自然言語処理
ー強化学習入門ー

https://satoyoshiharu.github.io/nlp/

導入

深層学習と強化学習

学習	静的な深層学習	教師なし学習	データ：入力x。ゴール：xに隠れた構造を学習する。 例：これはあれに近いな
		教師あり学習	データ：入力x、ラベルy。 ゴール：x->yを学習する。 例：これはリンゴだ
	動的な強化学習	やってみる。うまくいったら、それを続ける。少ない経験から学習する人に近い。	データ：状態とアクション。 ゴール：将来にわたっての報酬を最大化する。 例：これ食べれば生きられるから食べよう

強化学習はなぜ取りつきにくいか？

古典的体系への執着

- Sutton教科書の古典的な基礎アルゴリズム群の歴史をたどって、複雑なアルゴリズムを体系的に把握することから始めようとするから。
- そうではなく、今、主流になっている方式から理解すればいい。なぜなら、最近の強化学習の急激な進歩に主に貢献したのは、古典的アルゴリズムではなく、膨大なデータを処理する技術のほうだから（Andrej Karpathy blog）。

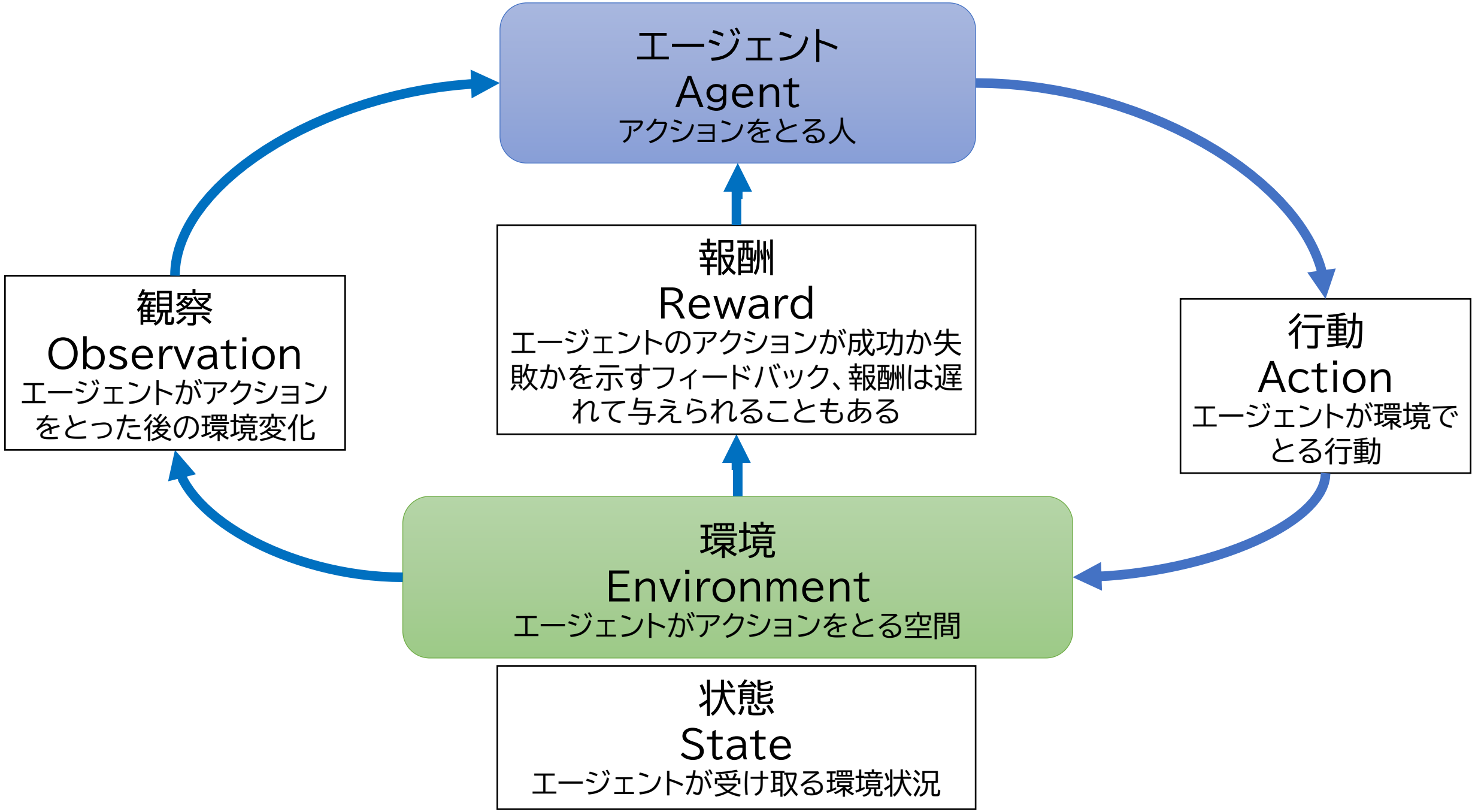
説明の未熟さ

- 国内の解説はほとんど、衒学的で、最初から一般化した問題設定で説明を始め、長い数式が出てくるから。
- 教育的説明ならば、単純な離散・確定的設定（<->連続・確率的）から始めるべき。

激しい変化

- 動くサンプルコードが見つかりにくい。

基礎


エージェント
Agent
アクションをとる人
報酬
Reward
エージェントのアクションが成功か失敗かを示すフィードバック、報酬は遅れて与えられることもある
観察
Observation
エージェントがアクションをとった後の環境変化
行動
Action
エージェントが環境でとる行動
環境
Environment
エージェントがアクションをとる空間
状態
State
エージェントが受け取る環境状況

エピソード、終端状態

- 最終結果が出るまでの「状態、行動、報酬、…」系列、ないしその部分を、**エピソード**という
- 最終結果が出た状態　state(n)　を**終端状態**という

