

A. Iepazīšanās ar kursu "Neironu tīkli I"

A1. IEVADS.

Neironu tīkli ir skaitļošanas paradigmas, kas savā attīstībā iedvesmojusies no cilvēka nervu sistēmas un **smadzeņu** struktūras un darbības izpētē gūtajām idejām. Neironu tīklos skaitļošanas process notiek, izmantojot lielu skaitu savā starpā savienotu skaitļošanas elementu un ir ļoti atšķirīgs no tā, kāds notiek tradicionālajos datoros. Neironu tīkli nav viena teorija, bet gan skaitļošanas veids plašākā nozīmē, un eksistē ļoti daudz neironu tīklu modeļu.

Kurss "Neironu tīkli I" sniedz ievadu neironu tīklu nozarē. Kurša gaitā tiek parādīti galvenie neironu tīklu uzbūves un darbības principi, kā arī sīkāk aplūkoti vairāki populāri modeļi, piemēram, perceptrons, Kohonena tīkls un Hopfilda tīkls.

Kurša mērķis ir dot īsu, bet visaptverošu ieskatu pagaidām relatīvi mazpazīstamajā datorzinātņu apakšnozarē. Pēc kursa beigšanas klausītājiem ir jābūt pietiekošām teorētiskām zināšanām un praktiskām iemaņām, lai pielietotu apskatītos neironu tīklu modeļus datorprogrammu izstrādē.

Kurša materiāls strukturēts 12 nodaļās, un nodaļas numura vietā katras nodaļas nosaukums identificēts ar kādu latīņu alfabēta burtu, kam ir saistība ar nodaļas saturu angļu valodā. Nodaļas ietvaros apakšnodaļu, formulu, attēlu un tabulu numerācija sākas ar attiecīgās nodaļas burtu, piemēram, formula C2.

Kurša materiālā ietvertas šādas nodaļas.

A. Iepazīšanās ar kursu "Neironu tīkli I" (šī nodaļa). Aprakstīts (mākslīgo) neironu tīklu izcelšanās vēsturiskais un idejiskais konteksts, bioloģiskie analogi, dots īss hronoloģisks neironu tīklu attīstības pārskats.

C. Neironu tīklu uzbūve un darbība. Aprakstītas neironu tīklu galvenās komponentes un neironu tīklu darbības, t.sk. apmācības principi – neirons, neironu tīkla topoloģija, kā arī apmācības algoritms.

P. Vienslāņa perceptrons. Aprakstīts savā laikā populārākais neironu tīklu modelis – perceptrons jeb vienslāņa perceptrons.

M. Daudzslāņu perceptrons. Vienslāņa perceptrona paplašinājums – viens no populārākajiem neironu tīklu modeļiem, kas izmanto apmācību "ar skolotāju".

K. Kohonena tīkls. Neironu tīkla modelis ar apmācību “bez skolotāja”.

H. Hopfilda tīkls. Vienkāršs rekurents optimizējošs neironu tīklu modelis, kas realizē paraugu asociāciju.

B. BAM modelis. Hopfilda modeļa paplašinājums, kas nodrošina paraugu pāra savstarpēju asociāciju.

R. RBF tīkls. Vēl viens neironu tīkla modelis ar apmācību “ar skolotāju”, kas funkcionalitātes ziņā līdzinās daudzslāņu perceptronam.

V. Neironu tīkls kā matemātisks modelis un tā novērtēšana. Neironu tīklu detalizācijas līmeņi, neironu tīklu novērtēšana modeļu līmenī

G. Ģenētiskie algoritmi un neironu tīkli. Vispārīgs ģenētisko algoritmu apraksts un to pielietošanas iespējas neironu tīklu veidošanā.

U. Neironu tīklu pielietojums. Ar neironu tīkliem risināmas problēmas, praktiski pielietojumi un neironu tīklu izstrādes rīki.

