

Aprendizaje por refuerzo y técnicas generativas.

Deep Q Network (DQN)

Introducción a Deep Q-learning

Introducción

Visto anteriormente el Aprendizaje por refuerzo, e introducido a este campo a través de una de sus técnicas más populares: el *Q-learning*. Y además, se han establecido las bases hablando de procesos de decisión de Markov, políticas y funciones de valor.

En este apartado extenderemos las técnicas de ***Q-Learning*** clásico incorporando el uso de *redes neuronales*, dando pie a la evolución a los modelos de ***Deep Q Network***.

Si quieres ahondar en conceptos de Deep Learning, algunos recursos recomendados:

- <https://www.coursera.org/learn/neural-networks-deep-learning>
- https://www.tensorflow.org/guide/core/mlp_core
- https://www.tensorflow.org/agents/tutorials/0_intro_rl?hl=es-419

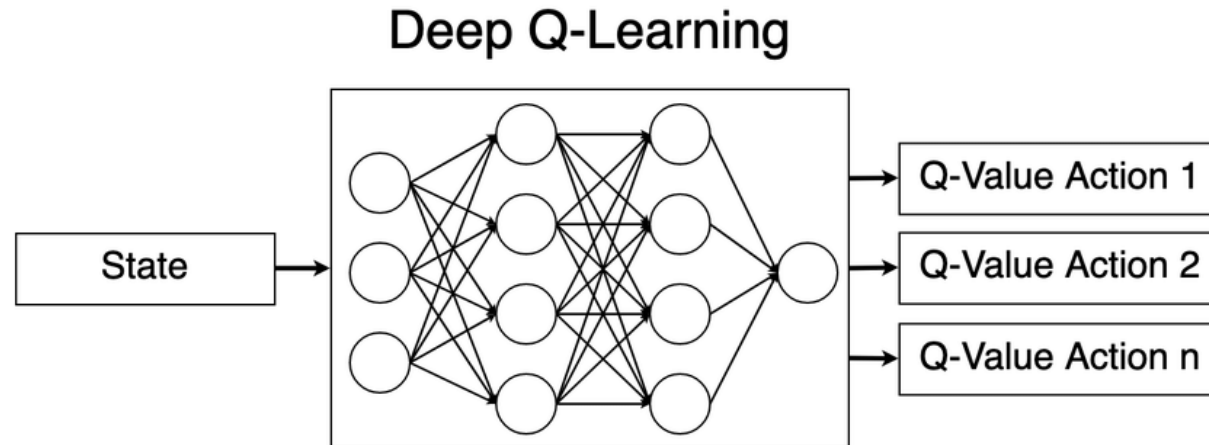
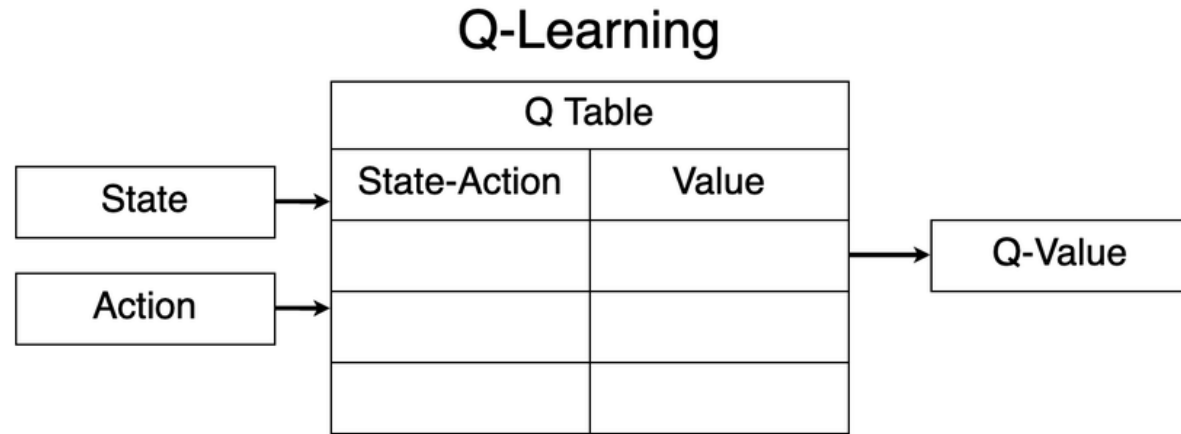
Un poco de historia

En **2015**, *DeepMind*, siendo ya parte de Google, presentó un avance en el campo del aprendizaje por refuerzo profundo con la introducción de **Deep Q Network (DQN)**, marcando el comienzo del campo conocido hoy como *Deep Reinforcement Learning*.