累積報酬

- **累積報酬値**

$$R_t = \Sigma r_i = r_t + r_{t+1} + \cdots \quad (i = t..\infty)$$

- **ディスカウントされた累積報酬値**（将来の報酬を今よりより小さいとみなす）

$$R_t = \Sigma \gamma^i r_i \quad (0 < \gamma < 1)$$

マルコフ過程

- 強化学習は、以下のマルコフ過程を前提とする。

- 状態が、履歴から独立して、直前の状態だけで決まる場合、**マルコフ的**という。

$$P[\, S_{t+1} \mid S_t \,] = P[\, S_{t+1} \mid S_1, \cdots S_t \,]$$

強化学習のプレイヤー

Policy/方策

エージェントの行動を決める

Value/価値

ある状態ないし行動がどれだけいいか

Model/モデル

エージェントが環境を表現する

行動価値Q(s,a)，状態価値V（s）

- 行動価値Q(s,a)： 状態sでaction aをとったときに期待されるディスカウント累積報酬値

$$Q(s_t, a_t) = \text{期待値}[\ R_t \mid s_t, a_t]$$

$$= \text{期待値}[\ \Sigma \gamma^i r_i\ ] \quad (i=t..\infty,\ 0<\gamma<1)$$

- 状態価値V（s)： 状態sで期待されるディスカウント累積報酬値

$$V(s_t) = \Sigma_a \pi(s_t, a_t) Q(s_t, a_t)$$

代表的なアルゴリズム

価値学習

- 状態の価値の漸化式的な関係(ベルマン方程式)を利用する
- アルゴリズム例:DQN
- ゴール:Q(s,a)を見つける
- 最適ポリシー:a=argmaxQ(s,a)
- 応用例:Googleのレコメンド

ポリシー学習

- ポリシーを直接最適化する
- アルゴリズム例:PG
- ゴール:$\pi(s)$を直接見つける
- 最適ポリシー:$\pi(s)$は確率的で、確率に即して a を決める
- 応用例:AlphaGo

