

Analiza rendgen snimka pluća

Marko Lj. Petrović

Sadržaj — Postoji dosta problema za koje je teško naći konvencionalni algoritam za njihovo rešavanje. Neki se ne mogu rešiti na lak način korišćenjem tradicionalnih metoda, a neki su čak i nerešivi. Problem analize rendgen snimka grudnog koša je jedan od njih. Rano otkrivanje pojedinih bolesti poput: tuberkuloze pluća i srčanih problema je moguće putem analize rendgen snimka grudnog koša. Ova analiza je vremenski zahtevna i neretko zahteva zajednički rad doktora različitih specijalnosti. Sa druge strane broj snimaka je u stalnom porastu te blagovremena analiza nije moguća usled nedostatka medicinskog osoblja ili njihove prezauzetosti. Javlja se potreba za softverskim alatom koji je u stanju da brzo analizira snimke i da ih sortira po medicinskom stanju i hitnosti. Ovaj rad predlaže i dokazuje koncept zasnovan na neuralnim mrežama i njihovoj primeni u analizi rendgen snimka pluća.

Ključne reči — Analiza rendgen snimka, neuralne mreže, raspoznavanje oblika.

I. UVOD

SRVAKA bolest srca predstavlja ozbiljan problem, pa je zbog toga njeno rano otkrivanje najsigurniji put za izlečenje pacijenta. Takođe, rana detekcija problema i dijagnostika su ključni i kod bolesti pluća, poput tuberkuloze ili plućne embolije. Šanse pacijenta za izlečenje su višestruko veće ukoliko se bolest otkrije u ranoj fazi. Za otkrivanje bolesti pluća i srca u ranim fazama uglavnom se koriste rendgen aparati. Iako su aparati bazirani na magnetnoj rezonanci i digitalnoj tomografiji daleko precizniji od aparata baziranih na rendgen tehnologiji, njihova raspoloživost nije tako velika. Rendgen aparat je standardna oprema u gotovo svakom domu zdravlja, pa je i rendgen snimak postao osnovni dijagnostički element. Tradicionalni način pregleda rendgen snimka pluća (RSP) podrazumeva analizu od strane lekara određene specijalnosti, najčešće radiologa. Ukoliko lekar proceni da postoji takva potreba, može konsultovati i kolege drugih specijalnosti, kako bi zajedno došli do tačne dijagnoze. Cela ova procedura je vremenski zahtevna i obično uključuje više lica, što dodatno komplikuje ceo proces.

Računarska analiza rendgen snimka (RARS) u stanju je da otkrije rane znake bolesti pluća ili srca putem prepoznavanja određenih oblika u slici [1]. RARS je u stanju da uoči svaki problematični oblik koji se može matematički

opisati, ma koliko on mali bio. Na primer, tuberkuloza i većina tumora se prvenstveno manifestuju putem malih fleka-izraslina kružnog oblika, koje se golim okom veoma teško mogu uočiti.

Kada radiolog pregleda snimak, on prvo određuje granice pluća na slici, a zatim pokušava da nađe neku nepravilnost na ograničenom delu snimka. Ukoliko pronade nepravilnosti, radiolog markira problematične oblasti i sastavlja dijagnozu. RARS bi morao da prati isti obrazac uspostavljanja dijagnoze, ali da znatno brže analizira snimak.

U ovom radu analizirana je mogućnost primene neuralnih mreža u RARS. U prvom delu izvršena je analiza problema i predstavljena su neka od postojećih rešenja u ovoj oblasti, dok je u drugom delu prikazan predlog novog rešenja. Obzirom da je analiza rendgenskih snimaka veoma velika oblast, ovaj rad se fokusira samo na analizu rendgenskih snimaka pluća, i to na frontalni snimak.

II. OPIS PROBLEMA

Pacijent dolazi u radiološki kabinet i, na osnovu uputa doktora, radiološki tehničar vrši snimanje. Snimanje traje u zavisnosti od broja snimaka i do 10 minuta. Po završenom snimanju, pacijent čeka opis od strane radiologa. Kada dobije snimak, radiolog prvo odredi granice pluća, a potom uočava određene probleme, ukoliko ih ima. U nekim situacijama, da bi radiolog pravilno opisao snimak, potrebno je da se konsultuje sa jednim ili više kolega, a nekada i sa samim pacijentom. U proseku, jedan radiolog na opis snimaka može da potroši i do 60 minuta. Opis se sa snimkom šalje nadležnom lekaru koji je tražio snimanje i koji daje finalnu dijagnozu, ili pak traži dodatne analize snimka.

Celi tok od odlaska na snimanje, pa do dobijanja konačne dijagnoze može da traje više dana, što za određene bolesti predstavlja problem. S druge strane, ljudsko oko, koje je osnovni alat za analizu snimka od strane radiologa, nije u stanju da primeti jako male promene koje su prečnika oko 1-2 mm, a koje mogu da ukazuju npr. na rak pluća. Takođe, sposobnost lekara da objektivno pregleda snimak se znatno umanjuje ukoliko postoji bilo kakva povezanost sa pacijentom. Radiolog ima i određene norme u svom radu, tj. maksimalni broj snimaka koji je u stanju da pregleda, jer inače može da dođe do ozbiljnih propusta usled zamora. Vreme potrebno za izradu snimka je 6 puta manje od onog koje je potrebno za njegov opis, što neminovno vodi ka preopterećenju radiologa. Takođe, vreme za uspostavljanje konačne dijagnoze daleko je veće od vremena potrebnog za snimanje.

