

Umjetna inteligencija – Laboratorijska vježba 4

UNIZG FER, ak. god. 2015/16.

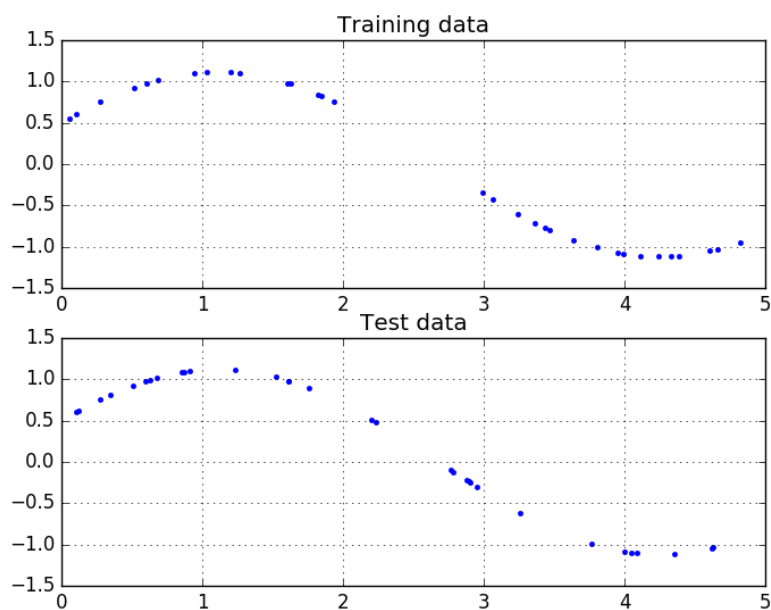
Zadano: 9.6.2014. Rok predaje: 15.6.2014. do 08.59 sati.

Uvod

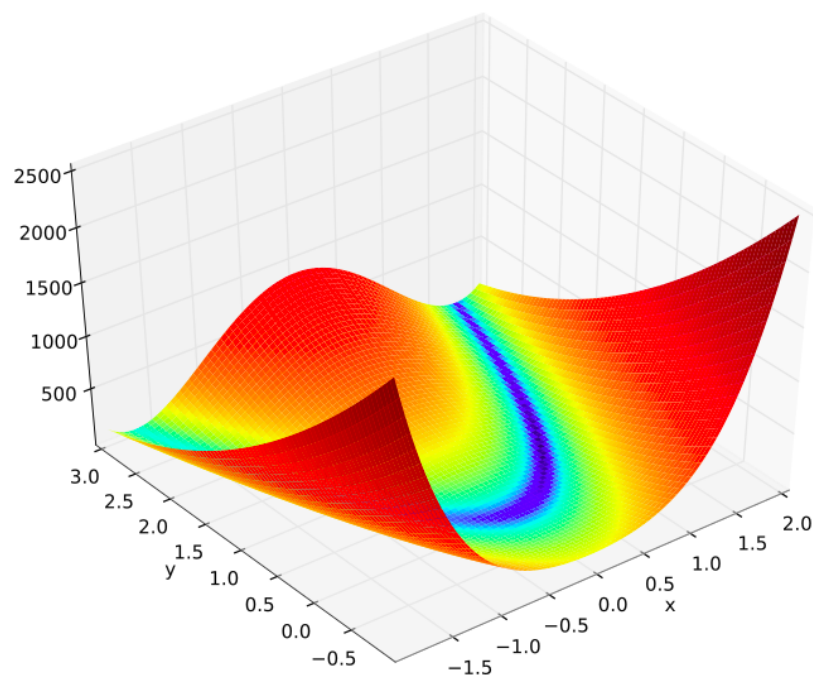
Tema ove laboratorijske vježbe su umjetne neuronske mreže i genetski algoritam. Zadatak vježbe jest napisati program za učenje (treniranje) umjetne neuronske mreže (tj. određivanje njezinih težina) pomoću genetskog algoritma. Neuronska mreža kakva se koristi u ovom zadatku tipično se uči (trenira) algoritmom propagacije pogreške unazad (engl. *backpropagation algorithm*). Međutim, učenje mreže pomoću genetskog algoritma šire je primjenjivo, a ima i prednosti poput veće širine istraživanja kroz populaciju genetskog algoritma. Osnovna ideja jest oblikovati populaciju neuronskih mreža (svaka jedinka odgovara jednoj inačici neuronske mreže i na sažet način kodira sve njezine težine), a zatim genetskim algoritmom optimirati iznose težina s obzirom na pogrešku mreže na skupu za učenje. Nakon završetka optimizacije, naučena mreža se evaluira na dosad neviđenom skupu za testiranje - koji je različit od skupa za učenje.