Actor-Critic

- 価値学習とポリシー学習のいいとこどりハイブリッド

ベルマン等式

- ある時刻の選択とそれ以降の決定問題の価値との関係（後ろ向き再帰）を示すことで、単純な部分問題に分割する

$$\text{状態価値} V(s_t) = \max_a \{\text{即時報酬} r(s_t, a_t) + \gamma V(s_{t+1})\}$$

TD(時間的差分)学習

- ベルマン方程式を使い、次の状態s'の価値と　r+ $\gamma V(s')$ との差を使って、学習する。

状態価値$V(s_t)$

<- 状態価値$V(s_t)$

$+\alpha\{$ 即時報酬$r_t+\gamma *$次の状態の価値$V(s_{t+1})$ $-$ 状態価値$V(s_t)\}$

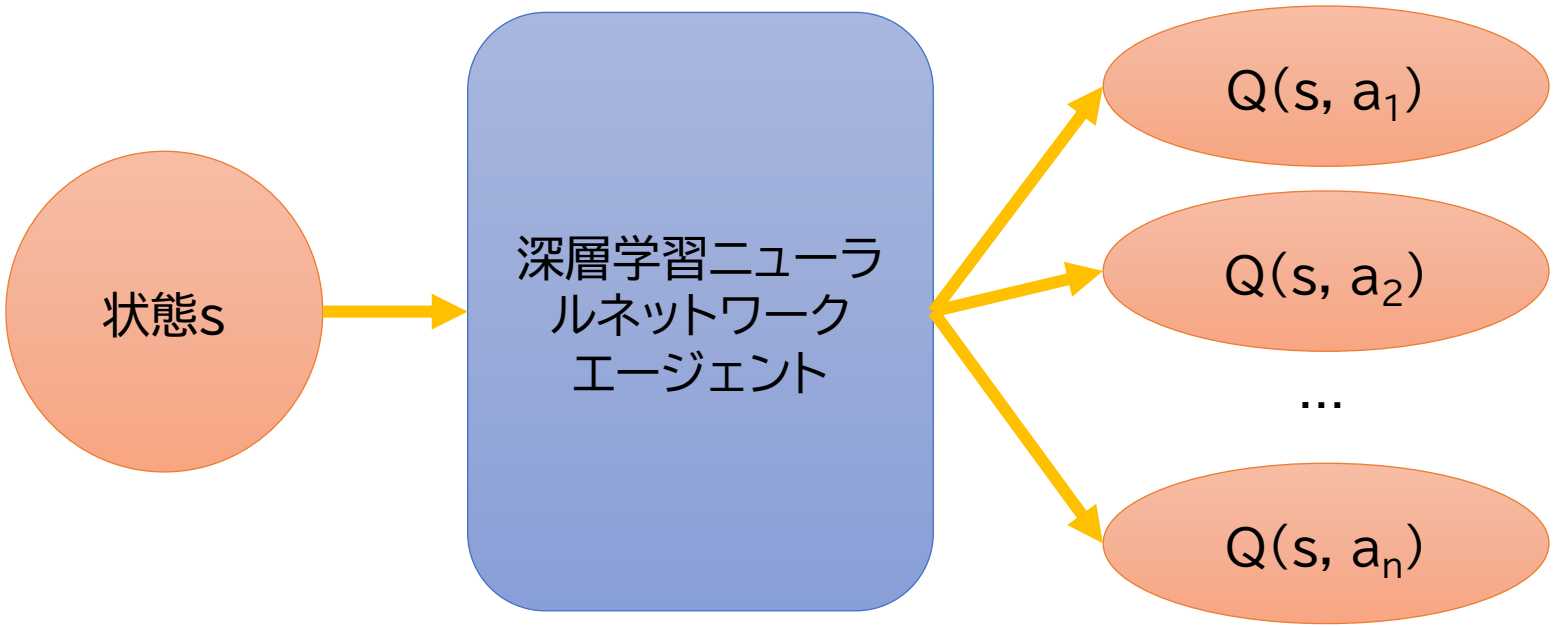
次の時刻の推定値、より正しい

現在の推定値

強化学習はニュールネットによる関数近似を利用

DQN

- 課題設定：入力(s,a)からQ(s,a)の関数を得たいところ、以下のように変更する。



最適ポリシー$\pi^*(s)$
＝ argmaxQ(s,a)

DQN：価値ネットワークのトレーニング

- 以下のQロスを使い、バックプロパゲーション学習させる

TD

$$\text{Qロス} = || \boxed{\text{target} - \text{prediction}} ||^2$$

$$\text{target} = r + \gamma \max Q(s_{t+1}, a_{t+1})$$

$$\text{prediction} = Q(s_t, a_t)$$

- targetとpredictionで別々のQ表を持つのがDouble DQN。targetのQ表の更新を1000回に1回などど遅らせることで、トレーニングを安定させる。

