

VEŠTAČKA INTELIGENCIJA

Veštačka inteligencija je naučna oblast u kojoj se izučavaju izračunavanja da bi se izračunavanjem omogućila percepcija, rezonovanje, i činjenje.

Veštačka inteligencija je naučna oblast u kojoj se istražuje kako da se naprave računari koji bi uspešno radili stvari koje u ovom momentu rade bolje ljudi.

Termin veštačka inteligencija (engleski artificial intelligence) potiče od John-a McCarty-ja. Mnogi autori se ne slažu da termin veštačka inteligencija opisuje najbolje ovu oblast nauke. Mnoge od oblasti informatike u osnovi imaju inteligentno ponašanje ali ne pripadaju veštačkoj inteligenciji u užem smislu.

Dva glavna pravca razvoja veštačke inteligencije su:

- **Proučavanje prirodne inteligencije** (spoznavanje funkcija mozga, modeliranje rada mozga, simuliranje čovekovog ponašanja, reagovanja i rezonovanja).
- **Postizanje inteligentnog ponašanja** primenom drugačijih pristupa, kakvi se ne mogu sresti u prirodnim sistemima.

Veštačku inteligenciju prema pristupu rešavanja problema možemo klasifikovati na tri glavna pristupa i to su:

- **neuronske mreže,**
- **modeliranje evolucije i**
- **heurističko programiranje.**

Klasifikacija veštačke inteligencije prema vrsti rešavanja problema:

- sistemi za rešavanje čovekovih uobičajenih zadataka:
 - prepoznavanje slika i govora,
 - razumevanje, generisanje i prevođenje prirodnih jezika,
 - snalaženje u svakodnevnim situacijama,
 - primena u robotici.
- sistemi za rešavanje formalnih zadataka:
 - logičke igre,
 - matematička logika, geometrija, integralni račun,
 - osobine programa.
- sistemi za rešavanje ekspertnih zadataka:
 - konstruisanje, nalaženje grešaka, planiranje proizvodnje,
 - naučne analize i dijagnostika (biologija, medicina, hemija, pravo),
 - finansijska analiza,
 - programi za razvoj ovakvih sistema.

Tehnike koje pripadaju veštačkoj inteligenciji morale bi da koriste znanja koje su organizovana tako da omogućavaju:

- generalizaciju,
- predstavljanje i preslikavanje u formi razumljivoj ljudima,
- lako modifikovanje,
- da se koriste informacije koje nisu kompletne,
- da pomažu u smanjenju broja mogućnosti koje bi inače morale biti razmatrane (heuristike).

Prepoznavanje oblika je ključno za snalaženje u svakodnevnim situacijama, kako za žive tako i veštačke sisteme. Pri rešavanju problema vezanih za prepoznavanje oblika nastaju velike teškoće jer analogne signale koje primaju senzori/receptori sadrže veliki broj informacija, od kojih dobar deo sadrži šum, pa ti signali često nisu dovoljno jasni. Ovo otežava primenu računara za snalaženje u svakodnevnim situacijama, pa nije ni čudo što su i životinje, za koje se smatra da su manje inteligentne od ljudi, sposobne za daleko kvalitetniju vizuelnu i zvučnu percepciju i obradu takvih signala nego današnji računari.

Oblasti veštačke inteligencije

Veštačku inteligenciju možemo klasifikovati u sledeće kategorije i podvrste:

AI i proizvodnja (AI and Manufacturing)
AI i medicina (AI and Medicine)
AI i opšte rezonovanje (AI and Legal Reasoning)
Veštački život (Artificial Life)
Automatsko zaključivanje / dokazivanje teorema (Automated Deduction/Theorem Proving)
Zaključivanje na osnovu slučaja (Case-Based Reasoning/Analogical Reasoning)
Kognitivno modelovanje (Cognitive Modelling)
Kognitivne nauke (Cognitive Science)
Biloški preistup u AI (Computational Biology)
Konektuizma i neuronske mraže (Connectionism/Neural Networks)
Teorija odlučivanja (Decision Theory and AI)
Distribuirana AI (Distributed AI)
Emocije (Emotion)
Fazi logika (Fuzzy Logic)
Genetski algoritmi (Genetic Algorithms)
Inteligentni tutorski sistemi, AI i edukacija (Intelligent Tutoring, AI & Education)
Predstavljanje znanja (Knowledge Representation)
logičko programiranje i logički bazirana AI (Logic Programming and Logic-based AI)
mašinsko otkriće (Machine Discovery)
Mašinsko učenje (Machine Learning)
Mašinska vizija (Machine Vision)
Obrada prirodnog jezika, govor (Natural Language Processing)
Nemonotono rezonovanje (Nonmonotonic Reasoning)
Filozofija i AI (Philosophy of AI)
Planiranje (Planning)

