20.11.2020

Haaga-Helia amk Ohto Rainio – Seminaarityön ohjaaja Pasila Helsinki

# Seminaarityö, Aihe – 6 Koneoppiminen

## Koneoppimista hyödyntävä ohjelma Unity peliin

# Mitä tehty

Tutustuin ensin koneoppimiseen syvällisemmin, sen työkaluihin, perusperiaatteisiin, neuroverkkoihin, algoritmeihin ja funktiohin. Asensin sitten python kirjastoja koneoppimiseen ja rakensin oman alkeellisen neuroverkon, joka antoi minun ymmärtää neuroverkon rakennetta. Käytin siinä painoja kouluttamiseen ja se pystyi ennustamaan tulevia numeroita datan pohjalta. Neuroverkkojen perusteen opittua tutustuin sitten Unityn heurestiseen vahvistusoppimisen ML-pakettiin (Unity ML-Agent toolkit) ja asensin ne koneelleni, jo asenntettuun Unity Editorin päälle, sekin on python pohjainen työkalu, jota kutsutaan ML-Agenteiksi. Halusin alunperin tehdä työtä virtuaalisessa unix ympäristössä, mutta jouduin asentamaan nämä Windows10 käyttöjärjestelmään, koska olin jo pelinkehityksen aloittanut ko. Järjestelmässä. Asensin myös kirjastot Visual Studion kautta.

#### Miksi tämä on tärkeää

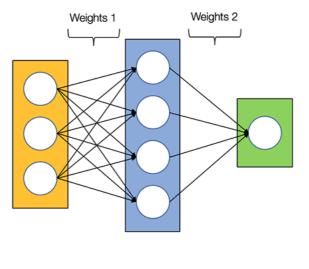
Tämä aihe on kiinnostavaa, koska se opettaa funktionaalista ohjelmointia syvällisemmin ja auttaa hahmottamaan mahdollisista potentiaalia koneoppimisessa. IT-alalla hyödynnetään yhä enemmän koneoppimista ja automaatiota ja sen tuomat säästöt yrityksien palveluissa. Myös pelikehityksessä on tärkeää, että tekoäly kehittyy yhä realistisemmaksi.

Neuroverkot: teoria, käytäntö ja toteutus.

"Deep neural networks are trained, by updating and adjusting neurons weights and biases, utilising the supervised learning back-propagation algorithm in conjunction with optimization technique such as stochastic gradient descent."

20.11.2020

Mikä on neuroverkko? Kuva alla havainnollistaa pääperiaatteen.



Input Layer Hidden Layer Output Layer

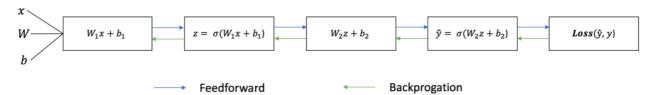
Yksinkertaisimmillaan neuroverkko on menetelmä käsitellä tietoa annettujen arvojen ja matemaattisten funtioiden avulla halutuksi ulostuloksi. Input - tasoa (syötekerros), jota kuvataan  $\mathbf{x}$ , se saa siis alkuarvoja. Hidden – taso (piilokerros), joita voi olla monia, on neuroverkon taso, jossa taustalla ajo tapahtuu. Output – taso (tuloskerros), joka kuvaa halutun lopputuloksen, käytetään tunnusta  $\hat{\mathbf{y}}$ .  $\mathbf{W}$  and  $\mathbf{b}$  eli painot ja vinoumat, joita käytetään moduloimaan saadun palautteen kanssa. Lisäksi tarvitaan aktivointifunktio, jota tässä projektissa kuvataan  $\mathbf{\sigma}$  eli sigmoid.