DQN Atariゲーム

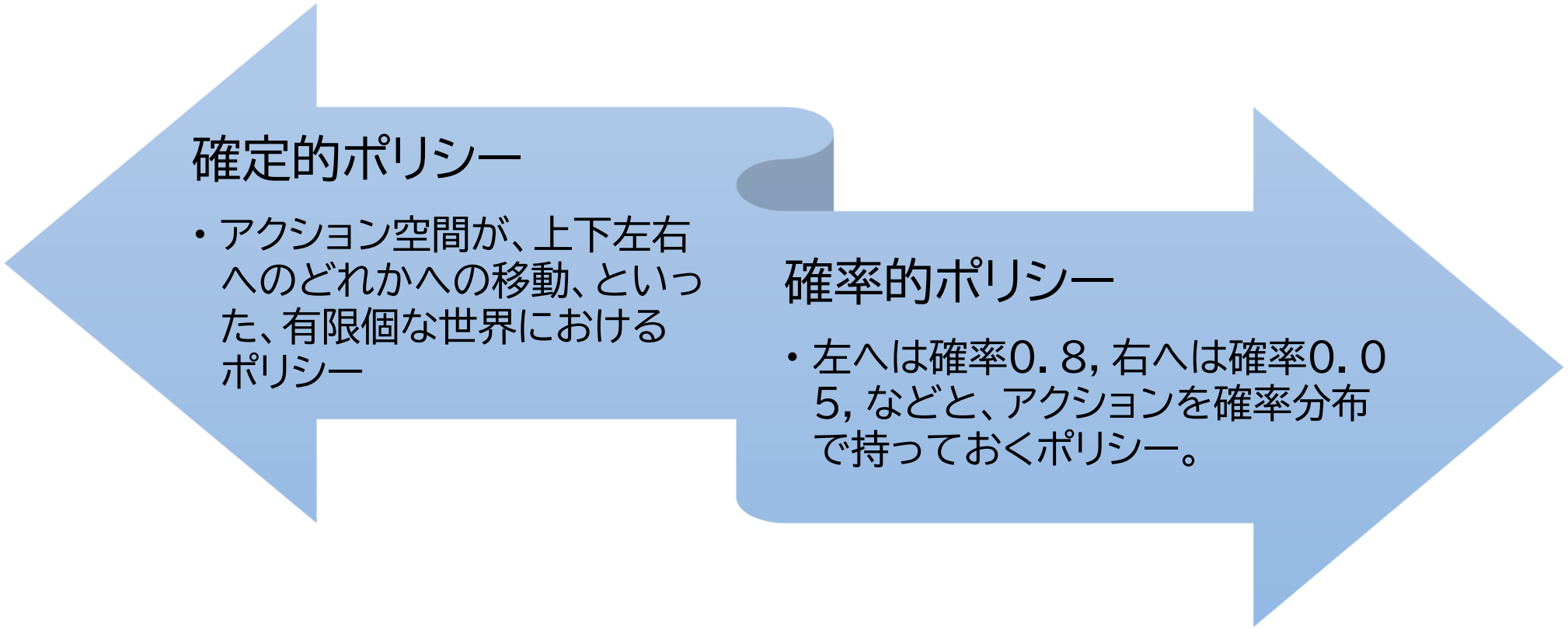
- CNN 2層、全結合　2層　だけで、ヒトより上手に球を返せるようになった

離散アクション空間

・右左への移動など、有限個のアクションからなる空間

連続アクション空間

・右へ3.5の力で、左へ1.2の力で、などと、実数値で表現できるアクションからなる空間。

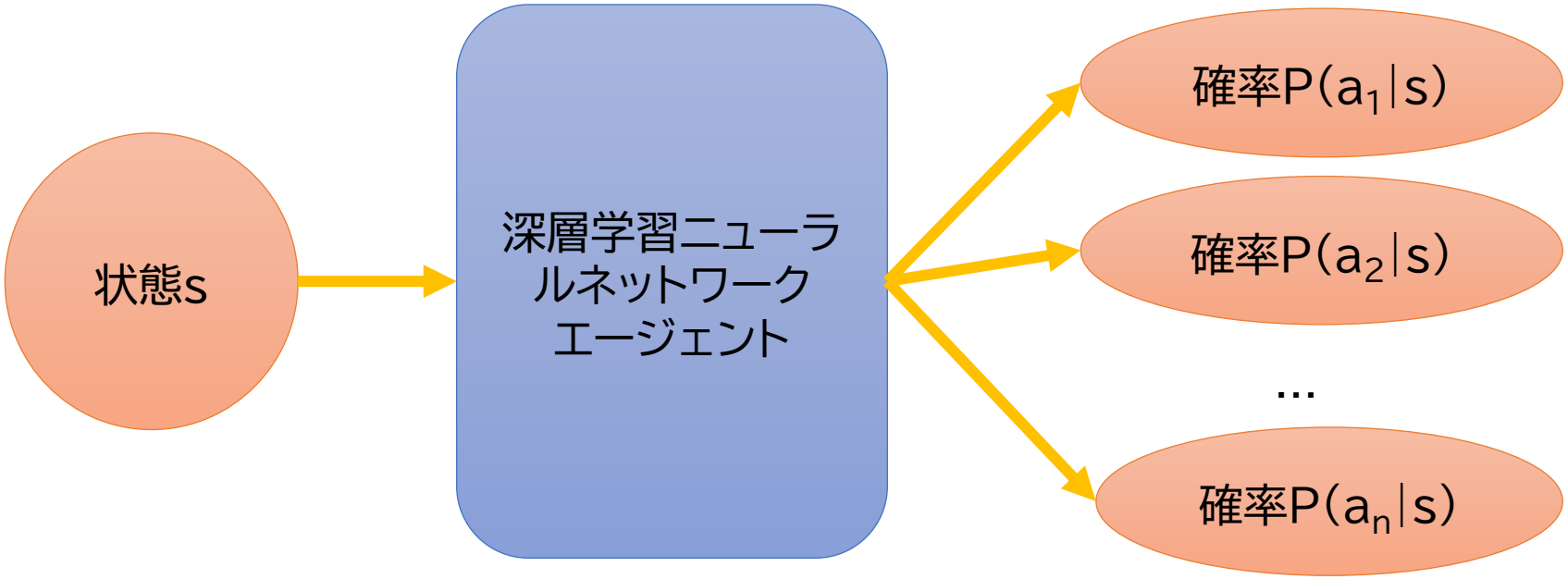


- 確定的であると、最適化するうちに、ある状態sではいつもあるアクションaをとることになり、最適でないところに収束してしまう可能性がある。そのため、報酬を高めること（exploit）だけでなく、一定の確率でランダムにアクションを選び未知を試す（explore）ことを混ぜる。
- ある確率で未知のアクションを試すことが仕組みの中に含まれているので、exploit-exploreの仕組みはいらない。