Vaš zadatak će biti aproksimacija funkcije na temelju zadanog uzorka varijabli te vrijednosti funkcije (također poznato kao regresija). Prva funkcija koja vam je dana za aproksimaciju je sinusoidna krivulja, $f(x) = \sin(\alpha x + \phi) \cdot \beta + \gamma$, na intervalu vrijednosti od 0 do 5.

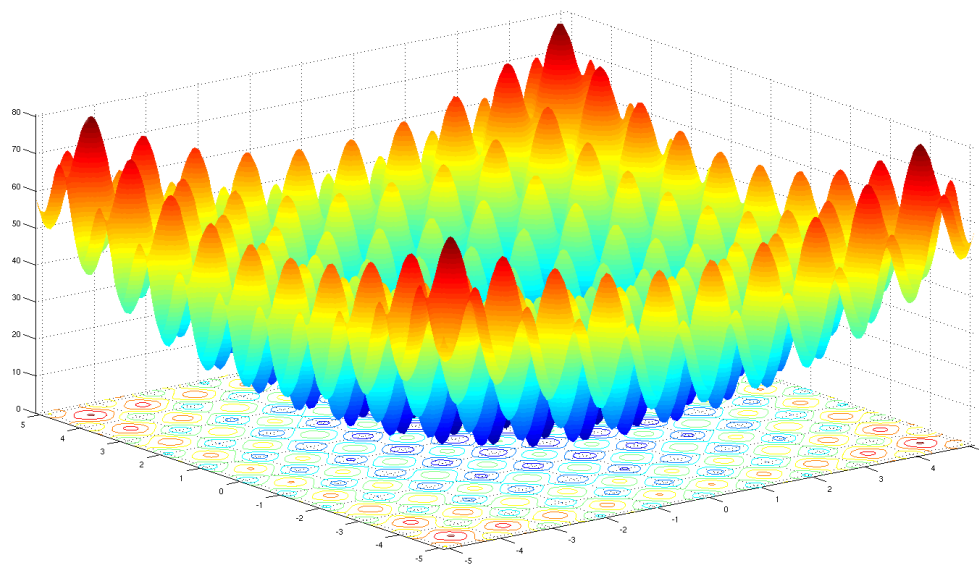
Graf uzoraka sinusoide iz skupa za treniranje te skupa za testiranje možete vidjeti u nastavku:



Ostale funkcije koje se aproksimiraju su [Rosenbrockova](#) funkcija, prikazana u nastavku:



te [Rastriginova](#) funkcija, također prikazana niže:



Naravno, kao ulaz za treniranje nije predviđeno cijelo područje definicije prethodno navedenih funkcija, već samo mali podskup vrijednosti dobiven uzorkovanjem.

Organizacija koda i pomoćne biblioteke

Kao i u prethodnim vježbama, dostupan je kostur prethodno napisanog koda. U slučaju ove laboratorijske vježbe, taj kod se nalazi u 7 datoteka koje reprezentiraju različite module konačne implementacije rješenja.

Postoje dva pomoćna modula koja možete ignorirati - jedan od njih je [dataLoader.py](#), koji služi za učitavanje podataka iz tekstualnih datoteka u formatu za laboratorijsku vježbu (SSV - space separated values).