Projektissa käyttämäni yksinkertainen kaksitasoinen neuroverkko, jolla lopputuloksen määrittely  $\hat{y}$  ilmenee tässä. Kaksitasoinen, koska painoja on kaksi.

$$\hat{\mathbf{y}} = \sigma(W_2 \sigma(W_1 \mathbf{x} + b_1) + b_2)$$

Jotta painoja ja vinoumia säätelemällä eng. (**backpropagation**)saadaan hyviä ennusteita, on tärkeää koulutaa neuroverkkoa, josta käytetään termiä eng. (**feedforward**). Alla oleva kuva havainnollistaa prosessin.

20.11.2020



Tehtävässä oletuksena vinouman arvoksi asetettu 0. Mutta tietääkseen kuinka tehokas neuroverkko on tarvitaan hävikkifunktioo. Tässä tehtävässä käytetty neliösummafunktiota. Joka on havainnollistettu tässä.

$$Sum - of - Squares Error = \sum_{i=1}^{n} (y - \hat{y})^{2}$$

Funktiota käytetään, jotta saadaan tarkkoja lukuja ennustetuille arvoilla. Usein erojen laskussa käytetään termiä absoluuttinen arvo, jota käytetään neliöarvojen laskussa. Eli tavoitteena on säädellä painojen ja vinoumien arvoja siten että saadaan tarkka ennuste, jonka hävikki on mahdollisimman pieni. Funktiolla laskettu virhehävikki kun syötetään takaisin painoille ja vinoumille saadaan uusia arvoja, tätä kutsutaan **propagoinnigsi**. Jotta saadaan selville, kuinka paljon näitä arvoja tulisi säätää tarvitaan derivaattaa lasketulle hävikille. Tätä modulointia kutsutaan term. (gradientti lasku). Mutta koska hävikkifunktio ei sisällä painoja ja vinoumia tarvitaan aktivointifunktiota sen laskemiseksi. Itse käytin sigmoidia. Kuva havainnollistaa tätä hyvin.

$$Loss(y, \hat{y}) = \sum_{i=1}^{n} (y - \hat{y})^{2}$$

$$\frac{\partial Loss(y, \hat{y})}{\partial w} = \frac{\partial Loss(y, \hat{y})}{\partial \hat{y}} * \frac{\partial \hat{y}}{\partial z} * \frac{\partial z}{\partial w} \quad \text{where } z = Wx + b$$

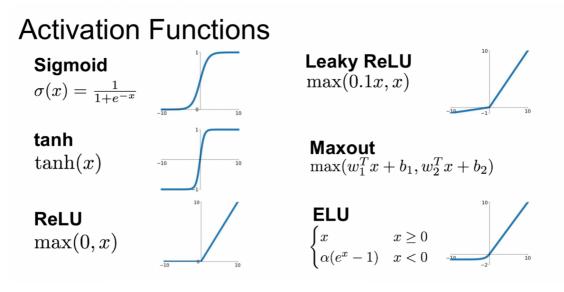
$$= 2(y - \hat{y}) * \text{derivative of sigmoid function } * x$$

$$= 2(y - \hat{y}) * z(1-z) * x$$

On hyvä valita oikea aktivointifunktio neuroverkoissa, jotta hävikkiä olisi mahdollisimman vähän. Käytetään yleistermiä saturaatio, jota mitataan erilaisilla menetelmillä. Omassa neuroverkossa käytin sigmoidia ja hävikki jäi hyvin pieneksi,

20.11.2020

joka oli ohjelmani kouluttamisessa erinomainen vaihtoehto. Alla oleva kuva selittää erilaisten aktivointifunktioiden matemaattista toimintaperiaatetta.



Yhteenveto ja johtopäätös

Käytin projektissani x syötteelle seuraavia arvoja. Jossa näkyy ennuste ŷ.

X1	X2	Х3	Υ
0	0	1	0
0	1	1	1
1	0	1	1
1	1	1	0

Tässä kaavio 1500 iteraatiolle, josta näkee hävikin vaihtelua. Tämä kaavio ei tosin ole tarkka, koska hävikki on vain kahden desimaalin tarkkuudella ja heittoa on paljon noinkin monella iteraatiolla.