Eksperni sistemi - Production Systems/Expert Systems:
Rezonovanje bazirano na modelima (Model Based Reasoning)
Reasoning Under Uncertainty (Probabilistic Reasoning, Approximate Reasoning, etc.):
Robotika (Robotics)
Pretraživanje (Search)
Softverski Agenti (Software Agents)
Vremenski određeno rezonovanje (Temporal Reasoning):
Virtualna realnost (Virtual Reality)

Šta su to neuronske mreže

Postoje dve kategorije neuronskih mreža:

- veštačke i
- biološke neuronske mreže.

Predstavnik bioloških neuronskih mreža je nervni sistem živih bića. Veštačke neuronske mreže su po strukturi, funkciji i obradi informacija slične biološkim neuronskim mrežama, ali se radi o veštačkim tvorevinama. Neuronska mreža u računarskim naukama predstavlja veoma povezanu mrežu elemenata koji obrađuju podatke. One su sposobne da izađu na kraj sa problemima koji se tradicionalnim pristupom teško rešavaju, kao što su govor i prepoznavanje oblika. Jedna od važnijih osobina neuronskih mreža je njihova sposobnost da uče na ograničenom skupu primera.

U ovom radu, kada se govori o neuronskim mrežama, misli se prvenstveno na "veštačke neuronske mreže" (engleski termin Artificial Neural Networks skraćeno ANN), zbog toga što se uglavnom govori o modelima neuronskih mreža (skraćeno NM), realizovanim na računarima. U stručnoj literaturi, nije redak slučaj da se izostavlja reč "veštačke" iako se misli na njih. Biološke neuronske mreže su daleko komplikovanije od svojih matematičkih modela koji se koriste za veštačke neuronske mreže.

NM predstavljaju sistem sastavljen od veoma velikog broja jednostavnih elemenata za obradu podataka. Ovakvi sistemi su sposobni za prikupljanje, memorisanje i korišćenje eksperimentalnog znanja. Ne postoji jedinstvena definicija neuronskih mreža. Međutim, većina ljudi bi neuronske mreže definisala na sledeći način:

Neuronska mreža je sistem sastavljen od više jednostavnih procesora (jedinica, neurona), svaki od njih ima lokalnu memoriju u kojoj pamti podatke koje obrađuje. Te jedinice su povezane komunikacionim kanalima (vezama). Podaci koji se ovim kanalima razmenjuju su obično numerički. Jedinice obrađuju samo svoje lokalne podatke i ulaze koje primaju preko konekcije. Ograničenja lokalnih operatora se mogu otkloniti tokom treninga.

Veliki broj NM su nastale kao modeli bioloških neuronskih mreža. Istorijski gledano, inspiracija za razvoj NM proizilazi iz želje da se konstruiše veštački sistem sposoban za prefinjeno, možda

“inteligentno”, izračunavanje na sličan način kao što to ljudski mozak rutinski izvodi. Potencijalno, NM nam pružaju mogućnost za razumevanje rada ljudskog mozga. Veštačke neuronske mreže su kolekcija matematičkih modela koji simuliraju neke od posmatranih osobina bioloških nervnih sistema i povlače sličnosti sa prilagodljivim biološkim učenjem. Sačinjene su od velikog broja međusobno povezanih neurona (obrađujućih elemenata) koji su, slično biološkim neuronima, povezani svojim vezama koje sadrže propusne (težinske) koeficijente, koje su po ulozi slične sinapsama.

Učenje se kod bioloških sistema obavlja putem regulisanja sinaptičkih veza koje povezuju aksone i dendrite neurona. Učenje tipičnih događaja putem primera se ostvaruje preko treninga ili otkrića do tačnih setova podataka ulaza-izlaza koji treniraju algoritam ponavljanjem podešavajući propusne (težinske) koeficijente veza (sinapse). Ove veze memorišu znanje neophodno za rešavanje specifičnog problema.