DQN cambia la forma en que se aborda el aprendizaje automático en entornos de toma de decisiones secuenciales.

- En lugar de procesar datos estáticos (imágenes o texto), el aprendizaje por refuerzo implica aprender a tomar decisiones secuenciales mientras se maximiza una recompensa acumulativa.
- **DQN** se lanzó en un videojuego de **Atari**, utilizando solo píxeles de la pantalla y retroalimentación de recompensa sencilla, logrando superar el rendimiento de los "expertos/frikies" en varios juegos, incluidos títulos icónicos como Breakout, Space Invaders y Pong.
- La capacidad de **DQN** radica aprender directamente de la experiencia, o más bien del escenario que se crea en cada instantem, y tomar decisiones óptimas en entornos complejos.
- Todo esto allanó el camino para aplicaciones en campos como la robótica, los sistemas de control, la gestión de inventario, los vehículos autónomos y más.

Q-Learning vs. Deep Q-Learning



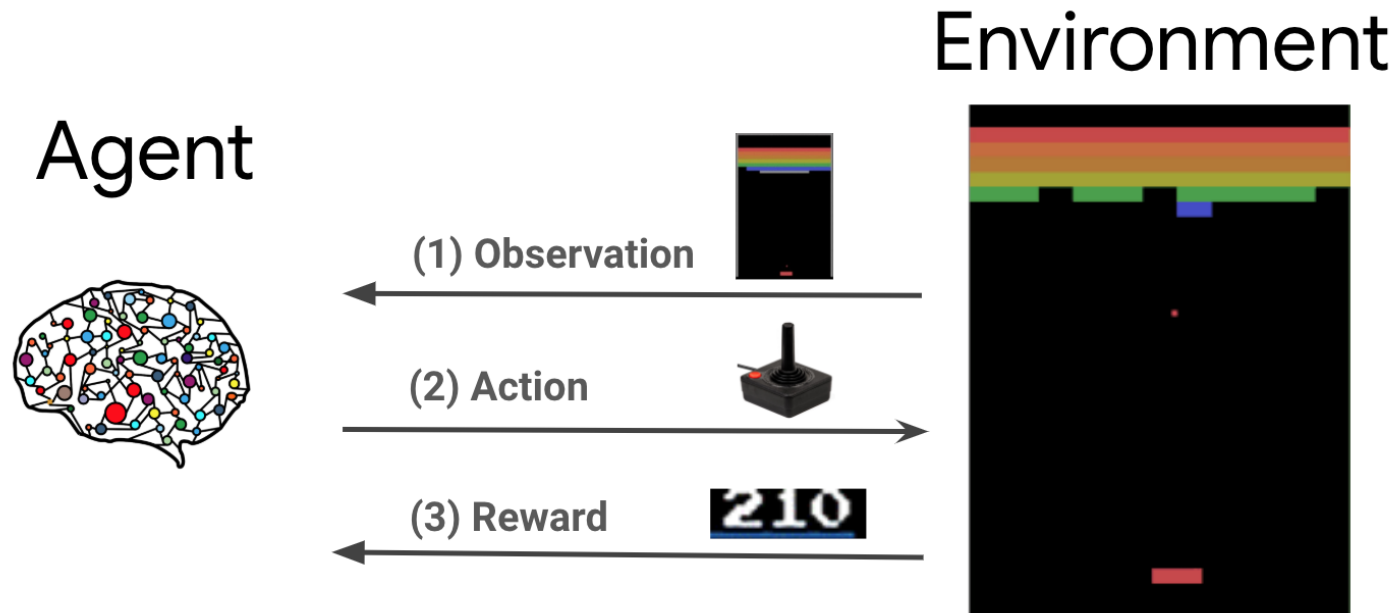
- En **Q-Learning** usamos la tablas de estados y acciones, o Q-valores.
- En **Deep Q-Learning** utilizamos una red neuronal que aproxima o minimiza la función que aproxima esos Q-valores.