20.11.2020



Tässä vielä neuroverkkoni kuvankaappaukset, jossa näkyy toteutus ja käytäntö selkeämmin.

```
import matplotlib.pyplot as plt
      import numpy as np
      def sigmoid(x):
      def sigmoid derivative(x):
11
12
13
14
15
16
           return x * (1.0 - x)
      def compute_loss(y_hat, y):
    return ((y_hat - y)**2).sum()
           def __init__(self, x, y):
    self.input = x
18
19
                self.weights1 = np.random.rand(self.input.shape[1],4)
self.weights2 = np.random.rand(4,1)
20
21
22
23
24
25
26
27
                                     = np.zeros(self.y.shape)
           def feedforward(self):
                self.layer1 = sigmoid(np.dot(self.input, self.weights1))
self.output = sigmoid(np.dot(self.layer1, self.weights2))
            def backprop(self):
                  self.weights1 += d weights1
                  self.weights2 += d_weights2
     X = np.array([[0,0,1], [0,1,1], [1,0,1], [1,1,1]])
     y = np.array([[0],[1],[1],[0]])
     nn = NeuralNetwork(X,y)
     loss_values = []
           i im. rackyr (1590).
              loss = compute_loss(nn.output, y)
   PROBLEMS OUTPUT DEBUG CONSOLE TERMINAL
   ancient@ancient-VirtualBox:~/Desktop/Python_koodausta_tehtavat/06_koneoppiminen$ python3 -i NeuralNetwork.py
   ancient@ancient-virtualBox:-/Deskto
[[0.0898057]
[0.97243827]
[0.97248532]
[0.03420584]]
final loss: 0.002767396768363517
```

20.11.2020

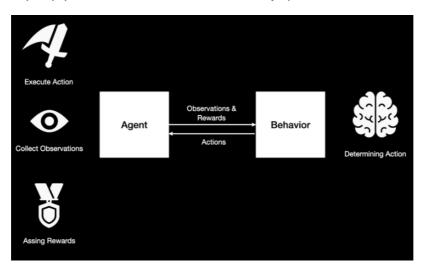
Viimeisestä kuvasta näkee tuo ennuste ja se on melko tarkka 1500 iteraatiolle. Eli ensimmäinen numero = 0.0089857 toisinsanoen 0, seuraava 1, 1 ja 0. Kokonaishävikki on noin 0.003. Kuvasta ilmenee, että kouluttamisen seurauksena esimerkiksi nollalle ja ykköselle ei ole samoja tuloksia ja tästä voidaan päätellä ettei ollut yhteisiä ennusteita vaan jokaiselle syötteelle laskettiin oma hävikki ja ennust.

Kiitokset oppimisesta: Towardsdatascience.com - James Loy. Josta pääsee perehtymään lisää asiaan.

## Varsinainen seminaariaihe(jota hyödynnän Ohjelmistokehitysprojekti 2 kurssilla)

# Unity ML-Agents

Unityssa toimijaa kutsutaan agentiksi ja sillä on jokin käyttäytyminen (behavior), josta se oppii ja ennustaa. Unityssa voi olla useita agentteja ja niillä useita käyttäytymisiä. Agenttien tehtävä on tehdä toimintoja, tarkkailla ja asettaa palkintoja. Käyttäytymisen tehtävä on tulkita dataa ja päätellä oikea toiminto.



Käyttäytymistä on kolme tyyppiä: heurestinen, oppiminen ja päätelmä. Heurestinen viittaa käytännössä perusteeltaan normaalia vahvistusoppimista, oppiminen on vaihe jota tapahtuu päätelmää varten ja päätelmä on palaute agentille, joka muuttaa sen käyttäytymistä.