D. Vārdnīca. Kurša aprakstā izmantoto ar neironu tīkliem saistīto terminu apraksts.

A2. NEIRONU TĪKLU TEORIJAS IZCELŠANĀS UN TĀS BIOLOĢISKAIS PAMATOJUMS.

Mašīnas un intelekts.

Inteliģentu mašīnu izveidošana ir diezgan sens cilvēces sapnis, par ko liecina daudzie fantastikas darbi par šo tēmu. Tomēr iespējas nopietni runāt par šo tēmu radās tikai pēc datoru rašanās pagājušā gadsimta vidū.

Mākslīgais intelekts (MI, *artificial intelligence*) ir zinātnes nozare, kas pēta iespējas radīt datorprogrammas, kas noteiktās jomās darbotos līdzīgi saprātīgam cilvēkam. Mākslīgajam intelektam ir arī daudzas citas plašākas un drosmīgākas definīcijas, tomēr laika gaitā attieksme pret to palikusi krietni piezemētāka un praktiskāk orientēta. Daudzi pat lieto citu terminu – skaitļošanas intelekts (*computational intelligence*).

Par MI pirmsākumu modernā nozīmē tiek uzskatīts 1950. gads, kad tika publicēta Alana Tjūringa (*Alan Turing*) grāmata “Computing Machinery and Intelligence” [Brookshear, 2001]. Interesanti, ka tas notika tikai 4 gadus pēc pirmā universālā elektroniskā skaitļotāja

ENIAC izveides, kad gan datoru zinātne, gan tehnoloģija vēl bija “bērna autiņos”. Pats termins “mākslīgais intelekts” gan tika pirmo reizi pieminēts kādus 6 gadus vēlāk.

MI kā datorzinātņu disciplīnas pamatzdevums ir pētīt, kā ar datoru palīdzību labāk atrisināt tieši tās problēmas, kuras pagaidām cilvēks spēj risināt labāk un pat daudz labāk nekā pasaules ātrākais dators. Pie šādām problēmām pieder, piemēram, attēlu un skaņas atpazīšana, valodas saprašana un spēja spriest. MI dzinulis un ideāls ir pats cilvēks, ar kura spējām kā ar etalonu var salīdzināt MI sasniegumus.

Ilgu laiku pētījumi MI jomā tika koncentrēti t.s. simboliskās paradigmas virzienā, kuru sauc klasisko jeb tradicionālo MI. Klasiskais MI lika mums domāt, ka teorētiski ir iespējams izveidot smadzenes, respektīvi, uzprogrammēt MI – atliek tikai atrast pareizo algoritmu. [Callan, 2001]

Simboliskais MI ir savā ziņā ērtāk izmantojams, jo tajā izmantotie jēdzieni ir augsta līmeņa jēdzieni – tādi, ar kādiem operē arī cilvēki.

Tagad eksistē jauna MI forma, kas balstās uz savienojumiem (konekcionistiskais piegājiens), un kuru reprezentē mākslīgie neironu tīkli.

Mākslīgo neironu tīklu (jeb vienkārši – neironu tīklu) rašanos un attīstību iedvesmojusi nevis cilvēka spēja domāt vispār, bet gan tieši smadzenes, kas sastāv no liela daudzuma savstarpēji savienotu neironu, kas noteiktā veidā apmainās ar informāciju. Tādējādi neironu tīklu pētnieki balstās uz ideju – izveidot skaitļošanas sistēmu līdzīgu smadzenēm, un tas dod lielāku iespēju sasniegt MI mērķus – tuvoties cilvēkam daudzu problēmu risināšanā.

Vai “jaunais” MI ir pretrunā ar “vecu”? Var diezgan droši teikt, ka – nē, kaut vai tādēļ, ka pagaidām zemākajā līmenī mēs abos gadījumos izmantojam vienas un tās pašas skaitļošanas ierīces ar secīgu apstrādi.

Cilvēka smadzenes un mākslīgie neironu tīkli.

