N	eı	170	~ T 7	<b>~</b> 10	٦,	_	1
IN	$e_{\rm L}$	rc	$\mathbf{DV}$	er	·K	O	Ι.

Teemu Sarapisto

Kandidaatintutkielma HELSINGIN YLIOPISTO Tietojenkäsittelytieteen laitos

Helsinki, 17. helmikuuta 2018

## ${\tt HELSINGIN\ YLIOPISTO-HELSINGFORS\ UNIVERSITET-UNIVERSITY\ OF\ HELSINKI}$

Tiedekunta — Fakultet — Faculty		Laitos — Institution — Department						
Matemaattis-luonnontieteellinen	Tietojenkäsittelytieteen laitos							
Tekijä — Författare — Author Teemu Sarapisto								
Työn nimi — Arbetets titel — Title								
Neuroverkot								
Oppiaine — Läroämne — Subject Tietojenkäsittelytiede								
Työn laji — Arbetets art — Level	Aika — Datum — Mo	onth and year	Sivumäärä — Sidoa:	ntal — Number of pages				
Kandidaatintutkielma			3					
Tiivistelmä — Referat — Abstract	vistelmä — Referat — Abstract							
TDD								
TBD								
Avainsanat — Nyckelord — Keywords	0							
avainsana 1, avainsana 2, avainsan								
Säilytyspaikka — Förvaringsställe — Where d	epositea							
Muita tietoja — Övriga uppgifter — Addition	al information							

# Sisältö

1	l Neuroverkkojen rakenne							
	1.1	Keinotekoinen neuroni	1					
	1.2	Keinotekoisten neuroverkkojen rakenne	2					
2	2 Neuroverkkojen oppiminen							
Lä	ihtee	$\mathbf{t}$	3					

Viimeisen hieman yli kymmenen vuoden aikana voidaan sanoa keinotekoisten neuroverkkojen ja syväoppimisen tehneen läpimurron. Syväoppimisen voidaan katsoa syntyneen jo 40-luvulla, mutta laajamittaiseen sovelluskäyttöön se on tullut vasta viime vuosina, kun sekä riittävä määrä luokiteltua dataa, että riittävästi prosessointitehoa on tullut helposti saataville. Myös algoritmipuolella tapahtuneet edistykset ovat edesauttaneet läpimurtoa. Aikaisemmin koneoppimisen alalla haasteelliseksi osoittautuneissa sovelluskohteissa kuten kuvien sekä puheen sisällön tunnistamisessa keinotekoiset neuroverkot ovat osoittautuneet toistaiseksi ylivoimaisesti parhaiten toimiviksi ratkaisuiksi.

### 1 Neuroverkkojen rakenne

#### 1.1 Keinotekoinen neuroni

Biologisista vaikuttimistaan huolimatta keinotekoiset neuronit ovat käytännössä Kaavan 1 muotoisia matemaattisia funktioita.

$$\sum w_i x_i \mapsto f(\sum w_i x_i + b) \tag{1}$$

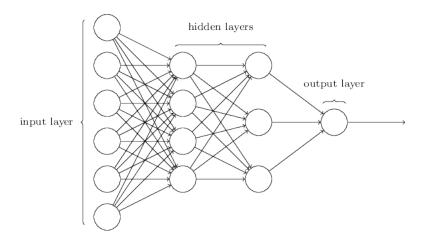
Yleisessä muodossaan neuroni ottaa vastaan yhden tai useampia syötteitä  $x_1, x_2, ..., x_n$ , joista kullekin on asetettu jokin painoarvo  $w_i$ . Syötteiden ja painotuksien tulojen summa  $\sum x_i w_i$  annetaan parametrina aktivaatiofunktiolle f ja tämän funktion arvo toimii neuronin lopullisena ulostuloarvona.

Toisinaan käytetään myös taipumusvakiota (bias) b, joka lisätään syötteiden ja painotuksien tulojen summaan.