### Ympäristön asennus

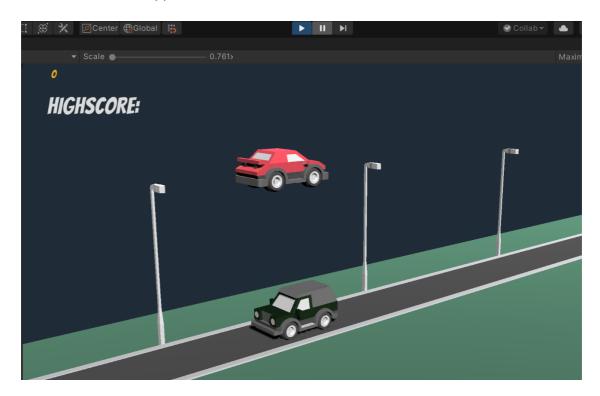
Latasin githubista pelin (Jumping cars) ja purkasin sen Unity projektiksi. Ensin aloitin uuden Visual Studio python projektin, jossa oli mukana avainsanat: python, machine – learning, python environment, tämä asensi itsestään joitakin riippuvuuksia Visual Studioon sekä Python3.7 version paikallisesti. (katso ohjeet [X] liite). Sitten kohdasta python environments asensin: numpy, mlagents, mlagents-

20.11.2020

envs, unity-gym, pytorch, tensorflow, tensorboard sekä varmuuden vuoksi anacondan. Joista tärkein asennus oli (Unity Ohjeiden mukaan) pip3 install mlagents.

#### Tehtävä

Koska omassa ohjelmistoprojektissani oli niin paljon muuttujia ottamaan huomioon koneoppimisen kouluttamiseksi ja liian paljon käyttäytymisen variaatioita, jouduin rajaamaan projektini vain auton hyppäämiselle painaessa (väli) näppäintä. Tässä siis tavoite koneoppimiselle ks. kuva alla.



Eli tavoitteena on kouluttaa tuo punainen auto (agentti) hyppimään itse parhaalla mahdollisella tavalla ja kerätä pisteitä. Lisäksi koska rajaus on yksinkertainen on helppo havaita mahdolliset virheet/bugit jo alkuvaiheessa.

# Varsinainen koneoppiminen

Jumper.cs on scripti jossa se varsinainen agentin data on. Muutin siellä Monobehavior periytymisen koneoppimista käyttäväksi Agent luokan periytyvyydeksi.

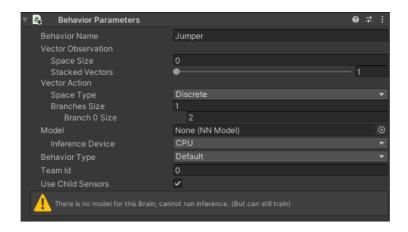
public class Jumper : Agent

Lisäsin 'player' objektiin Behaviour Parameters komponentin (josta agentin käyttäytyminen asetetaan). Nyt agentille voidaan asettaa **toimintoja** (actions) ja ne

20.11.2020

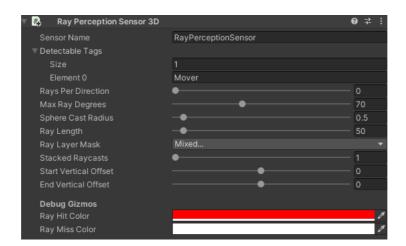
ovat **hyppy** tai olla **hyppäämättä**. Agentti on siis Unityn koneoppimisen aivot, ilman sitä koneoppiminen on ns. aivoton.

Seuraavaksi vaikeampaan vaiheeseen eli havaintojen kerääminen.



Koska toiminnat ovat hyppy tai hyppäämättä on muoto – Discrete action – Space eli kooksi 2 ja vain yksi oksa, joka tarkoittaa että vain yksi toiminto kerrallaan.

Havainnot ovat vaikein osuus, koska muuttujia saattaa olla paljon ja niitä on käytettävä oikein. Tässä tapauksessa havainto on 'etäisyys' vastaantulevasta autosta. Unityssä voidaan käyttää 'Raycast' funktiota apuna tässä.