Q-Learning vs. Deep Q-Learning

El uso de **redes neuronales** tiene varios propósitos importantes en comparación con el enfoque tradicional de Q-Learning:

- **Aproximación de la función Q:** En Q-Learning la tabla que almacena los Q-valores de cada par estado-acción posible, siendo dependiente de la complejidad del problema. Una **red neuronal** permite aproximar la función Q, lo que significa que **cedemos** a la red el aprender una representación de la función Q, como si generase su propia Q-tabla.
- **Generalización y abstracción:** Las redes neuronales por definición buscan generalizar a partir de ejemplos y extraer características relevantes de los datos de entrada.
- **Escalabilidad:** en Q-Learning vemos limitadas nuestras acciones por como de compleja podamos generar nuestra Q-tabla, las redes neuronales permiten manejar datos de alta dimensionalidad y extraer características relevantes para la toma de decisiones.
- **Aprendizaje de representaciones jerárquicas:** aprenden representaciones jerárquicas de los datos, lo que les permite capturar características tanto a nivel bajo (como bordes y texturas en una imagen) como a nivel alto (como objetos y patrones).

El agente y su entorno



El **agente** y el **entorno** interactúan continuamente entre sí, cada iteración el agente toma una acción en el entorno donde varía la observación actual, y recibe una recompensa y la siguiente observación desde el entorno.

El objetivo es mejorar el agente en cada iteración para maximizar la suma de recompensas.

Deep Q-Learning

Q-Learning funciona muy bien cuando el entorno es simple y la función $Q(s,a)$ se puede representar como una tabla o matriz de valores.

Deep Q-Network o DQN combina el algoritmo Q-learning con redes neuronales.

- usa una red neuronal para aproximar la **función Q** (En realidad, utiliza dos redes neuronales para estabilizar el proceso de aprendizaje).
- la red neuronal principal (main Neural Network), representada por los parámetros θ , se utiliza para estimar los **valores- Q** del estado s y acción a actuales: $Q(s, a; \theta)$.
- la red neuronal objetivo (target Neural Network), parametrizada por θ' , tendrá la misma arquitectura que la red principal pero se usará para aproximar los **valores- Q** del siguiente estado s' y la siguiente acción a' .

Deep Q-Learning, entrenamiento

El entrenamiento ocurre solo *en la red principal* y no en la objetivo.

La *red objetivo se congela* (sus parámetros se congelan) durante varias iteraciones (normalmente alrededor de 10000).

Después de las iteraciones predefinidas, *los parámetros de la red principal se copian* a la *red objetivo*, transmitiendo así el aprendizaje de una a otra, haciendo que las estimaciones calculadas por la red objetivo sean más precisas.

Ecuación de Bellman en DQN

$$Q(s, a; \theta) = r + \gamma \max_{a'} Q(s', a'; \theta')$$

La función de Bellman cambia para adaptarse a las redes neuronales y a su vez, necesitamos de una ***función de pérdida ***(***loss function***) definida como el cuadrado de la diferencia entre ambos lados de la ec. de Bellman.

$$L(\theta) = \mathbb{E}[(r + \gamma \max_{a'} Q(s', a'; \theta') - Q(s, a; \theta))^2]$$

Ésta ***loss function*** será la que minimizaremos usando el algoritmo de descenso de gradientes, viene definida dentro de las librerías de ***TensorFlow*** o ***PyTorch***.

El entorno de Cartpole

Cartpole es uno de los problemas de aprendizaje de refuerzo **clásicos** ("Hola, mundo!"). Un poste está sujeto a un carro, que puede moverse a lo largo de una pista sin fricción. El poste comienza en posición vertical y el objetivo es evitar que se caiga controlando el carro.

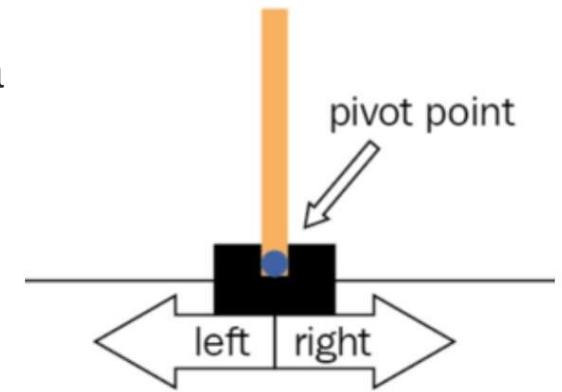
La observación del entorno es un vector 4D representa la posición y la velocidad del carro, y el ángulo y la velocidad angular del polo. El agente puede controlar el sistema mediante 2 acciones, empujar a la derecha (1) o izquierda (-1).