DQNの欠点

- 離散で小さなアクション空間しか対応できない。
- DQNのポリシーは、決める確定的なもの。

PG（REINFORCE）

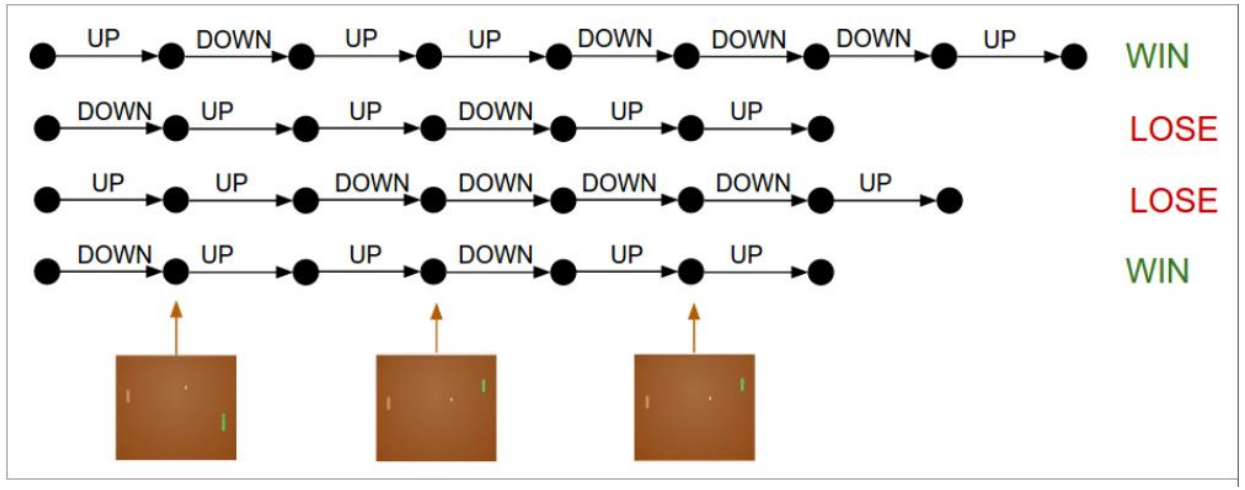


$\pi^*(s)$：P(a|s)
確率に沿ってアクションをサンプルする

$\Sigma P(a_i|s)=1$、
アクション空間は連続値でもよく、その場合 $\int P=1$

PG: ポリシーネットワークのトレーニング

- 初期化後、以下を繰り返す
- ポリシーを使い、終了状態まで実行する。
- 全(状態、アクション、報酬)を記録。
- ポリシー更新： 失敗したエピソードの全アクションの確率を低くし、成功したエピソードの全アクションの確率を高くする



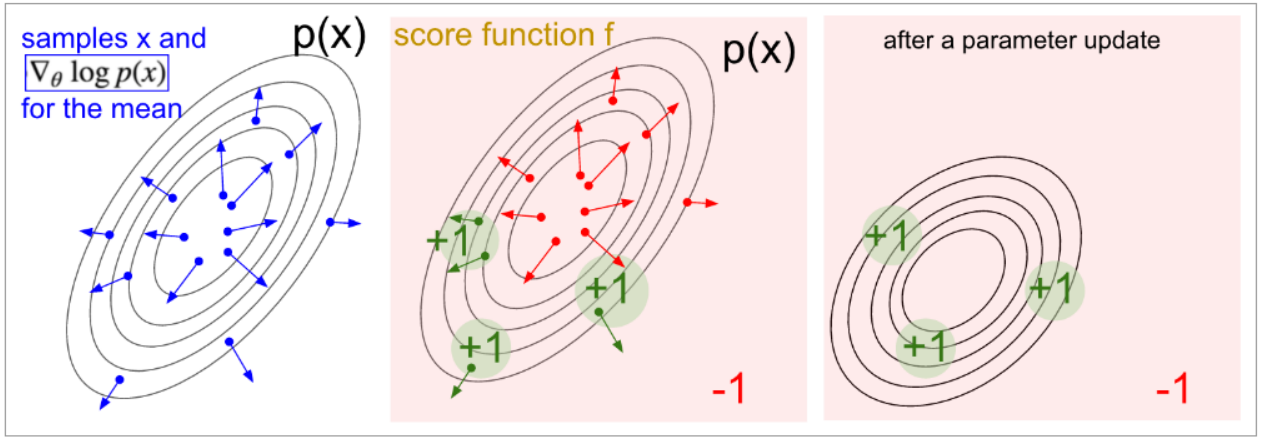
http://karpathy.github.io/2016/05/31/rl/

PG: ポリシーネットワークのトレーニング

- 報酬が大きいほど確率を大きくするために、ロス関数は、アクション確率の対数尤度 $\log P(a_t|s_t)$ にディスカウント総報酬R_tをかけた以下のものとし、バックプロパゲーション学習させる。