Tässä asetetaan tunniste (tag) 'Mover' jolla saadaan tarkkailtua vastaantulevien autojen käyttäytymistä scriptissä. Sekä muita arvoja. Tämä sensori lisää havainnot automaattisesti.

20.11.2020

```
Lisäsin Jumper.cs seuraavat funktiot:
              public override void Initialize(){...}
              public override void OnActionReceived(float[] vectorAction){...}
              public override void OnEpisodeBegin(){...}
              public override void Heuristic(float[] actionsOut){...}
             public override void Initialize()
    {
        rBody = GetComponent<Rigidbody>();
        startingPosition = transform.position;
    }
             Tässä funtiossa käsitellään sijaintia ja alustusta.
    public override void OnActionReceived(float[] vectorAction)
        if (Mathf.FloorToInt(vectorAction[0]) == 1)
            Jump();
    }
              Tässä käsitellään toimintoja agentille, eli edellä hyppy/ei hyppy toimintoja.
              0 on ei tapahtumaa ja 1 on hyppy. Tänne tulevat tapahtumat Heuristic() funktiosta
    public override void Heuristic(float[] actionsOut)
        actionsOut[0] = 0;
        if (Input.GetKey(jumpKey))
             actionsOut[0] = 1;
    }
              Tässä varmistetaan mitä toiminnot tekevät kun ne käsitellään OnActionReceived()
              funktiossa. Nyt kun auto on ilmassa ei tapahdu järkevää palautetta tarvitaan
              FixedUpdate() funktio. Koska toimintoa voi käsitellä vain auton ollessa tiellä.
private void FixedUpdate()
    {
        if (jumpIsReady)
            RequestDecision();
    }
              Vahvistusoppimiselle oleellisin osa on palkinnot eli (Rewards).
 private void OnTriggerEnter(Collider collidedObj)
```

if (collidedObj.gameObject.CompareTag("score"))

20.11.2020

```
{
    AddReward(0.1f); //New
    score++;
    ScoreCollector.Instance.AddScore(score);
}
```

Tässä asetetaan 0.1 arvo palkinnoksi. Kahden desimaalin palkinnot ovat tehokkaita tässä tapauksessa, jotta kertymää olisi riittävästi. Lisäksi tarvitaan palkintojen vähennys.

```
private void OnCollisionEnter(Collision collidedObj)
{
    if (collidedObj.gameObject.CompareTag("Street"))
        jumpIsReady = true;

    else if (collidedObj.gameObject.CompareTag("Mover") ||
        collidedObj.gameObject.CompareTag("DoubleMover"))

        AddReward(-1.0f);
        EndEpisode();
}
```

Tässä törmäyksestä vähennetään -0.1 palkinto.

Seuraavaksi siirrytään koulutus vaiheeseen. Nyt kun paketit ovat asennettuna voidaan siirtyä terminaalilla projektin kansioon 'TrainerConfig'. Itse käytän nyt powershelliä vaikka alunperin suunnittelin käyttäväni Visual Studion kautta.

#### Komennolla:

mlagents-learn trainer config.yaml -run-id="testikierros"

Se ei toiminut ja jouduin säätämään pitkään konfiguraatioita oikeiden versioiden hallinnassa. <Sadan vuoden päästä> sain konfiguraatiot ja hyperparametrit säädettyä ja aloitin kouluttamisen.