Las claves del juego vienen dadas por:

- La recompensa se da según pasa el tiempo y el palo permanece vertical.
- El juego termina cuando el poste se inclina por encima de algún límite o el carro se mueve fuera de los bordes del mundo.
- El objetivo del agente es aprender a maximizar la suma de recompensas.

["Tutorial DQN de Cartpole en Tensorflow"](#)

["Tutorial DQN de Cartpole en Pytorch"](#)



Ejemplo de DQN: Creación de las redes neuronales

```
class DQN(tf.keras.Model):
    """Perceptron multicapa de 2 capas de 32 y una se salida"""
    def __init__(self):
        super(DQN, self).__init__()
        self.dense1 = tf.keras.layers.Dense(32, activation="relu")
        self.dense2 = tf.keras.layers.Dense(32, activation="relu")
        self.dense3 = tf.keras.layers.Dense(num_actions, dtype=tf.float32) # No activation

    def call(self, x):
        """Construcción de las capas"""
        x = self.dense1(x)
        x = self.dense2(x)
        return self.dense3(x)

main_nn = DQN() # Red principal
target_nn = DQN() # Red objetivo

optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(1e-4) #Optimizados Adam
mse = tf.keras.losses.MeanSquaredError() #Loss function MSE
```

Ejemplo de DQN: Creación del buffer para la experiencia

```
class ReplayBuffer(object):
    """Experience replay buffer that samples uniformly."""
    def __init__(self, size):
        self.buffer = deque(maxlen=size)

    def add(self, state, action, reward, next_state, done):
        self.buffer.append((state, action, reward, next_state, done))

    def __len__(self):
        return len(self.buffer)

    def sample(self, num_samples):
        states, actions, rewards, next_states, dones = [], [], [], [], []
        idx = np.random.choice(len(self.buffer), num_samples)
        for i in idx:
            elem = self.buffer[i]
            state, action, reward, next_state, done = elem
            states.append(np.array(state, copy=False))
            actions.append(np.array(action, copy=False))
            rewards.append(reward)
            next_states.append(np.array(next_state, copy=False))
            dones.append(done)
        states = np.array(states)
        actions = np.array(actions)
        rewards = np.array(rewards, dtype=np.float32)
        next_states = np.array(next_states)
        dones = np.array(dones, dtype=np.float32)
        return states, actions, rewards, next_states, dones
```

Ejemplo de DQN: función auxiliar para ejecutar la política ϵ -voraz

```
def select_epsilon_greedy_action(state, epsilon):
    """Acción aleatoria con probabilidad menor que epsilon, en otro caso la mejor."""
    result = tf.random.uniform((1,))
    if result < epsilon:
        return env.action_space.sample() # Elegimos una acción aleatoria
    else:
        return tf.argmax(main_nn(state)[0]).numpy() # Elección de acción Greedy.

@tf.function # Configuración de cada iteración de entrenamiento
def train_step(states, actions, rewards, next_states, dones):
    # Calculo de los objetivos (segunda red)
    next_qs = target_nn(next_states)
    max_next_qs = tf.reduce_max(next_qs, axis=-1)
    target = rewards + (1. - dones) * discount * max_next_qs
    with tf.GradientTape() as tape:
        qs = main_nn(states)
        action_masks = tf.one_hot(actions, num_actions)
        masked_qs = tf.reduce_sum(action_masks * qs, axis=-1)
        loss = mse(target, masked_qs)
    grads = tape.gradient(loss, main_nn.trainable_variables)
    optimizer.apply_gradients(zip(grads, main_nn.trainable_variables))
    return loss
```

Ejemplo de DQN: función auxiliar para ejecutar la política ϵ -voraz

Con el cálculo de la **política ϵ -voraz**, se definen los hiperparámetros y empezaremos a entrenar el algoritmo.

1. Utilizamos el **cálculo ϵ -voraz** para jugar al juego y recoger datos para aprender.
2. Después de un juego, llamamos a la función que entrena la red neuronal.
3. Cada **2000 epochs**, copiaremos los pesos de la red neuronal principal a la red neuronal objetivo.
4. También reduciremos el valor de epsilon (ϵ), para empezar con un valor de exploración alto y bajarlo poco a poco. Así, veremos cómo el algoritmo empieza a aprender a jugar al juego y la recompensa obtenida jugando al juego irá mejorando poco a poco.