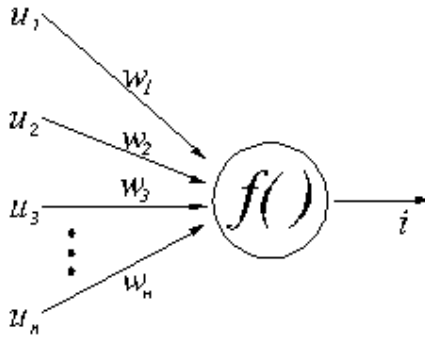
Većina NM ima neku vrstu pravila za “obučavanje”, čime se koeficijenti veza između neurona podešavaju na osnovu ulaznih podataka. Drugim rečima, NM “uče” preko primera (kao što deca uče da prepoznaju konkretan predmet, objekat, proces ili pojavu preko odgovarajućih primera) i poseduju sposobnost za generalizaciju posle trening podataka.

Veliki potencijal NM se nalazi u mogućnosti paralelne obrade podataka, tokom izračunavanja komponenti koje su nezavisne jedne od drugih. Neuronske mreže su sistemi sastavljeni od više jednostavnih elemenata (neurona) koji obrađuju podatke paralelno. Funkcije koje su NM u stanju da obrađuju određene su strukturom mreže, jačinom konekcije a obrada podataka se izvodi u neuronima. Svaki element operiše samo lokalnim informacijama. Svaki element radi asinhronizovano, kao da nema sistemskog sata.

Iako NM postoje od 1940-tih godina, one nisu imale značajniju praktičnu primenu sve do 1980-tih, kada su algoritmi postali dovoljno prefinjeni za opštu upotrebu (aplikacije). Danas se NM primenjuju za rešavanje sve većeg broja svakodnevnih problema sa značajnom kompleksnošću. U programiranju se mogu koristiti kao “generator” (engleski engine) koji je u stanju da vrši različita prepoznanja i klasifikacije i koji ima sposobnost da izvrši generalizaciju prilikom odlučivanja pri nepreciznim ulaznim podacima. NM nude idealno rešenje za raznovrsno klasifikovanje problema, kao što je prevođenje teksta u govor, prepoznavanje slova, rešavanje problema za koje ne postoji algoritamsko rešenje. Pokazuju dobre rezultate prilikom predviđanja i modelovanja sistema gde fizički procesi nisu jasni ili su veoma kompleksni. Prednost NM leži u visokoj elastičnosti prema poremećajima u ulaznim podacima i u sposobnosti da uči. NM često uspešno rešava probleme koji su previše kompleksni za konvencionalne tehnologije (na primer, problem koji nema algoritamsko rešenje ili za koji je algoritam previše komplikovan da bi bio pronađen) i one su često dobra pratnja problemima koje ljudi rešavaju.

Model veštačkog neurona

Veštački neuroni, kao i biološki, imaju jednostavnu strukturu i imaju slične funkcije kao i biološki neuroni. Telo neurona se naziva čvor ili jedinica.



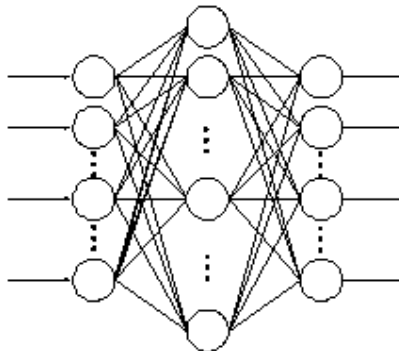
$u_{1..n}$ – ulazni podaci
 $w_{1..n}$ – težinski koeficijenti
 $f()$ – aktivaciona funkcija
 i – izlazni podatak

Model neuronske mreže

Neuronsku mrežu čine:

- arhitektura (topologija) mreže, odnosno šema vezivanja neurona
- prenosna funkcija neurona
- zakoni učenja