Jau no pašiem pirmsākumiem neironu tīklu izpēti ir motivējusi atziņa, ka cilvēka smadzenes rēķina pilnīgi savādākā veidā, nekā to dara parastie ciparu datori. Smadzenes ir ļoti kompleksa, nelineāra un paralēla informācijas apstrādes sistēma. Smadzenēm ir ļoti apjomīga un spēcīga struktūra un līdz ar to spēja veidot pašām savus noteikumus, ko mēs saucam par pieredzi. Protams, cilvēkam pieredze nāk ar laiku un tās iegūšana notiek visu mūžu, tomēr visstraujāk tas notiek pirmajos divos cilvēka dzīves gados. [Haykin, 1999]

Vispārīgi runājot, neironu tīkls ir mašīna, kas ir veidota, lai modelētu smadzeņu darbību noteikta uzdevuma sasniegšanai vai problēmas risināšanai [Haykin, 1999]. Īsi varētu teikt,

ka neironu tīkls ir cilvēka smadzeņu modelis. Tomēr jāsaprot, ka, salīdzinot ar cilvēka smadzenēm, mākslīgie neironu tīkli pagaidām vēl ir uzskatāmi tikai par ļoti vienkāršotiem un ir tikai divas īpašības (principi), ko ikviens neironu tīkls ir garantēti pārņēmis no smadzenēm:

1. Apmācība kā informācijas ieguves veids. Neironu tīkls zināšanas iegūst apmācības ceļā, kaut arī ir zināmas teorijas gatavu neironu tīklu ģenerēšanai.;
2. Konekcionisms. Neironu tīkls sastāv no liela daudzuma t.s. neironu, un to savstarpējo saišu stiprums nosaka tīklā glabātās zināšanas.

Katrs neirons ir relatīvi vienkārša skaitļošanas vienība, tomēr liels daudzums neironu, kas zināmā veidā savienoti viens ar otru, kopā var paveikt ļoti sarežģītus uzdevumus.

Bioloģiskā neirona takts frekvence ir aptuveni 6 kārtas zemāka nekā mūsdienu procesoriem (aptuveni 1 ms), tomēr cilvēka smadzeņu potenciālu nodrošina vismaz 10 miljardi neironu, kas katrs savienots ar citiem neironiem ar vairāku tūkstošu saišu starpniecību, un to kopskaits sasniedz 60 triljonus.

Vai ir vērts runāt par smadzeņu modeļiem un cilvēku rīcības atdarināšanu pirms kaut cik manāma (salīdzinot ar smadzenēm) mākslīgo neironu tīkla apjoma sasniegšanas? Neironu tīklu pētniekiem ir ticība un pārliecība, ka var, jo kā gan savādāk viņi attaisnotu savu darbošanos šajā sfērā. Turklāt atsevišķos praktiskos uzdevumos neironu tīkli jau ir pierādījuši savu noderīgumu un pārsvaru pār citām skaitļošanas metodēm.

Taču ne visā neironu tīklu attīstības laikā ir valdījusi tik nešaubīga pārliecība par pētāmā objekta iespējām un noderīgumu.

Neironu tīklu laikmets sākās 1943. gadā ar Makaloka un Pitsa (*McCulloch and Pitts*) darbu "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity".

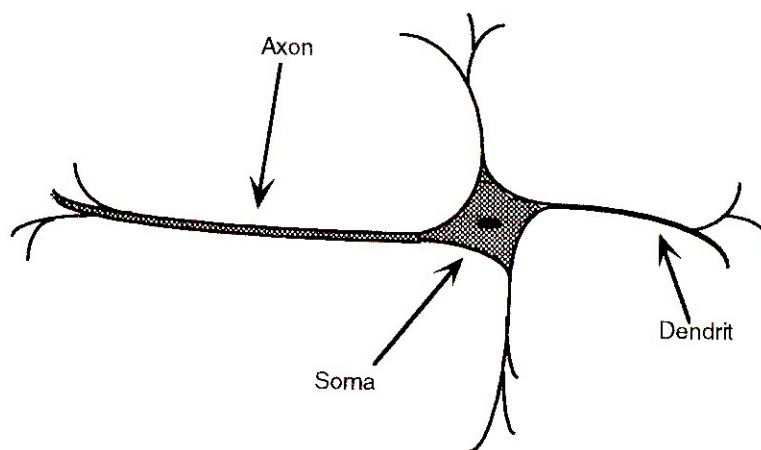
Svarīgs moments agrīnajā neironu tīklu attīstībā bija Rozenblata (*Rosenblatt*) un viņa līdzstrādnieku izstrādātais t.s. perceptrons Masačūsetsas tehnoloģiskajā institūtā (*MIT*) 1958. gadā.