$$\text{ロス} = -\log P(a_t|s_t)\, R_t$$

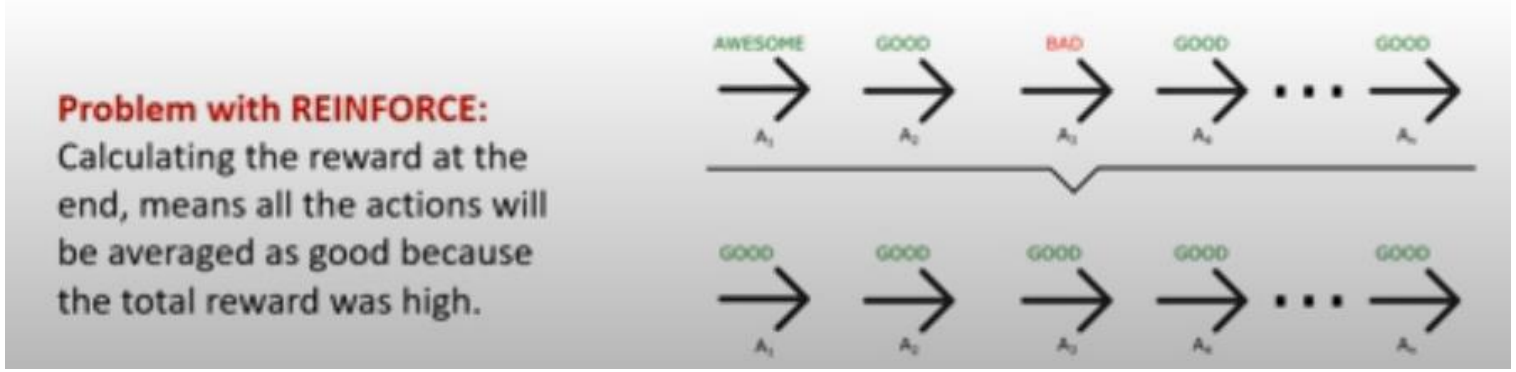
報酬の大きいほうへポリシー(とるべきアクションの確率分布)が寄っていく様子



http://karpathy.github.io/2016/05/31/rl/

PGの欠点

- 一つのエピソード中のどのアクショにも、同じRでフィードバックをかけるので、それぞれのアクションがどれくらい結果に貢献したかがない。



MIT 6.S091: Introduction to Deep Reinforcement Learning (Deep RL)

Advantage Actor-Critic (A2C)

- 二つのニューラルネットワークを持つ
- Actor： ポリシー学習
  - w <- w + ▽logP(a|s)R で、確率勾配に重みを与えるRの代わりにQ(s,a)を使うことで、各アクションのポリシー確率に対し、最終結果にどのくらい貢献したかの個別の重みづけを与える
- Critic： Q学習

実際

PGトレーニングの実際

- 自動運転
  - ポリシーを起動し終了状態まで実行することは難しい（失敗は自動車の破壊）。
  - シミュレーターを開発し、まずその上でトレーニングする。その後、実際のエンジンに転移学習させ、実際の環境出動かす。

RLの進歩

- ゲーム
  - AlphaGo (2016): 人のエキスパートの記録で教師あり学習。その後、エンジン自身で対戦させて強化学習。
  - AlphaZero (2018): 強化学習のみ。碁以外のゲームも。
  - MuZero (2020): ゲームの規則も学習。環境を観測、次の状態を木探索、ポリシーをプラン、アクション、これを繰り返す。

参考資料

入門的資料

- ★★★[YouTube] A friendly introduction to deep reinforcement learning, Q-networks and policy gradients, by Serrano.Academy 英語
  - 内容が入門的。ベルマン方程式、価値(Q)ネットワーク、ポリシーネットワーク、ポリシー・グラディエントに関して、数式なしで、アニメーションで説明していて、基本的な概念が直観的にわかりやすい。説明は、ほぼ MIT 6.S191 (2021) の流れに同じ。
- ★★★[YouTube] MIT 6.S191 (2021): Reinforcement Learning、by Alexander Amin 英語
  - Q価値学習とポリシー学習とその違いの解説
  - 数式少なく、基本的なところを説明できている。日本語のものにはない優れモノ。
- ★[YouTube] MIT 6.S091: Introduction to Deep Reinforcement Learning (Deep RL)、by Lex Fridman, 2019 英語
  - 前半から末尾まで、広い視野からの実践的な解説。
  - 後半、DQN、PG、Actor-Criticなどのアルゴリズムの説明および関連の説明が、簡潔で明快。数式少なめで、ここまで説明できるのはすごい。