Arhitekturu veštačke neuronske mreže predstavlja specifično uređenje i povezivanje neurona u obliku mreže. Po arhitekturi, neuronske mreže se razlikuju prema broju neuronskih slojeva. Obično svaki sloj prima ulaze iz prethodnog sloja, a svoje izlaze šalje narednom sloju. Prvi sloj se naziva ulazni, poslednji je izlazni, ostali slojevi se obično nazivaju skrivenim slojevima. Jedna od najčešćih arhitektura neuronskih mreža je mreža sa tri sloja. Prvi sloj (ulazni) je jedini sloj koji prima signale iz okruženja. Prvi sloj prenosi signale sledećem sloju (skriveni sloj) koji obrađuje ove podatke i izdvaja osobine i šeme iz primljenih signala. Podaci koji se smatraju važnim se upućuju izlaznom sloju, poslednjem sloju mreže. Na izlazima neurona trećeg sloja se dobijaju konačni rezultati obrade. Složenije neuronske mreže mogu imati više skrivenih slojeva, povratne petlje i elemente za odlaganje vremena, koji su dizajnirani da omoguće što efikasnije odvajanje važnih osobina ili šema sa ulaznog nivoa.



Slika Model neuronske mreže

Učenje NM se svodi na učenje iz primera kojih bi trebalo da bude što više da bi mreža mogla da se ponaša preciznije u kasnijoj eksploataciji. Proces učenja dovodi do korigovanja sinaptičkih

težina. Kada uzorci koji se predstavljaju mreži ne dovode više do promene ovih koeficijenata, smatra se da je mreža obučena.

Postoji tri tipa obučavanja:

- nadgledano obučavanje - mreži se predstavljaju ulazni podaci i očekivani izlazni podaci
- obučavanje ocenjivanjem - mreži se ne predstavljaju očekivani izlazni podaci nego joj se posle izvesnog vremena predstavlja ocena prethodnog rada. Jedan od primera je mreža koja uči da balansira štap. Kad god štap padne, mreži se prosleđuje ocena prethodnog rada, na primer, u obliku ugaonog odstupanja štapa od ravnoteže.
- samoorganizacija - mreži se predstavljaju isključivo ulaz

Obučavanje neuronskih mreža

U svim biološkim neuronskim mrežama veze između pojedinačnog dendrita i aksona mogu biti pojačane ili oslabljene. Na primer, veze mogu postati pojačane ako se više signala šalje kroz njih, ili mogu biti oslabljene ako se signali ređe šalju kroz njih. Pojačavanje određenog neuralnog prolaza, ili veze između dendrita i aksona, rezultuje u povećanoj verovatnoći da će signal biti prenesen kroz tu putanju, daljim pojačavanjem tog puta. Putevi između neurona koji su retko korišteni polako atrofiraju, ili se umanjuju, praveći manju verovatnoću da će signal biti prenesen kroz njih.

Slična situacija se pojavljuje i kod veštačkih neurona. Podaci iz trening skupa se periodično propuštaju kroz NM. Dobijene vrednosti na izlazu mreže se upoređuju sa očekivanim. Ukoliko postoji razlika između dobijenih i očekivanih podataka, prave se modifikacije na vezama između neurona u cilju smanjivanja razlike trenutnog i željenog izlaza. Ulazno-izlazni skup se ponovo predstavlja mreži zbog daljih podešavanja težina, pošto u prvih nekoliko koraka mreža obično daje pogrešan rezultat. Posle podešavanja težina puta za sve ulazno izlazne šeme u trening skupu, mreža nauči da reaguje na željeni način.

NM je obučena ako može tačno da rešava zadatke za koje je obučavana. NM je sposobna da izdvoji važne osobine i šeme u klasi trening primera. Nakon obučavanja sa određenom verovatnoćom, NM može da generalizuje nove ulazne podatke za koje nije obučavana. Na primer, generalizaciju možemo videti na primeru mreže obučavane da prepoznaje serije slika: ako na ulaz takve mreže dovedemo slike za koje mreža nije obučavana, ona do izvesne mere može uspešno da klasifikuje takve slike.

Najčešće korišten algoritam za obučavanje NM je backpropagation, razvijen nezavisno od strane naučnika: Paul Werbos (1974), David Parker (1984/1985), i David Rumelhart, Ronald Williams, i drugih (1985). Backpropagation uči šeme poredeći izlaz neuronske mreže sa željenim izlazom i računa greške za svaki čvor u mreži. Neuronska mreža podešava težine veza prema vrednostima greške dodeljenim za svaki čvor. Izračunavanje počinje od izlaznog sloja, preko skrivenih slojeva, prema ulaznom sloju. Nakon modifikacije parametara, na mrežu se dovode novi ulazi. Obučavanje se prekida tek kada mreža bude u stanju da daje izlaze sa zadovoljavajućom tačnošću.