Trieciens neironu tīklu attīstībā bija 1969. gadā izdotā Minska un Peiperta (*Minsky and Papert*) izdotā grāmata, kurā tika parādīts, ka perceptrona modelis nespēj atrisināt pat tik vienkāršas problēmas kā t.s. **XOR problēma**, kur nu vēl sarežģītākas. Līdz ar šo daudzos neironu tīklu projektos tika samazināts vai noņemts finansējums, un pētījumus turpināja tikai entuziasti.

Tikai 15 gadus vēlāk, kad tika pārkāpti vairāki teorētiski, kā arī tehnoloģiski ierobežojumi neironu tīklu attīstība sākās ar jaunu sparū. Tika izgudrota t.s. neironu tīklu apmācība ar kļūdu atgriezeniskās izplatīšanās metodi (*error back-propagation*) un uz šādiem tīkliem vairs neattiecās Minska un Peiperta ierobežojumi.

Bioloģiskais neirons.

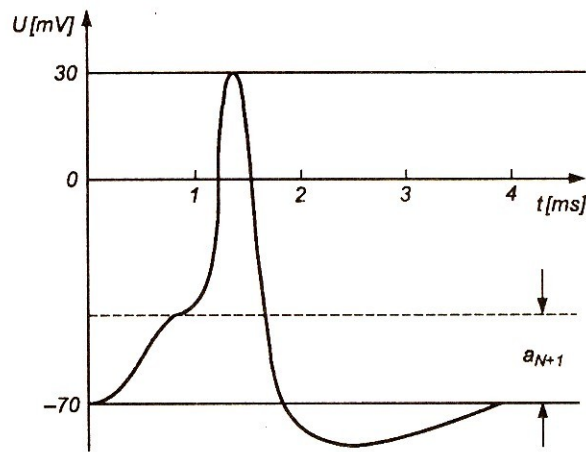
Neirons jeb nervu šūna ir nervu sistēmas galvenais elements. Kā jau katrai šūnai, arī neironam ir ķermenis, saukts par somu. No somas iziet neskaitāmi izaugumi, kurus var sadalīt divās grupās – tievie un bieži sazarotie dendrīti un resnākais aksons. Ienākošie signāli nervu šūnā ienāk caur t.s. sinapsēm, bet izejošais signāls tiek aizvadīts pa aksonu, kas tālāk sazarojas, lai novadītu signālu uz vairākiem citiem neironiem.



Attēls II. Bioloģiskā neirona shematiska uzbūve. [Scherer, 1997]

Sinapse ir savienojuma elements, ka savieno viena neirona aksonu ar cita neirona dendrītu, somu vai aksonu. Sinapses atšķiras viena no otras pēc caurlaidības, tāpēc vienāda stipruma impulsi, nonākot neironā caur dažādām sinapsēm, to var kairināt dažādās pakāpēs.