Ejemplo de DQN: Hyperparámetros y entrenamiento

```
# Hyperparámetros
num_episodes = 1000
epsilon = 1.0
batch_size = 32
discount = 0.99
buffer = ReplayBuffer(100000)
cur_frame = 0

# Comienzo del entrenamiento. Jugamos una vez y entrenamos con un batch.
last_100_ep_rewards = []
for episode in range(num_episodes+1):
    state = env.reset() #reseteo del ecosistema
    ep_reward, done = 0, False
    while not done:
        state_in = tf.expand_dims(state, axis=0)
        action = select_epsilon_greedy_action(state_in, epsilon)
        next_state, reward, done, info = env.step(action)
        ep_reward += reward
        # Guardamos el juego.
        buffer.add(state, action, reward, next_state, done)
        state = next_state
        cur_frame += 1
    # CoCopiamos los pesos de main_nn a target_nn.
    if cur_frame % 2000 == 0:
        target_nn.set_weights(main_nn.get_weights())
```


Ejemplo de DQN: Hyperparámetros y entrenamiento

```
# Entrenamiento de la red neuronal.
if len(buffer) >= batch_size:
    states, actions, rewards, next_states, dones = buffer.sample(batch_size)
    loss = train_step(states, actions, rewards, next_states, dones)

if episode < 950:
    epsilon -= 0.001

if len(last_100_ep_rewards) == 100:
    last_100_ep_rewards = last_100_ep_rewards[1:]
    last_100_ep_rewards.append(ep_reward)

if episode % 50 == 0:
    print(f'Episode {episode}/{num_episodes}. Epsilon: {epsilon:.3f}. '
          f'Reward in last 100 episodes: {np.mean(last_100_ep_rewards):.3f}')
env.close()
```

Double Deep Q-Network y Dueling Deep Q-Network

Algoritmos avanzados de DQN

El algoritmo de DQN, es capaz de solucionar problemas complejos, pero también tiene deficiencias.

Por ello, aparecen algoritmos aportando mejoras como lo son ***Double Deep Q-Network*** (Double DQN) y ***Dueling Deep Q-Network*** (Dueling DQN).

Ambos modelos tienen la capacidad para ***mejorar la estabilidad y eficacia del aprendizaje*** por refuerzo en entornos desafiantes.

Double Deep Q-Network

Double DQN surge para mitigar el sesgo que **comete algoritmo DQN** es que sobreestima las recompensas reales; es decir, los valores-Q que aprende pisan que va a obtener una recompensa mayor de la que tendrá en realidad.

Double DQN propone separar la selección y la evaluación de una acción en dos pasos, usando **dos redes neuronales** para estimar los valores de acción y actualizarlas de manera independiente.

$$Q(s, a; \theta) = r + \gamma Q(s', \operatorname{argmax}_{a'} Q(s', a'; \theta); \theta')$$

Primero la red neuronal principal θ decide cuál es la mejor acción entre todas las posibles, y luego la **red objetivo** evalúa esa acción para conocer su **valor-Q**.

Dueling Deep Q-Network

Este algoritmo divide los **valores-Q en dos partes distintas**, la función de valor (value function) $V(s)$ y la función de ventaja (advantage function) $A(s, a)$.

- La **función de valor $V(s)$** nos dice cuánta recompensa obtendremos desde el estado s .
- La **función de ventaja $A(s, a)$** nos dice cuánto mejor es una acción respecto a las demás.
- Combinando el valor V y la ventaja A de cada acción, obtenemos los valores-Q:

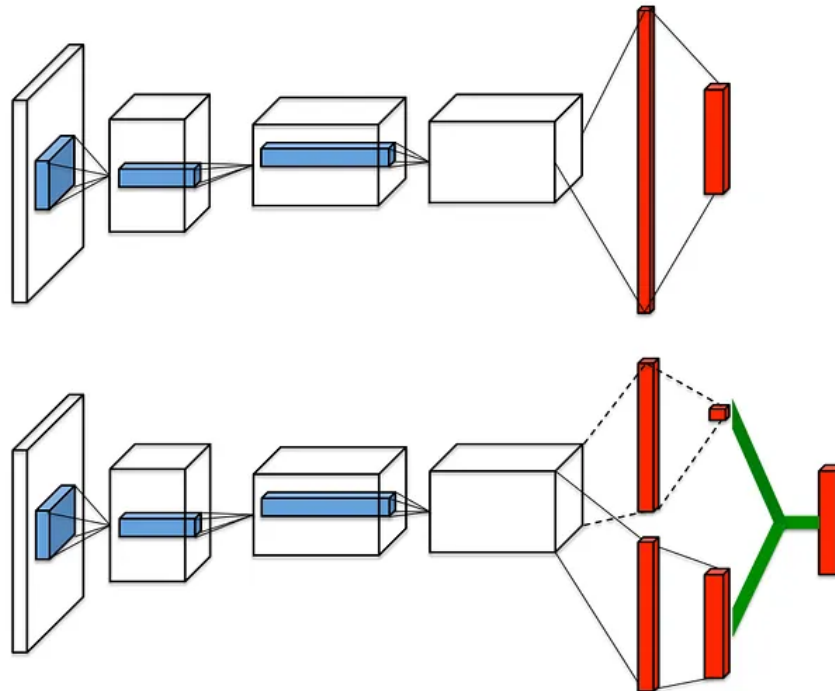
$$Q(s, a) = V(s) + A(s, a)$$

Dueling Deep Q-Network

Dueling DQN divide la capa final de la red en dos:

1. Estima el valor del estado s ($V(s)$)
2. Estima la ventaja de cada acción a ($A(s, a)$)

La unión de ambas partes estima los valores-Q.



Dueling Deep Q-Network: Código

```
class DuelingDQN(tf.keras.Model):
    """CNN para juegos de Atari."""
    def __init__(self, num_actions):
        super(DuelingDQN, self).__init__()
        self.conv1 = tf.keras.layers.Conv2D(
            filters=32, kernel_size=8, strides=4, activation="relu",
        )
        self.conv2 = tf.keras.layers.Conv2D(
            filters=64, kernel_size=4, strides=2, activation="relu",
        )
        self.conv3 = tf.keras.layers.Conv2D(
            filters=64, kernel_size=3, strides=1, activation="relu",
        )
        self.flatten = tf.keras.layers.Flatten()
        self.dense1 = tf.keras.layers.Dense(units=512, activation="relu")
        self.V = tf.keras.layers.Dense(1)
        self.A = tf.keras.layers.Dense(num_actions)
```

Dueling Deep Q-Network: Código

```
@tf.function
def call(self, states):
    """Forward pass of the neural network with some inputs."""
    x = self.conv1(states)
    x = self.conv2(x)
    x = self.conv3(x)
    x = self.flatten(x)
    x = self.dense1(x)
    V = self.V(x)
    A = self.A(x)
    Q = V + tf.subtract(A, tf.reduce_mean(A, axis=1, keepdims=True))
    return Q
```

[Código en tensorflow](#)

[Código en Pytorch](#)

Dueling Deep Q-Network: Código entrenamiento

```
@tf.function
def train_step(states, actions, rewards, next_states, done):
    # Selección de la proxima mejor acción con main_nn.
    next_qs_main = main_nn(next_states)
    next_qs_argmax = tf.argmax(next_qs_main, axis=-1)
    next_action_mask = tf.one_hot(next_qs_argmax, num_actions)

    # Evaluamos la mejor acción con target_nn para sacar el Q-value.
    next_qs_target = target_nn(next_states)
    masked_next_qs = tf.reduce_sum(next_action_mask * next_qs_target, axis=-1)

    # Creamos el objetivo usando la recompensa y el descuento del proximo Q-value.
    target = rewards + (1. - done) * discount * masked_next_qs
    with tf.GradientTape() as tape:
        qs = main_nn(states) # Q-values del estado actual.
        action_mask = tf.one_hot(actions, num_actions)
        masked_qs = tf.reduce_sum(action_mask * qs, axis=-1)
        loss = loss_fn(target, masked_qs)

    grads = tape.gradient(loss, main_nn.trainable_variables)
    optimizer.apply_gradients(zip(grads, main_nn.trainable_variables))
    return loss
```

Recursos didácticos

1. Mnih, V. et al. (2015). Human-level control through deep reinforcement learning. Nature, 518(7540), 529.
2. Wang, Ziyu, et al. “Dueling network architectures for deep reinforcement learning.” arXiv preprint arXiv:1511.06581 (2015)
3. Van Hasselt, Hado, Arthur Guez, and David Silver. “Deep reinforcement learning with double q-learning.” Thirtieth AAAI conference on artificial intelligence. 2016
4. Tensorflow tutoriales de agentes para aprendizaje por refuerzo