Realizacija neuronskih mreža

Neuronska mreža se može realizovati na dva načina: hardverski i softverski.

Hardverska realizacija: Veštački neuroni su fizički međusobno povezani, oponašajući veze između bioloških neurona. Neuroni se realizuju kao jednostavna integrisana kola.

Softverska realizacija: NM se obično simuliraju na tradicionalnim računarima, u kojima je veza između čvorova logička (virtualna).

Svaki od ovih načina realizacije NM ima svoje prednosti kao i mane. Prednost hardverske realizacije je to što može da koristi mogućnost paralelnog procesiranja informacija ukoliko se svakom neuronu u mreži dodeli po jedan procesor. Prednost softverske realizacije NM na standardnom PC računaru je u tome što se lakše uspostavljaju (i kasnije menjaju) veze između pojedinih neurona u mreži. U praksi se softverska realizacija koristi za testiranje, a konkretna realizacija koja se primenjuje u praksi može biti realizovana i hardverski čime se dobija na brzini.

Podela neuronskih mreža

Postoji veliki broj različitih realizacija neuronskih mreža, a samim tim postoji i mnogo podela. NM možemo klasifikovati prema:

- broju slojeva,
- vrsti veza između neurona,
- vrsti obučavanja neuronskih mreža,
- prema smeru prostiranja informacija,
- prema vrsti podataka.

Podela neuronskih mreža prema broju slojeva

Postoji veliki broj različitih tipova NM. Jedna od najopštijih podela NM je prema broju slojeva. Mreže možemo podeliti na:

- jednoslojne i
- višeslojne.

Danas se uglavnom izučavaju i primenjuju višeslojne NM koje pored ulaznih i izlaznih slojeva sadrže neurone na srednjim (skrivenim) slojevima.

Podela NM prema vrsti veza

NM se mogu podeliti prema vrstama veza tj. arhitekturi na:

- slojevite Neuroni su raspoređeni tako da formiraju slojeve. Na ulaz jednog neurona se dovode izlazi svih neurona sa prethodnog sloja, a njegov izlaz se vodi na ulaze svih neurona na narednom sloju. Neuroni sa prvog (ulaznog) sloja imaju samo po jedan ulaz. Izlazi neurona sa zadnjeg (izlaznog) sloja predstavljaju izlaze mreže. Predstavnik: backpropagation algoritam.

- potpuno povezane Izlaz jednog neurona se vodi ka ulazu svih neurona u mreži. Predstavnik: Hopfieldova NM.
- celularne Međusobno su povezani samo susedni neuroni. Bez obzira na lokalnu povezanost, signali se prostiru i na neurone i van susedstva zbog indirektnog prostiranja informacija. Predstavnik: CNN – Cellular Neural Network.

Vrste obučavanja neuronskih mreža

Postoje tri različita pristupa obučavanju neuronskih mreža:

Nadgledano obučavanje - Supervised training

Nadgledano obučavanje

Tokom obučavanja mreže, algoritam koji nadzire obučavanje (supervisor) upoređuje podatke dobivene na izlazu sa očekivanim podacima. Razlika između dobivenih i očekivanih podataka se šalje proceduri za učenje, koja koriguje težinske koeficijente mreže. Kontrolisan trening je sličan studentu koga profesor vodi u učenju, ukazuje na greške i propuste i usmerava ka željenom cilju. Predstavnici: perceptron, backpropagation algoritam.

Delimično nadgledano obučavanje Delimično nadgledano učenje radi na principu da mreža uči samostalno, a povremeno dobija ocenu prethodnog rada. Primer ovakve mreže je mreža koja balansira štap. Dok je štap uspravan sve je u redu, ali kada štap padne, mreža treba da koriguje ponašanje da bi štap ostao uspravan. Sličan slučaj je i sa partijom šaha. Ukoliko je partija izgubljena znači da je došlo do greške, ali se ne zna u kome trenutku je povučen pogrešan potez, niti koji je potez doveo do gubitka partije.