### behaviors:

Jumping Cars ML-Projekti:

trainer\_type: ppo hyperparameters: batch\_size: 10 buffer\_size: 100 learning\_rate: 3.0e-4 beta: 5.0e-4 epsilon: 0.2 lambd: 0.99 num\_epoch: 3

20.11.2020

learning rate schedule: linear

network\_settings: normalize: false hidden\_units: 128 num\_layers: 2 reward\_signals: extrinsic:

gamma: 0.99 strength: 1.0

max\_steps: 500000 time\_horizon: 64 summary freq: 10000

# Tuon .yaml tiedoston pohjalta sain tämän ikkunan

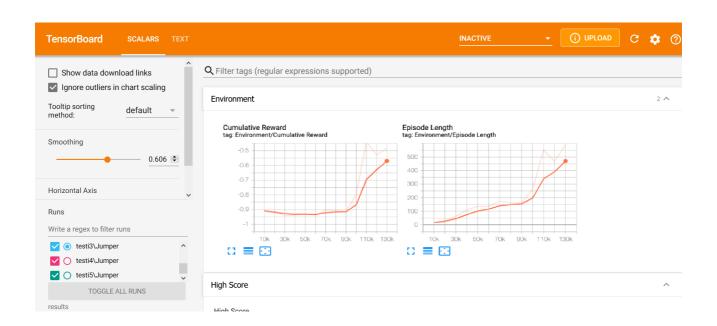


Ikkuna jossa unity logo, meinaa että kouluttamisen vaihe käynnissä pohjautuen Tästä vaiheesta videossa lisää.

Lisäksi komennolla: tensorboard –logdir=results käynnistyi tensorboard osoitteessa localhost:6006/#scalar

Alla koulutuksen palkintojen tulokset käyttäen tensorboardia

20.11.2020



Noin 5-10 minuutin koulutuksessa tapahtui parannusta ja tästä saatu data voitiin syöttää Unity käyttäytymisen malliksi, josta saatiin parannusta.

Agentteja olisi voinut kopioida lisää jolloin olisi saanut parempia tuloksia ja tietenkin hyperparametrien säätöä mutten jaksanut lisätä taakkaa enempää.

# Tekninen sekä asennukset

Neuroverkko: Virtuaalinen Ubuntu ympäristö, Python3, numpy, matlab sekä jo asennetut kirjastot.

Unity projekti: Unity editori, Visual Studio, python ml-agents sekä pytorch edellä mainittujen lisäksi.

### Lähteet:

https://github.com/Unity-Technologies/ml-agents/tree/release\_9 [Luettu: 8.11.2020] https://packaging.python.org/guides/installing-using-pip-and-virtual-environments/ [Luettu: 8.11.2020]

https://en.wikipedia.org/wiki/Machine\_learning [Luettu 8.11.2020] https://en.wikipedia.org/wiki/Supervised\_learning [Luettu 8.11.2020]

https://pypi.org/project/mlagents/ [Luettu 8.11.2020]

 $\underline{https://docs.microsoft.com/en-us/visual studio/python/tutorial-working-with-python-python-tutorial-working-with-python-pytho$ 

<u>in-visual-studio-step-01-create-project?view=vs-2019</u> [Luettu 8.11.2020] [X] https://www.youtube.com/watch?v=qv6UVOQ0F44 [Katsottu 8.11.2020]

https://medium.com/towards-artificial-intelligence/building-neural-networks-from-scratch-with-python-code-and-math-in-detail-i-536fae5d7bbf [Luettu 8.11.2020]

Erik Ilonen Raportti 13/13

Hiihtäjäntie 7 B 522 00810 HELSINKI Gsm 044 912 9863 erik.ilonen@gmail.com

20.11.2020

https://towardsdatascience.com/how-to-build-your-own-neural-network-from-scratch-in-python-68998a08e4f6 [Luettu 8.11.2020]

https://analyticsindiamag.com/what-are-activation-functions-and-when-to-use-them/ [Luettu 8.11.2020]

https://www.youtube.com/watch?v=\_9aPZH6pyA8 [Katsottu 17.11.2020]

https://www.youtube.com/watch?v=2Js4KiDwiyU [Katsottu 17.11.2020]

https://github.com/Sebastian-Schuchmann/A.I.-Jumping-Cars-ML-Agents-Example

[Ladattu 20.11.2020]

ystävällisin terveisin, Erik Ilonen

LIITTEET (1) KPL: Esittely Video