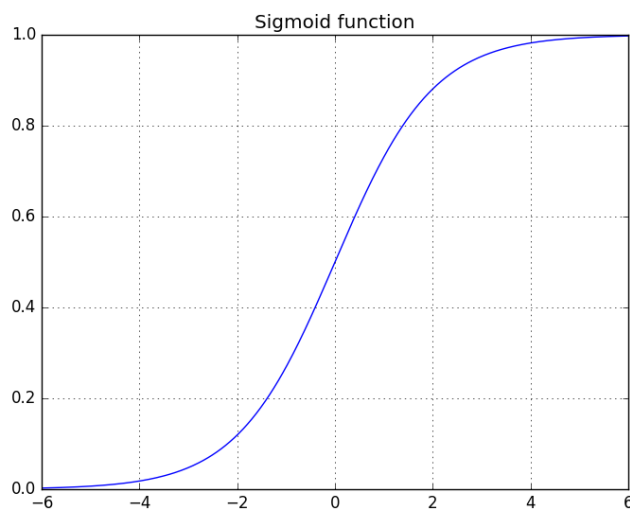
Modul *dataLoader* sadrži samo jednu metodu - *loadFrom(source)*, koja prima putanju do datoteke s podacima u ssv formatu, te vraća učitane podatke podijeljene na varijable i vrijednost funkcije. U slučaju jednodimenzionalne funkcije, poput sinusoide u prvome zadatku - postoji samo jedna varijabla, dok za Rastriginovu i Rosenbrockovu funkciju postoje dvije varijable. Metoda za učitavanje pretpostavlja da je vrijednost funkcije na zadnjoj lokaciji, te da se predviđa vrijednost samo jedne funkcije - dimenzionalnost varijabli je nebitna.

Drugi modul koji se može ignorirati je [plotter.py](#), koji koristi biblioteku *matplotlib* za iscrtavanje funkcija te trenutnih estimacija dobivenih neuronskom mrežom. Ukoliko nemate instaliran paket *matplotlib*, dostupan je na idućoj poveznici: [matplotlib](#). No - paket je dio većine standardnih distribucija Pythona, te bi ga već trebali imati instaliranog.

Preostali moduli služe za implementaciju neuronske mreže, genetskog algoritma, te glavnu metodu koja pokreće optimizacijski sustav. Ideja je da su implementacije genetskog algoritma i neuronske mreže potpuno odvojene jedna od druge, te da oboje mogu funkcionirati samostalno za potpuno nevezane probleme. Ovo znači da razredi neuronske mreže i genetskog algoritma niti u jednom trenutku ne znaju za potojanje drugog.

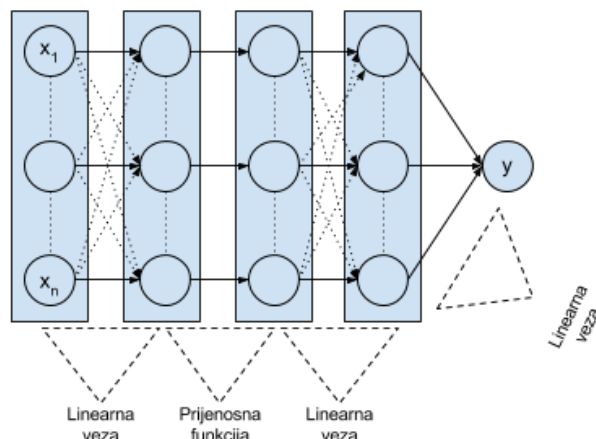
Implementacija neuronske mreže se dijeli kroz tri različite datoteke - [transferFunctions.py](#), u kojoj su definirane prijenosne funkcije tipične u neuronskim mrežama. U okviru ove laboratorijske vježbe nije nužno da eksperimentirate s uspješnošću različitih prijenosnih funkcija, iako vas potičemo na to.

Prijenosne funkcije su održavaju dimenzionalnost ulaza ($|\vec{x}| = |f(\vec{x})|$), no izmjenjuju vrijednosti elemenata vektora na nelinearan način. Primjerice, na predavanjima smo obradili sigmoidalnu prijenosnu funkciju: $\text{sigm}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, čiji je graf:



Potpuno povezana neuronska mreža može se gledati kao niz slojeva, gdje je svaki od

slojeva niz neurona. Primjer ovog možemo vidjeti na idućoj konceptualnoj skici:



Pri čemu su slojevi uzastopno povezani linearnom vezom (sumom umnožaka ulaza i pripadnih težina), te prijenosnom vezom. Broj ovih slojeva može biti proizvoljan, a tipovi nisu ograničeni na linearne i sigmoidalne. U datoteci `networkLayers.py` zadan je apstraktni razred `NetworkLayer` koji sadrži neke funkcije koje trebaju sadržavati slojevi neuronskih mreža. Kako se u okviru ove laboratorijske vježbe ne služimo algoritmom propagacije unazad (*engl. backpropagation*), zanima nas samo prlolaz unaprijed - koji treba biti definiran u metodi *forward*.

