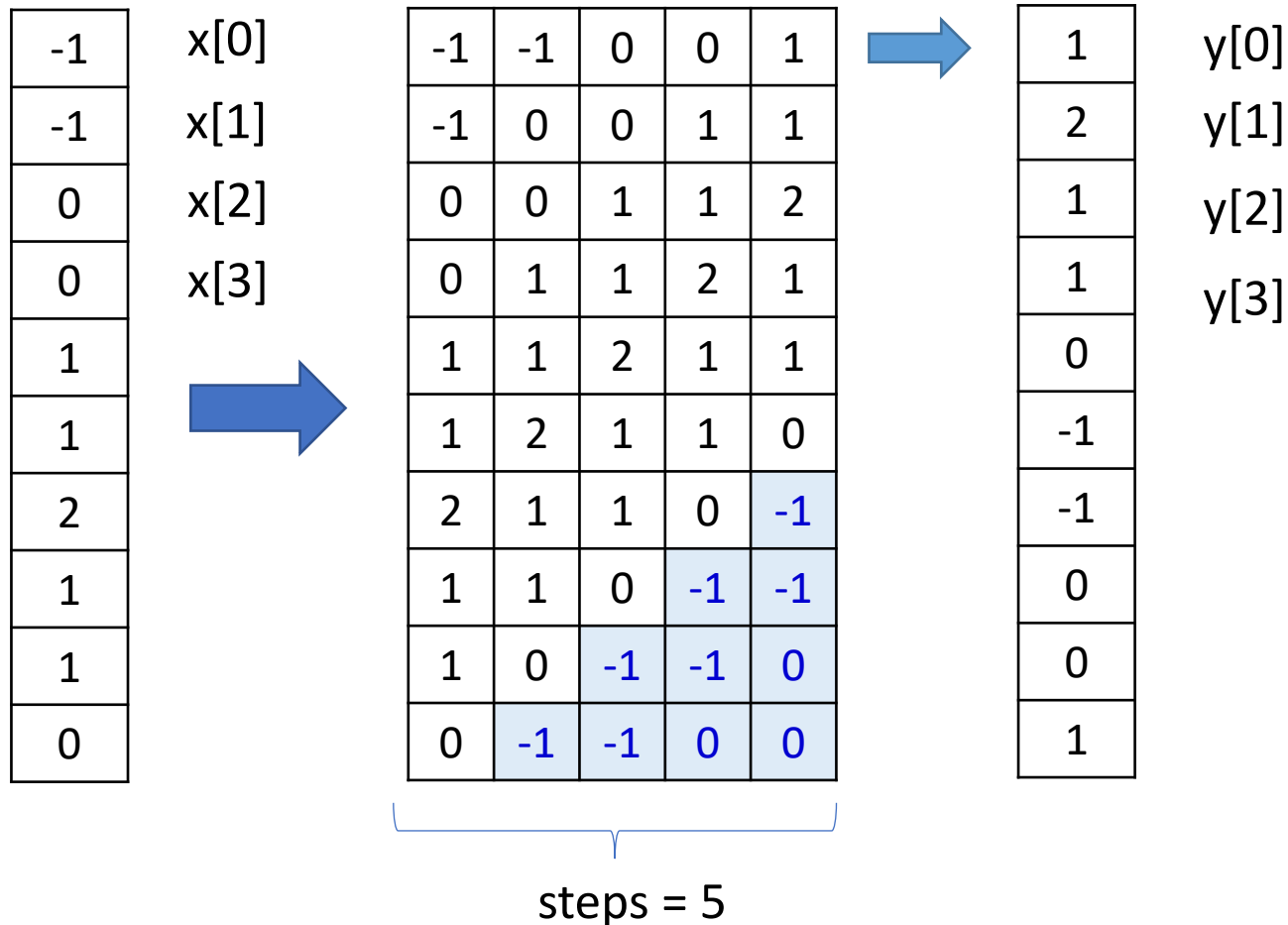
- 入力画像の説明文を生成するニューラルネットワーク
- CNN**によって画像から抽出された特徴ベクトルを**LSTM**に入力し、文章を生成する



図はPytorch Githubより

説明変数と目的変数

- 元の時系列データを、説明変数と目的変数に変換



デモおよび演習

- RNNによるテキスト生成
- LSTMまたはGRU利用