シミュレータを用いた SCCF の性能調査 実験設定

1 実験概要

2019 年度実施した SCCF の特性調査実験では、カテゴリ数が状態行動数の削減のために 6 個であることや、2 回前までの発話内容を格納するなど、状態行動数が少ない状態での学習ができることを確認した。

本実験では、深層強化学習アルゴリズムを SCCF に適用することで学習が可能であるかについて、性能を調査する。まず、昨年度の実験と等しい数の状態行動数で深層強化学習アルゴリズムを適用し、性能を評価する。加えて、状態行動数を増加させ、性能を評価する。ただし、実験を簡単にすることで、サイクルを早くするため、IDA は実際の利用者ではなく、エージェントを評価する人間の評価の特徴を模倣したシミュレータを対象として実験を実施する。

○対象アルゴリズム

- REINFORCE
- Deep-Q-Network (DQN)
- Double DQN
- Dueling Network
- PPO(Proximal Policy Optimization Algorithms) など
- その他、時間があれば以下の環境で色々試したいです。

2 エージェントのパラメータ設定

エージェントのもつパラメータは以下の通り。

- 状態 $s \in S$: 過去 T 回までに発話したカテゴリ(順序付き)
- 行動 $a \in A$: 次に発話するカテゴリ(今から発話するカテゴリ) = 特徴ベクトル
- エージェントが発話するカテゴリの種類: c = |C|, C: エージェントの発話するカテゴリの集合
- エージェントが持つ、過去の発話履歴の長さ: T (T ステップ前までの発話を保存)

以上より、エージェントのもつ状態行動の総数は、

$$|\boldsymbol{S}| \cdot |\boldsymbol{A}| = c^t \cdot c = c^{t+1}$$

3 実験設定

実験では、エージェントのパラメータを次のように変化させ、シミュレータを対象として学習の 性能を確認する。

- C = 6, T = 2, $|\mathbf{S}| \cdot |\mathbf{A}| = 6^3 = 216$
- $C = 10, T = 2, |\mathbf{S}| \cdot |\mathbf{A}| = 10^3 = 1,000$
- C = 15, T = 3, $|\mathbf{S}| \cdot |\mathbf{A}| = 15^4 = 50,625$
- $C = 20, T = 3, |\mathbf{S}| \cdot |\mathbf{A}| = 20^4 = 160,000$
- $C = 50, T = 3, |\mathbf{S}| \cdot |\mathbf{A}| = 50^4 = 6,250,000$
- C = 75, T = 3, $|\mathbf{S}| \cdot |\mathbf{A}| = 75^4 = 31,640,625$
- C = 50, T = 4, $|\mathbf{S}| \cdot |\mathbf{A}| = 50^5 = 312,500,000$
- $C = 100, T = 3, |\mathbf{S}| \cdot |\mathbf{A}| = 100^4 = 100,000,000$

参考:エージェントの学習アルゴリズムに DQN などを使用する場合の NN の入力と出力

- ◆ 入力: 状態 + 行動 (入力ノード数: T+1)
- 出力: 行動価値

よって、Tの大きさは入力ノードの数と直結する一方、Cの大きさは、入力ノード数とは関係ない。

4 シミュレータの設定

シミュレータは、エージェントの振舞を評価する。(エージェントに報酬を与える)

4.1 シミュレータの与える報酬

2019 年度の REINFORCE の実験で性能がよかった実験設定(報酬設定 B)を採用する。報酬は、良い、興味なし、悪いに対応している。

$$r \in \{1, 0, -1\}$$

4.2 シミュレータがエージェントに与える報酬について

シミュレータがカテゴリ番号 c の内容を、t 回連続して発話した条件の元、エージェントに与える報酬が r である確率を P(r|c,t) と定義する。

ただし、c*t*は任意の c

-: 確率変数を大文字にするべき (R を大文字に) 直近のあたいが c と t に定義域をつける必要あり

$$R_1 = P(r = 1 | c = c^*, t = t^*)$$

$$R_0 = P(r = 0|c = c^*, t = t^*)$$

$$R_{-1} = P(r = -1|c = c^*, t = t^*)$$

とおいたうえで、 $R_1 + R_0 + R_{-1} \neq 1$ の時、ルーレット選択を行う。

ルーレット選択の部分はいらない(実装上のまるめごさのけんは、プログラムないで勝手にやればいい。)

すなわち

$$R_r = \frac{R_r}{R_1 + R_0 + R_{-1}} (r \in \{1, 0, -1\})$$

4.3 報酬付与確率の具体例

報酬付与確率の具体例を下記に示す。

ただし、ここで α は減衰係数であり、固定値で定められない範囲の報酬確率を決める定数である。 ex.:

$$P_{ex}(r=1|c=3,n) = [0.48, 0.13, 0.13 \cdot 0.27, 0.13 \cdot 0.27^2, 0.13 \cdot 0.27^3...]$$

減衰係数の決め方:

- 減衰係数がかかるまでに 2 つデータがある箇所: 直前の勾配を利用 ex.

$$P_x(r=1|c=1,t)=[0.4.0.45,0.1,...]$$
 この時 $\alpha=0.1/0.45=0.22$

- ただし、直前の勾配が 1 より大きい時: $\alpha=0.3$
- 直前の勾配が 1 の時: $\alpha = 0.7$
- 直前のデータがない箇所: $\alpha = 0.3$

5 実験に利用するシミュレータのパラメータ

以上の設定の元、2019 年度の SCCF 特性調査実験において、特徴的だった実験協力者 4 名の データを用いてパラメータ (報酬付与確率) を用意した。下記に示す報酬付与確率の設定は、C=6 の時のみ適用できる。

C=20 など、カテゴリ数を増加させる場合のカテゴリごとの報酬付与確率は、6 つパラメータと全く同じものをランダムにコピーして、合計 20 個になるように指定する。

具体例: user1

- 1 位から 6 位まで順に発話確率が高かった。(2019 年度の実験結果)
- 報酬の与え方の特徴:報酬 1or0 を与える確率が高かった。

```
P(r|c,t) =
[ (r = 1)
   // [確定値] (その後の値: 減衰係数をかけていく)
    // 確定値の配列番号は、同じ発話を繰り返した回数を示す。
    [0.52, 0.91, 0.92, 0.9] (\alpha = 0.98) (カテゴリ番号:1)
    [0.4, 0.44] (\alpha = 0.3) (カテゴリ番号:2)
    [0.48, 0.13] (\alpha = 0.27) (カテゴリ番号:3)
    [0.35, 0.5] (\alpha = 0.3) (カテゴリ番号:4)
    [0.45] (\alpha = 0.3) (カテゴリ番号:5)
    [0.38] (\alpha = 0.3) (カテゴリ番号:6)
],
[ (r = 0)
    [0.45, 0.09, 0.08] (\alpha = 0.89)
    [0.55, 0.33] (\alpha = 0.3)
    [0.5, 0.88] (\alpha = 0.3)
    [0.55, 0.5] (\alpha = 0.91)
    [0.4, 1, 1] (\alpha = 0.7)
    [0.5, 1, 1] (\alpha = 0.7)
],
[ (r = -1)
    [0.01] (\alpha = 0.3)
    [0.05, 0.2] (\alpha = 0.7)
    [0.02] (\alpha = 0.3)
    [0.1] (\alpha = 0.3)
    [0.15] (\alpha = 0.3)
    [0.1] (\alpha = 0.3)
]
```