Tādējādi katram neironā ienākošajam signālam var piekārtot skaitlisku koeficientu, kā tas arī tiek darīts mākslīgajos neironu modeļos. Sinapses ietekme uz signālu var būt gan pastiprinoša, gan pavājinoša. Caur sinapsēm ienākošie signāli neironu regulāri kairina. Ja kairinājuma (neirona aktivācijas) līmenis pārsniedz noteiktu sliekšni, neirons izejā dod signāla impulsu, kura lielums ir atkarīgs no tā, cik daudz pārsniegts sliekšnis – neirons “izšauj”. Turpretī, ja neirona aktivācijas līmenis nenasniedz sliekšni, tad neirons “neizšāvis” atgriežas iepriekšējā stāvoklī. Pēc kārtējā nervu impulsa ģenerēšanas neirons kādu brīdi zaudē spēju to atkal izdarīt pat pie ļoti spēcīgas kairināmības.



Attēls 12. Tipiska nervu impulsa forma. [Osowski, 2002]

A3. NEIRONU TĪKLU TEORIJAS ATTĪSTĪBAS HRONOLOĢIJA.

1943. gadā Makaloks un Pits (*McCulloch, Pitts*) savā darbā “*A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*” aprakstīja struktūru, kuru šobrīd mēs pazīstam kā **neironu tīklus**. Abi zinātnieki parādīja, ka, izmantojot pietiekoši lielu skaitu vienkāršu skaitļošanas elementu, var panākt, ka “neironu tīkls” principā spēj izrēķināt jebkuru izrēķināmu funkciju.

1949. gadā D. Hebs (*Donald Hebb*) savā darbā “*The Organization of Behavior*” pirmo reizi aprakstīja to, ko mēs saprotam ar **apmācības algoritmu**. D. Hebs postulēja nu jau slaveno neironu tīklu apmācības stratēģiju – t.s. Heba apmācības likumu (*Hebb’s learning rule*). Heba darbs savā laikā atstāja lielu ietekmi un psihologiem, taču diemžēl ne uz matemātiķiem un inženieriem.

Viens no pirmajiem populārajiem rezultātiem neironu tīklu nozarē tika iegūts 1958. gadā, kad F. Rozenblats (*Frank Rosenblatt*) kopā ar saviem līdzstrādniekiem MIT izveidoja t.s. **perceptronu**. Rozenblata darbs vainagojās ar t.s. **perceptrona konverģences teorēmu**.

1960. gadā B. Vidrovs un M. Hofs (*Bernhard Widrow, Marcian E. Hoff*) izveidoja perceptronom diezgan līdzīgu modeli – **Adaline**.

1969. gadā iznāca M. Minska un S. Peiperta (*Marvin Minsky, Seymour Papert*) slavenā grāmata “*Perceptrons*”, kurā tika parādīti daudzi perceptrona modeļa ierobežojumi (piemēram, nespēja risināt XOR problēmu), kas lielā mērā bija par pamatu intereses apsīkumam par neironu tīkliem.

Tajā laikā jau bija zināmas arī neironu tīklu daudzslāņu struktūras, kas pārvarēja perceptronam uzstādītos ierobežojumus, tomēr nebija apmācības algoritma tām.

1974. gadā Pols Verboss (*Paul Werbos*) savā disertācijā aprakstīja ideju, kā daudzslāņu tīklos **apmācīt iekšējos neironus**. Diemžēl t.s. *Backpropagation* algoritms ienāca apmācībā daudz vēlāk – 1986. gadā, un tikai tad tika novērtēts P. Verbosa sasniegums, kurš savā laikā palika nepamanīts.

Jau, sākot ar 20. gs. 70. gadu sākumu neironu tīklu lauciņā aktīvs bija T. Kohonens (*Teuvo Kohonen*), kurš 80. gadu sākumā izveidoja t.s. **Kohonena modeli**.

70. gados lielu ieguldījumu neironu tīklu attīstībā deva arī S. Grosbergs (*Stephen Grossberg*), kurš cita starpā izveidoja t.s. **ART modeli**.

1982. gadā fiziķis Dž. Hopfīlds (*John Hopfield*) izveidoja t.s. **Hopfīlda modeli**, kas balstās teorētiskās fizikas (termodinamikas) metodēm.

Starp 70. un 80. gadu sasniegumiem vēl varēt minēt Fukušimas (*K. Fukushima*) modeļus **Cognitron** un **Neocognitron**.