Ensimmäinen tällainen neuroni, perseptroni, kehitettiin 50-luvulla. Sen syötteet ja ulostuloarvot ovat binäärisiä ja aktivaatiofunktiona toimii Kaavan 2 mukainen funktio.

$$ulostuloarvo \begin{cases} 0 \ jos \ \Sigma x_i w_i + b \le 0 \\ 1 \ jos \ \Sigma x_i w_i + b > 0 \end{cases}$$
 (2)

Yksittäisen neuronin tasolla neuronien oppiminen tapahtuu syötteiden painotuksien ja taipumusarvon muuttumisen kautta. Perseptroneja käytettäessä törmätään kuitenkin usein ongelmaan, jossa yksi pieni muutos painotuksissa tai taipumusarvossa johtaa ulostuloarvon vaihtumiseen, joka saattaa aiheuttaa suuria muutoksia ulostuloarvoissa myös koko neuroverkon tasolla. Usein halutaan hienovaraisempia muutoksia ja siksi usein käytetään neuroneita joiden syöte- ja paluuarvot voivat olla myös mitä vain reaalilukuja nollan ja yhden väliltä. Esimerkiksi yksi tällainen laajalti käytössä oleva neuroni on sigmoidinen neuroni, jonka aktivaatiofunktiona toimii sigmoidinen funktio.



Kuva 1: http://neuralnetworksanddeeplearning.com/chap1.html

#### 1.2 Keinotekoisten neuroverkkojen rakenne

Yksinkertaisimman verkkorakenteen omaavat eteenpäinsyöttävät neuroverkot muodostetaan tasoittain, jossa jokaisen verkon tason neuronit saavat syötteenään niitä edeltävän tason neuroneiden ulostuloarvot. Poikkeuksena ensimmäinen taso (kuvassa vasemmanpuoleisimpana), joihin verkon syöte koodataan. Esimerkiksi haluttaessa syöttää 64x64 kuva neuroverkolle, voidaan syötekerroksena käyttää 64x64 neuronin kerrosta, johon kuvan pikselien väriarvot koodataan.

Vaikka syväoppimista voidaan harjoittaa myös muutoin kuin keinotekoisilla neuroverkoilla, neuroverkkojen tapauksessa termillä viitataan neuroverkkojen piilokerroksiin ja niiden määrään. Kasvattamalla neuroverkkotasojen sekä tasoissa olevien neuronien määrää, neuroverkoilla voidaan mallintaa entistä monimutkaisempia funktioita.

# 2 Neuroverkkojen oppiminen

Neuroverkkoa opetettaessa tavoitteena on minimoida neuroverkon tekemä virhe sen approksimoidessa jotakin funktiota. Tämän virheen määrää arvioidaan virhefunktion (error function) avulla. Neuroverkon laskiessa ulostuloarvon jollekkin syötteelle, tapahtuu eteenpäinkulkeutumista (forward-propagation). Taaksepäinkulkeutumiseksi (back-propagation) kutsutaan algoritmiä jonka avulla jollekkin neuroverkon painoille määritellylle virhefunktiolle lasketaan gradientti, jonka perusteella neuroverkon approksimoinnin virhettä voidaan lähteä pienentämään gradientin laskeutumismenetelmää käyttäen.

Suuri haaste neuroverkkojen opetuksessa on ylisovitus (overfitting) jossa neuroverkon virhefunktion arvo on harjoitusdatalla saatu erittäin pieneksi, mutta uuden datan kanssa virhefunktio antaa suuria arvoja. Tällöin neuro-

verkon oppima malli vastaa harjoitusdataa liian tarkkaan, eikä enää suoriudu yleisestä tapauksesta toivotulla tavalla. Ylisovitusta korjaamaan on kehitetty metodeja kuten esimerkiksi neuroniyksikköjen pudotus (dropout) jossa opetusvaiheessa yksittäisiä neuroneita poistetaan käytöstä, joka estää yksittäisiä neuroneita naapureineen erikoistumatta tiettyyn datan ominaisuuteen liian tarkasti.

Neuroverkkojen opetuksessa olennaisessa osassa on myös verkon alkuperäisten painotuksien valitseminen sopivalla tavalla.

## Lähteet

- [1] Goodfellow, Ian, Bengio, Yoshua ja Courville, Aaron: *Deep Learning*. MIT Press, 2016. http://www.deeplearningbook.org.
- [2] Nielsen, Michael A.: Neural Networks and Deep Learning. Determination Press, 2015. http://neuralnetworksanddeeplearning.com/.
- [3] Rojas, Raúl: Neural Networks A Systematic Introduction. Springer, 1996.