Nenadgledano obučavanje - Unsupervised training

U nenadgledanom učenju mreža je nezavisna. Pri obučavanju se predstavljaju samo ulazni podaci koje NM pokušava da generalizuje i “uoči” zajedničke osobine. Predstavnik: Kohonenove samoorganizujuće mape.

Mogućnosti neuronskih mreža

Teoretski se NM mogu obući za izračunavanje svake izračunljive funkcije. One mogu uraditi sve što može normalan digitalan računar da uradi.

Međutim u praksi, NM najbolje rezultate pokazuju na području klasifikacije, funkcije aproksimacije, na problemima mapiranja čija je tolerancija neprecizna, na problemima koji imaju dosta dostupnih podataka za trening ili na problemima koji zahtevaju brzu primenu odgovarajućeg pravila u zavisnosti od ulaznih podataka. Isto tako mapiranje vektora između prostora može se aproksimirati precizno putem NM. NM ne mogu da stvore informaciju koju ne sadrže trening podaci.

Razlike između neuronskih mreža i klasičnih računara

Neuronska mreža se razlikuje od tradicionalnih računara (PC računara, radnih stanica, i mainframe računara) u formi i funkcionisanju. Dok neuronska mreža koristi veliki broj jednostavnih procesora da bi obavila njene kalkulacije, tradicionalni računari koriste jedan ili, u ređim slučajevima, svega nekoliko veoma kompleksnih procesorskih jedinica. Neuronska mreža

ne poseduje centralno lokalizovanu memoriju, niti se programira sekvencama instrukcija, kao svi tradicionalni računari.

Klasični računari koji rade na binarnoj logičkoj osnovi, koriste algoritamski način obrade podataka (sekvencijalni) sa veoma niskim stepenom paralelizacije. U algoritamskom načinu obrade podataka računar obrađuje jednu po jednu informaciju ili u boljem slučaju obrađuje manji broj informacija u isto vreme. Za razliku od ovog pristupa obrade podataka, NM procesira istovremeno više informacija, tj. najbolja varijanta za NM je da je svaki neuron po jedan procesor. Razvoj NM je doveo do novih arhitektura računara koji se u mnogome razlikuju od računara kakvi su danas rasprostranjeni. Ako bismo posmatrali primer prepoznavanja slova, algoritamsko rešenje bi zahtevalo da se zadato slovo uporedi sa svim slovima u bazi, slovo po slovo, dok NM može da uporedi zadato slovo istovremeno sa svim slovima, a rešenje je slovo sa najvećom verovatnoćom. Ovo je moguće jer se memoriji pristupa uz pomoć sadržaja, a ne adrese.

Kod klasičnih računara su elementi obrade informacija i elementi memorisanja informacija potpuno odvojene komponente. Kod neuronske mreže memorisanje i obrada predstavljaju jednu kompaktnu celinu. Podaci koji su vezani za rad neuronske mreže nemaju nikakav smisao bez jedinica obrade.

Neuronska mreža se razlikuje od tradicionalnih računara po načinu na koji se "programira". Umesto programa napisanih kao serije instrukcija, kao što to rade klasični računari, može se upotrebiti obučena NM, gde arhitektura i težinski koeficijenti određuju njenu funkciju. Koeficijenti se podešavaju tokom obučavanja na ograničenom skupu karakterističnih primera. Kada se mreža obuči do zadovoljavajuće granice, vrednosti veza se mogu memorisati i koristiti u kasnijem radu.

Kod klasičnih računara softver mora biti gotovo savršen da bi radio. Razvoj softvera zahteva iscrpan dizajn, testiranje i postepeno usavršavanje čine ga dugim i skupim procesom. NM omogućavaju evolutivni razvoj softvera, tj. NM mreža se može naknadno adaptirati realnim i novo nastalim uslovima. Neuronske mreže imaju sposobnost da menjaju svoju strukturu i funkciju, za razliku od klasičnih algoritama koji nemaju toliku fleksibilnost.