Tomēr 70. gados un līdz par 80. gadu pirmajai pusei neironu tīklu zinātnē bija vērojams izteikts panīkums, kuru 1986. gadā pārtrauca trīs autoru (*D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams*) piedāvātais t.s. **Backpropagation** (kļūdas atgriezeniskās izplatīšanās) algoritms daudzslāņu perceptrona apmācībā. Paraleli algoritms tika atklāts vēl dažās vietās, un, kā jau minēts, to aprakstīja jau P. Verboss 1974. gadā, tomēr lielākie nopelni tika piešķirti tieši šiem 3 autoriem, jo tie arī ieviesa šo ideju un parādīja to darbībā.

1988. gadā tika aprakstīti t.s. **Radiālo bāzes funkciju (RBF) tīkli**.

90. gadu pašā sākumā tika V.N. Vapniks (*Vapnik*) un līdzstrādnieki izgudroja jaudīgu neironu tīklu modeli – t.s. **support vector machines**.

A4. NEIRONU TĪKLU SVARĪGĀKO TERMINU VĀRDNĪCA 4 VALODĀS.

Angliski	Latviski	Krieviski	Vāciski
activation function	aktivizācijas funkcija	функция активации	Aktivierungsfunktion
hidden layer	slēptais slānis	скрытый слой	Verstecktes Schicht
input	ieeja	вход	Eingabe
input layer	ieejas slānis	входной слой	Eingabeschicht

Angliski	Latviski	Krieviski	Vāciski
layer	slānis	слой	Schicht
learning	apmācība, apmācīšanās	обучение	Lernen
learning algorithm	apmācības algoritms	алгоритм обучения	Lernalgorithmus
neural networks	neironu tīkli	нейронные сети	Neuronale Netze
neuron	neurons	нейрон	Neuron
output	izeja	выход	Ausgabe
output layer	izejas slānis	выходной слой	Ausgabeschicht
pattern recognition	tēlu (paraugu) atpazīšana	распознавание образов	Mustererkennung
propagation function	summēšanas funkcija	функция суммирования	Propagierungs- funktion
training	apmācība	обучение	Training
weights	svari	веса	Gewichte

A5. IZMANTOTĀ LITERATŪRA.

[Brookshear, 2001] Брукшир, Дж., Гленн. Введение в компьютерные науки. Общий обзор, 6-е издание.: пер. с англ. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. — 688 с.

[Callan, 2001] Каллан, Роберт. Основные концепции нейронных сетей: пер. с англ. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. — 288 с.

[Haykin, 1999] Haykin, Simon. Neural networks: a comprehensive foundation. — 2nd ed. Prentice-Hall, Inc., 1999. — 842 p.

[Osowski, 2002] Осовский, Станислав. Нейронные сети для обработки информации: пер. с польского. — М.: Финансы и статистика, 2002. — 344 с.

[Scherer, 1997] Scherer, Andreas. Neuronale Netze: Grundlagen und Anwendungen. Vieweg, 1997. — 250 s.

[Wiki GA] http://en.wikipedia.org/wiki/Genetic_algorithm

[GA evolutionary] Genetic Algorithms and Evolutionary Computation.
<http://www.talkorigins.org/faqs/genalg/genalg.html>

[Wiki cross] <http://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation>

[cross] What are cross-validation and bootstrapping? <http://www.faqs.org/faqs/ai-faq/neural-nets/part3/section-12.html>

[Schneider, 1997] Schneider, Jeff; Moore, Andrew W. Cross Validation.
<http://www.cs.cmu.edu/~schneide/tut5/node42.html>

[Stergiou] Stergiou, Christos; Siganos, Dimitrios. Neural Networks.
http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html#Applications%20of%20neural%20networks

[NN StatSoft] Neural Networks. <http://www.statsoft.com/textbook/stneunet.html>

[NN Apps] Neural Network Applications. <http://tralvex.com/pub/nap/>