Ostatak metoda služi za pojednostavljenje treniranja pomoću genetskog algoritma - neuronska mreža se sastoji od niza težina, te je naš zadatak zapravo pronaći optimalan niz težina koji aproksimira proizvoljno zadanu ciljnu funkciju. Implementacija ovoga će se svesti na to da će genetski algoritam optimizirati jedinku -jednodimenzionalni vektor težina koji sadrži sve težine potrebne za neku neuronsku mrežu, te potom evaluirati grešku dobivenu prolazom unaprijed kroz neuronsku mrežu.

Kako bi evaluirali svaku jedinku, potrebno nam je našoj neuronskoj mreži postavljati proizvoljne težine na njene slojeve kako bismo mogli izračunati grešku. Za ovo će nam služiti metoda `setWeights` - koja sloju pridruži njegov vektor težina. Za provjeru veličine svakog sloja služi nam metoda `size`.

U datoteci `neuralNet.py` nalazi se kostur neuronske mreže koji trebate dovršiti kako bi neuronska mreža bila potpuno funkcionalna.

U datoteci `geneticAlgorithm.py` nalazi se kostur generacijskog genetskog algoritma koji trebate dovršiti kako biste optimirali težine neuronske mreže u ovisnosti o ciljnoj funkciji pomoću genetskog algoritma.

U datoteci `runner.py` nalazi se glavna funkcija koja pokreće cijeli sustav gdje možete modificirati hiperparametre genetskog algoritma te definirati arhitekturu vaše neuronske mreže. Detaljni opis vaših zadataka nalazi se u idućim poglavljima.

Osim biblioteke `matplotlib`, koristi se i biblioteka `numpy` - iznimno jaka biblioteka za matrično računanje te operacije, randomizaciju te linearnu algebru među ostalim. Kratki uvod u biblioteku `numpy` s obješnjenjima dovoljnog dijela funkcionalnosti za rješavanje laboratorijske vježbe. Bitno je držati na umu da su pretpostavljene vrijednosti svih vektora vrijednosti u vježbi u formatu `numpy`-evog multidimenzijskog niza.

Problem 1: Neuronska mreža (20% bodova)

Prvi podzadatak laboratorijske vježbe je dovršiti implementaciju neuronske mreže u datoteci `neuralNet.py`.

Metode koje trebate nedopuniti implementiraju osnovnu logiku propagacije unaprijed neuronske mreže te računanja greške u ovisnosti u stvarnim vrijednostima ciljne funkcije.

Podsjetimo se, skup za učenje je podijeljen na niz ulaznih vrijednosti X , te na niz vrijednosti koje predviđamo $y = f(X)$. Prolaz unaprijed je niz operacija kojima ulaze X propuštamo kroz slojeve neuronske mreže kako bismo dobili predviđeni izlaz $y_{predicted}$. Kod računanja greške uspoređujemo vektor predviđenih vrijednosti s vektorom stvarnih vrijednosti dobivenih u skupu za treniranje kako bismo vidjeli u kolikoj mjeri smo pogriješili. U sklopu laboratorijske vježbe, greška koju trebate implementirati je MSE (Mean Square Error, prosječno kvadratno odstupanje). MSE se računa na idući način:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_{predicted} - y_{true})^2$$

Pri čemu je $y_{predicted}$ prethodo navedeni vektor vrijednosti dobiven propagacijom unaprijed kroz slojeve neuronske mreže, dok je vektor y_{true} vektor stvarnih vrijednosti predviđane ciljne funkcije iz skupa za treniranje.