Decentralizovana obrada i memorisanje omogućavaju mreži da nastavi funkcionisanje i u uslovima kada se deo mreže ošteti (jedan deo neurona prestane da funkcioniše ili se neke veze prekinu). Oštećena mreža će i dalje biti u stanju da funkcioniše ali sa smanjenom tačnošću. Mreža je takođe tolerantna i na prisustvo šuma u ulaznom signalu. Svaki memorisani uzorak je delokalizovan, tj. smešten je u celu mrežu. Ova osobina je još jedna veoma važna osobina NM.

Načini implementacije neuronskih mreža

Neuronske mreže su obično simulirane na tradicionalnim računarima. Prednost ovog pristupa je u tome što se računari mogu lako reprogramirati da promene arhitekturu ili pravilo učenja simulirane neuronske mreže. Računanje u neuronskoj mreži je uglavnom paralelno, tako da brzina obrade simulirane neuronske mreže može biti znatno uvećana korišćenjem paralelnih procesora.

NM i klasično programiranje mogu se posmatrati kao fundamentalno različiti, ali komplementarni prilazi obradi informacija. NM su zasnovane na transformacijama, dok je programiranje zasnovano na algoritmima i pravilima.

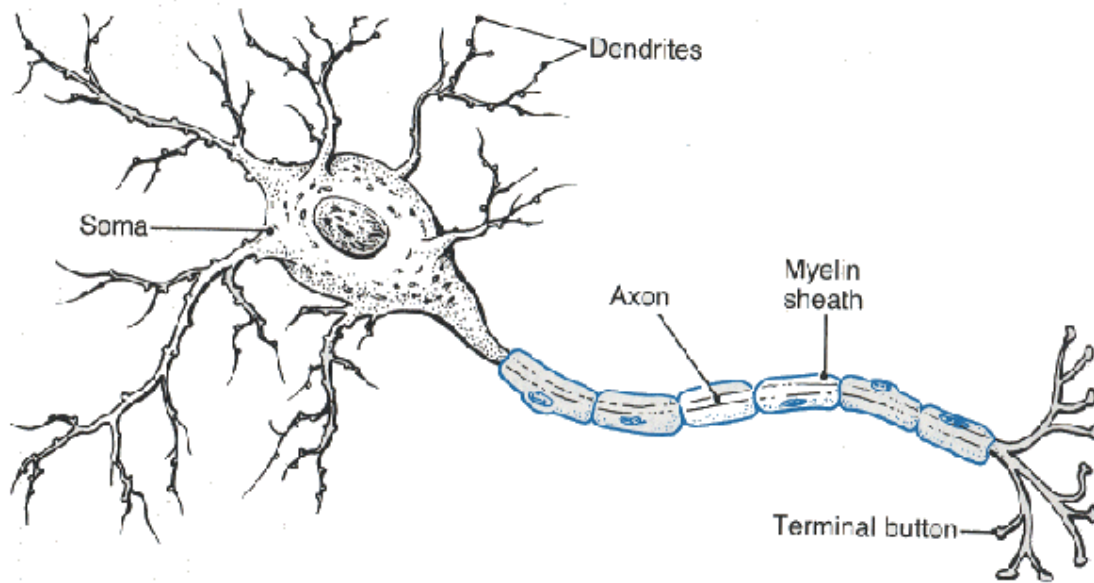
Domeni primene

U početku su NM koristili naučnici računarskih i kognitivnih nauka koji su pokušavali da modeliraju čulni sistem živih organizama. Danas neuronske mreže predstavljaju veoma atraktivnu oblast istraživanja i postoje brojne oblasti u kojima se koriste. Primenjuju se za:

- prepoznavanje oblika,
- prepoznavanje rukopisa,
- prepoznavanje govora,
- finansijske i ekonomske modele,
- predviđanje kretanja cena na tržištu,
- upravljanje sistemima,
- upravljanje proizvodnim procesima,
- analizu električnih kola,
- kompresovanje podataka,
- naftna istraživanja,
- kriminološka istraživanja,
- analizu medicinskih testova,
- ispitivanje EEG i EKG signala,
- pronalaženje optimalnog rešenja,
- upravljanje robotima,
- analiziranje podataka pri pirolizi i spektroskopiji,
- u bioračunarskim sistemima,
- vremensku prognozu i
- u drugim oblastima.

Primenu neuronskih mreža je moguće podeliti na tri karakteristične oblasti:

- procesiranje senzorskih informacija
- analiza podataka
- kontrola upravljanja



Neuron