Algorithm 1 Deep Q-learning with experience replay

```
Input: r_{\text{learn}}, n_{\text{rmem}}, \epsilon_{\text{final}}, l_{\text{expl}}, f_{\text{learn}}, f_{\text{update}}, \gamma, n_{\text{batch}}, M
 1: Replay Memory D を初期化
 2: Q-Network Q をランダムな重み\thetaで初期化
 3: Target network Q^- を重み \theta^- = \theta で初期化
 4: for episode = 1, \dots, M do
        t = 1
        while not done do
 6:
           \epsilon-greedy に従って行動 a_t を選択
 7:
           \epsilon = \max{(\epsilon_{\text{final}}, \epsilon - \frac{1 - \epsilon_{\text{final}}}{l_{\text{expl}}})} \rightarrow \epsilon を線形減少
           行動 a_t を実行し、報酬 r_t と次の画面 x_{t+1} と done を観測
 9:
           前処理して次の状態 S_{t+1} を生成
10:
           Dに (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}, done) を追加,|D| > n_{nmem} なら古いものを削除する.
11:
           if t > n_{\text{rpstart}} then
12:
              if (t-1)\% f_{learn} = 0 then
13:
                 D からランダムに (s_j, a_j, r_j, s_{j+1}, done) を n_{\text{batch}} 個の履歴をサンプル
14:
                y_j = \begin{cases} r_j & (done) \\ r_j + \gamma \max_{a'} Q^-(s_{j+1}, a'; \theta^-) & (\text{otherwise}) \end{cases}
15:
                 \theta を (y_i - Q(s_i, a_i; \theta))^2 の勾配方向に学習率 r_{\text{learn}} で更新(勾配計算の後の更新の際,r_i は [-1, 1]
16:
     にクリップされる)
              end if
17:
              if (t-1)\% f_{\text{update}} = 0 then
18:
                 Q^- = Q
19:
              end if
20:
           end if
21:
           t = t + 1
22:
        end while
24: end for
```

Algorithm 2 Environment wrapping Atari Games

```
Input: n_{\text{batch}}, n_{\text{rmem}}, l_{\text{history}}, f_{\text{tnupdate}}, \gamma, r_{\text{learn}}, m_{\text{gradient}}, m_{\text{sgradient}}, g_{\text{min}}, \epsilon_{\text{first}}, \epsilon_{\text{final}}, l_{\text{expl}}, n_{\text{rpstart}}, l_{\text{nomax}}
  1: Replay Memory D を初期化
 2: Q-Network Q をランダムな重み\thetaで初期化
 3: Target network Q^- を重み \theta^- = \theta で初期化
 4: for episode = 1, \dots, M do
         T \sim U(1, l_{\text{nomax}})
         for t' = 1, \dots, T do
 6:
            a'_t = (do nothing) の実行→初期状態の生成
 7:
         end for
 8:
         t = 1
 9:
         while not done do
 10:
11:
            if t \leq n_{\text{rpstart}} then
               a<sub>t</sub> をランダムに決定→ Replay Memory の確保
 12:
            else
13:
               if (t-1)\%l_{\text{history}} = 0 then
14:
                   \varepsilon -greedy に従って行動 a_t を選択
15:
               else
16:
17:
                   a_t = a_{t-1}
               end if
18:
               \epsilon = \max{(\epsilon_{\mathrm{final}}, \epsilon - \frac{\epsilon_{\mathrm{first}} - \epsilon_{\mathrm{final}}}{l_{\mathrm{expl}}})} \rightarrow \epsilon を線形減少
19:
20:
            行動 a_t を実行し、報酬 r_t と次の画面 x_{t+1} と done を観測
21:
            前処理して次の状態 S_{t+1} を生成
22:
            Dに (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}, done) を追加,|D| > n_{nmem} なら古いものを削除する.
23:
            if t > n_{\text{rpstart}} then
24:
               if (t-1)\%l_{\text{history}} = 0 then
25:
                   D からランダムに (s_j, a_j, r_j, s_{j+1}, done) を n_{\text{batch}} 個の履歴をサンプル
26:
                  y_j = \begin{cases} r_j \\ r_j + \gamma \max_{a'} Q^-(s_{j+1}, a'; \theta^-) \end{cases} (otherwise)
27:
                   \theta を (y_i - Q(s_i, a_i; \theta))^2 の勾配方向に RMSProp(r_{\text{learn}}, m_{\text{gradient}}, m_{\text{sgradient}}, g_{\text{min}}) を用いて更新(勾配
28:
     計算の後の更新の際, r_i は [-1,1] にクリップされる)
29:
               end if
               if (t-1)\%(f_{\text{tnupdate}} \times l_{\text{history}}) = 0 then
30:
                   Q^- = Q
31:
               end if
32:
            end if
33:
            t = t + 1
34:
         end while
36: end for
```