Metoda `forwardStep` objedinjuje propagaciju unaprijed te računanje greške i za zadani vektor ulaznih varijabli X te vektor stvarnih ciljnih vrijednosti Y vraća ukupnu pogrešku (MSE) na skupu podataka.

Problem 2: Genetski algoritam (60% bodova)

Drugi podzadatak laboratorijske vježbe je implementacija algoritma generacijskog genetskog algoritma. U datoteci `geneticAlgorithm.py` vam je implementiran konstruktor objekta `GeneticAlgorithm` - no niz kostura metoda čeka vašu implementaciju.

Učenje neuronske mreže treba ostvariti pomoću generacijskog genetskog algoritma s ugrađenim elitizmom, koji prenosi najbolju (ili više naboljih) jedinku u sljedeću generaciju. Kao prikaz rješenja koristite numpy polje decimalnih brojeva – svaka jedinka treba biti predstavljena numpy-evim nizom koje sadrži onoliko elemenata koliko neuronska mreža ima težinskih faktora. Operator križanja izvedite kao izračun aritmetičke sredine između dviju jedinka. Operator mutacije izvedite dodavanjem broja nasumično odabranog iz normalne distribucije $N(0, K)$, gdje je K neka odabrana vrijednost (hiperparametar `mutationScale`). Pri tome mutirajte samo p posto težina odjednom (pri čemu je p proizvoljno odabrana mutacijska konstanta). Isprobajte ponašanje algoritma za različite vrijednosti hiperparametara. Kao operator selekcije koristite proporcionalnu selekciju.

Problem 3: Optimizacija funkcija i istraživanje hiperparametara (20% bodova)

Nakon uspješne implementacije genetskog algoritma te neuronske mreže, u datoteci `runner.py` trebate dovršiti isječak koda s definicijom slojeva vaše neuronske mreže. Za početak definirajte neuronsku mrežu koja ima samo jedan skriveni sloj s n neurona (arhitektura $1 \times n \times 1$), pri čemu su vam veličina ulaznog i izlaznog sloja preddefinirane.

U datoteci imate definirane puteve do raznih tekstualnih datoteka sa skupovima za treniranje i testiranje različitih funkcija. Za početak, vaš genetski algoritam bi trebalo relativno brzo i uspješno rješavati problem sinusoide. No, prije nego što uspijete trebate se poigrati s hiperparametrima (kao i s brojem neurona u skrivenom sloju). Razmislite

o tome kako koji od njih utječe na izvođenje te pratite poklapa li se izvođenje s vašim predviđanjem.

Nakon što ste zadovoljavajuće dobro aproksimirali sinusoidu, okušajte se s dvodimenzijskima Rastriginovom i Rosenbrockovom funkcijom. Kako se optimizacija ponaša kada povećavate broj slojeva neuronske mreže? Kako se ponaša kada povećavate širinu slojeva neuronske mreže? Kako se ponaša treniranje neuronske mreže za povećanje dimenzionalnosti (u širini i dubini same mreže)? Koja bi, po vama, bila optimalna arhitektura neuronske mreže? Držite na umu da svaki idući linearni sloj neuronske mreže mora imati jednak broj ulaza broju izlaza prethodnog sloja!

Odgovore na ova pitanja smislite i argumentirajte na terminu predaje.

Također, pratite najniže greške koje dobivate na svakoj od zadanih ulaznih funkcija te hiperparametre za koje ste ih dobili kako biste rezultate mogli reproducirati na terminu predaje.

Prilikom treniranja algoritama, povremeno će vam se pokazivati slike na kojima ćete vidjeti vizualizaciju vaše trenutne aproksimacije funkcije i vrijednosti uzoraka iz skupa za treniranje (ili testiranje). U nastavku su dane vizualizacije aproksimacije Rosenbrockove funkcije nakon malog broja iteracija. Stvarne vrijednosti označene su zelenom bojom, dok su predviđanja označena plavom bojom ili plavom krivuljom (u 2d slučaju), ili plohom - kojoj boja ovisi o trenutnoj vrijednosti (u 3d slučaju). 3d slike, kad se jednom iscrtaju na vašem računalu se mogu rotirati. Za nastavak izvođenja programa morate zagasiti skice.