入門的資料、サンプルコード付き

- ★作りながら学ぶ強化学習 -初歩からPyTorchによる深層強化学習まで、by 小川雄太郎
  - 第4回～第8回
    - GridWorldのサンプルコードをいじりながら、深層学習以前のSARSA、Q表学習まで。
    - Windows+Chrome+TryJupyter でなく、Google Colabのほうが楽。
  - 第9回～解説は優れているが、gymを使うサンプルコードが古く、動かない。
  - 同作者による、PyTorch Tutorial Sampleコードの改造版 PyTorch「強化学習(DQN)チュートリアル」サンプルコード も動かなくなっている。

入門的資料、サンプルコード付き、Policy Gradient

- ★★★Deep Reinforcement Learning: Pong from Pixels、by Andrej Karpathy（Tesla）
  - 英語
  - ポリシー・グラディエントに関し、わかりやすいと評判のブログ解説
  - 教師あり学習の変種という説明。
  - 方策勾配定理に関する最もわかりやすい直感的な説明。
  - YouTube版 Deep RL Bootcamp Lecture 4B Policy Gradients Revisited
  - Gymは激しく動き、表示系を含むと諸々依存性が高いため、すぐに動かなくなる。
    - 2022/12/11時点で動くコードは、https://gist.github.com/karpathy/a4166c7fe253700972fcbc77e4ea32c5 => https://colab.research.google.com/drive/1w1EklesVqWaCOK2KyidJbauarn7kUoaV#scrollTo=G6Ka_5Vl9Orm

入門的資料、サンプルコード付き、Deep Q-Learning

- [Weekly RL with code]DQNでCartPole問題を解く
  - “CartPole-v1” で2022.12.07時点で動いている
  - コード（ほぼGymの中）https://colab.research.google.com/gist/AGIRobots/1358b17a616974684200278308 6f3282/-weekly-rl-with-code-dqn-cartpole.ipynb
- ★【入門】Q学習の解説とpythonでの実装 ～シンプルな迷路問題を例に～
  - コード　https://github.com/tocom242242/QLearning_in_GridWorld

- 以下は、動作未確認
  - https://github.com/icoxfog417/chainer_pong

入門的資料、サンプルコード付き、古典的アルゴリズム

- ★★Sutton教科書記載の古典的なアルゴリズムを見ていくのだが、本人がもやもやしたことを納得いくように図込み、コード込みで説明しなおしたもの。とても理解しやすい。
  - 今さら聞けない強化学習(1):状態価値関数とBellman方程式
  - 今さら聞けない強化学習(2):状態価値関数の実装
  - 今さら聞けない強化学習(3):行動価値関数とBellman方程式
  - 今さら聞けない強化学習(4):行動価値関数の実装
  - 今さら聞けない強化学習(5):状態価値関数近似と方策評価
  - 今さら聞けない強化学習(6):反復法による最適方策
  - 今さら聞けない強化学習(7):モンテカルロ法で価値推定
  - 今さら聞けない強化学習(8): モンテカルロ法でOpenAI GymのCartpoleを学習
  - 今さら聞けない強化学習(9): TD法の導出　<=　これ秀逸
  - 今さら聞けない強化学習(10): SarsaとQ学習の違い
- ★[YouTube] 強化学習の概要　に始まる10個の動画、Tasuki Oike
  - 古典的アルゴリズム(表形式)とDQNを、簡単な具体例とコード例と一緒に解説している。Sutton系のアルゴリズムに関し、とてもいい教材。

研究者向き解説資料

- Sutton系
  - Tutorial: Deep Reinforcement Learning, by David Silver、Google DeepMind
    - 英語の66ページスライド
    - 実際のシステム例の説明は高度、ある程度なじんだあとでないと難しい。それ以外、前半から半ばまでは、入門者向きで、コンパクトにわかりやすくまとめられている。
  - Reinforcement Learning: An Introduction , by Sutton & Barto
    - 英語、フリーで読める
    - この分野の古典、標準教科書
  - Introduction to Reinforcement Learning with David Silver
    - 英語
    - Suttonさんの標準教科書相当のトピックをDavid Silverさんが再構築した講義録
- [Slideshare] ゼロから始める深層強化学習, by Preferred Networkの人
- 深層強化学習アルゴリズムまとめ