

DQNへのLSTMの適用

EK-Kaiba: 衛 澤峰, 岸 海斗

神経科学的妥当性評価：実装したものに✓印を入れてください。

		✓			✓
海馬内活動	リプレイ	✓	脳領域構造	CA1	
	プリプレイ			CA2	
	場所細胞			CA3	✓
	グリッド細胞			歯状回	
	頭部方向細胞			嗅内皮質	
	シータ位相歳差			海馬支脚	
	スパース表現			Perirhinal Cortex	
	パターン補完			Postrhinal Cortex	
	細胞新生		その他	コネクトームの導入	
行動機能	自律的フェーズ変化			BiCAMONでの可視化	
	エピソード記憶			その他	
	場所の再認				
	記憶転送				
	ナビゲーション/空間認知				
	Path integration				

規定課題点評価：成功・失敗エピソード数を記入してください。

課題番号	成功エピソード数	失敗エピソード数	合計エピソード数（成功＋失敗）
1－1			
1－2			
1－3	2	50	52
1－4			
1－5			
1－6			
1－7			
1－8			
2－1	18	39	47
2－2			
3－1			
3－2			
3－3			

課題 1 - 1

課題 1 - 2

課題 1 - 3

課題 1 - 4

課題 1 – 5

課題 1 – 6

課題 1 – 7

課題 1 – 8

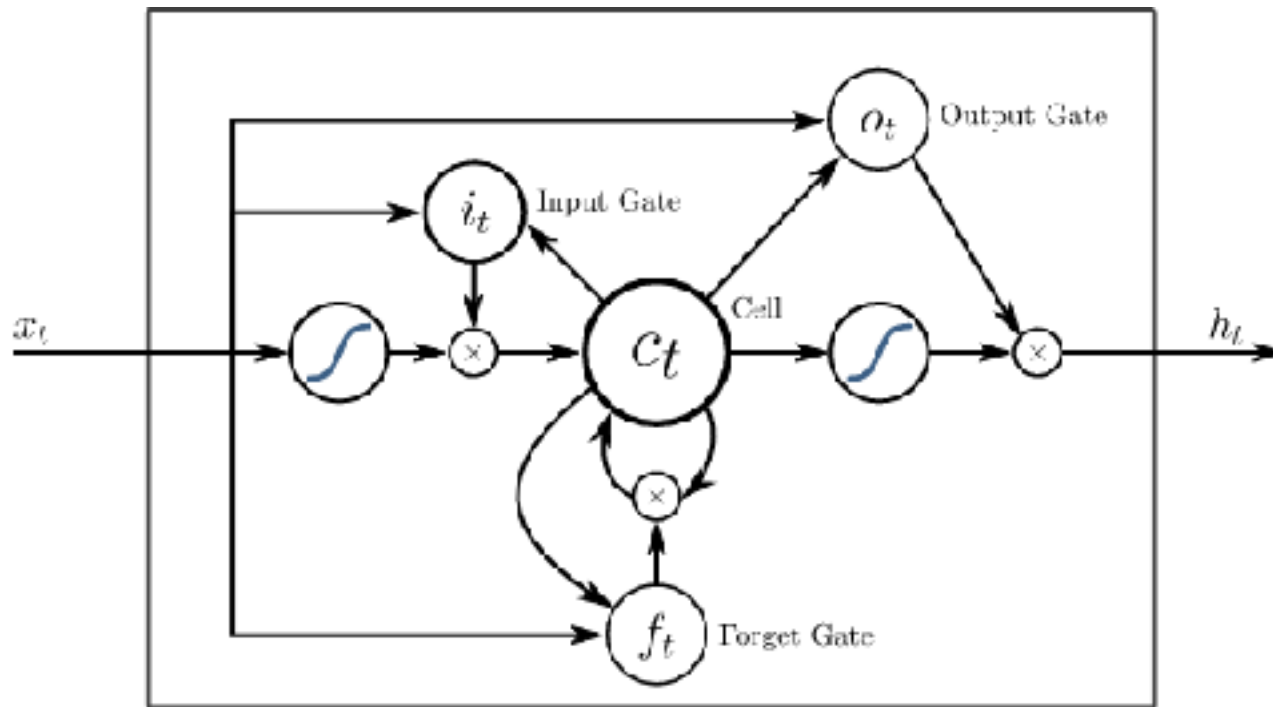
プロジェクトの概要

- 海馬のCA3野は反回性回路を持ち，そのため再帰性を持つと考えられてきた．この知見に基づいて，与えられたサンプルコードに再帰層（LSTM）を組み込み，海馬のCA3野を再現しようとした．

アルゴリズムの概要

- 通常のDQNと違い、ステップごとに状態を更新するのではなくエピソード全体の状態遷移を一つの時系列データとして学習させる必要があるため、DQNによく用いられる experience replay と fixed target などの手法を調整した。

LSTM



- 出典：https://en.wikipedia.org/wiki/Long_short-term_memory

実装の流れ

- まずは、エピソード単位の時系列のデータを取得
 - 最初から `Experience.self.d[4]` にエピソードの区切りが保存されていたので、これを利用した
 - しかし、ここが同じ `time` を入力されてデータが失われているのに気づくのに時間がかかってしまった

実装の流れ

- 場所細胞の性質として、餌を得られた場所の
ようなところは強くその場所を表すというもの
があるので、時系列データの取得にも報酬
で重み付けをして選ぶようにしてみた
 - しかし、ただ学習データが偏っただけ
で何もできなかったなので、ただの一樣
乱数にした

実装の流れ

- LSTM をミニバッチ化した
 - これでほとんどの時間が削られてしまった

実装の流れ

- 毎ステップ学習していたら学習だけでエピソードが終わってしまう
 - そこで, multiprocessing を使って並列化しようとしたが, なぜか子プロセスでchainer が動かず, 時間切れになってしまった

十字路

今後の課題

- 実行環境を増やしたい
 - Windows だと何も動かなかった
- 子プロセスにて chainer がうまく動かなかったことの原因を知りたい