Ako analiziramo proces za dobijanje dijagnoze određene bolesti putem rendgen snimka pluća, uočićemo da je učešće lekara-radiologa u njemu dominantno. Tehničari učestvuju samo u izradi snimka, dok sve ostalo rade doktori. Vreme doktora je daleko skuplje od vremena tehničara, a i vreme potrebno da se jedan doktor obuči da pregleda snimke je daleko veće od vremena potrebnog za obuku tehničara. Takođe, raspoloživost radiologa nije u svim zemljama ista. Ako analiziramo određene afričke zemlje, možemo videti da je radiolog nekada udaljen i do 500 km od potencijalnog pacijenta, ali mu treba omogućiti da relativno brzo pregleda snimke pacijenta i odrediti dijagnozu. Još jedno opterećenje za radiologe je činjenica da se rendgen dijagnostika uglavnom koristi u preventivne svrhe, pa je tako bar 50% snimaka bez indikacije nekih problema, što znači da se nepotrebno troši vreme radiologa.

Zbog svega navedenog, ključno pitanje bi moglo da bude: kako brzo analizirati veliki broj rendgen snimaka i sortirati ih po tipu oboljenja i hitnosti? A zatim, kako samo određen broj snimaka, onih najkritičnijih, izdvojiti iz celog skupa i proslediti ih na analizu radiologu i time optimizovati njegovo vreme rada?

Mogući odgovor na ova pitanje leži u primeni neuralnih mreža koji se mogu obučiti za analizu snimaka i davanje privremenih dijagnoza. Ovakva analiza sastojala bi se od sledećih koraka:

- Učitavanje snimka
- Konverzija snimka u skladu sa potrebama analize
- Računanje ulaznih vrednosti na osnovu snimka
- Obučavanje neuralne mreže
- Testiranje stečenog znanja

III. POSTOJEĆA REŠENJA

A. Fakultet za IT i softversko inženjerstvo u Kanberi, Australija

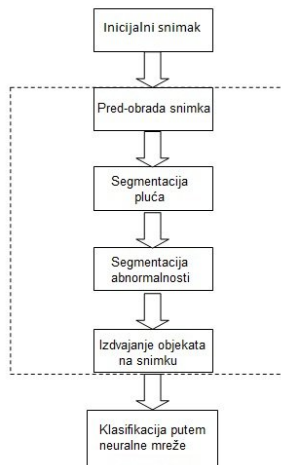
Autor ovog rešenja je profesor Kim Li [2] sa pomenutog fakulteta u Australiji. Ovo rešenje prati tok klasičnog pregleda i pokušava da putem neuronskih mreža simulira rad radiologa. Rešenje je u stanju da detektuje fleke koje mogu da ukazuju na rak pluća.

Rendgen snimak se prvo analizira kako bi se odredile ivice pluća. Za ovu namenu razvijen je potpuno novi algoritam koji je opisan u radu [2]. Algoritam analizira razliku u nijansama sive i crne boje kako bi detektovao a potom i „uokvirio“ pluća u zasebnu sliku koja se dalje analizira. Dobijena slika se prvo deli na dve, za svako plućno krilo po jedna slika. Potom se tako

dobijena slika deli na niz manjih pravougaonih slika. Svaka ta slika se analizira na postojanje okruglih fleka. Opet za detekciju flekica se koristi algoritam koji je specijalno razvijan za ovu namenu. Algoritam traži konstantnu razliku u nijansi sive boje u obliku kruga i ako je uspešno detektovana, slika u kojoj je fleka nađena se uokviri crvenom bojom. Ova analiza se ponavlja za svaku manju sliku koja je nastala od inicijalnog snimka.

B. Malezijski Univerzitet u Perlisu

Cilj ovog rešenja je da se primenom metoda separacije i obrade slike detektuje rak pluća u njegovoj ranoj fazi kako bi verovatnoća izlečenja bila znatno veća. Rešenje se implementira kroz tri faze: prikupljanje podataka, obradu slike i klasifikaciju putem neuralne mreže. Sl. 1. opisuje algoritam obrade snimka.

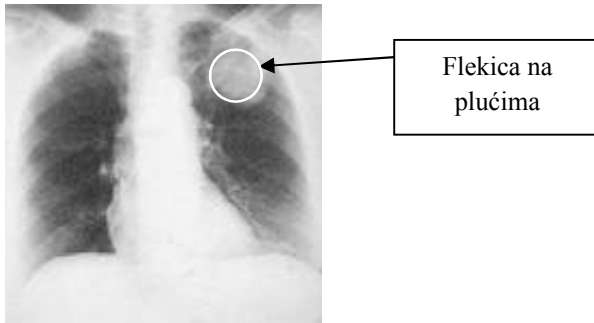


Sl. 1. Algoritam obrade snimka

Ulazni podaci (100 primeraka) obezbeđeni su iz baze podataka bolnice „Sultanah Bahiyah”. Tokom istraživanja autorima rešenja nije bila poznata dijagnoza sa snimaka. Snimci su napravljeni sa različitim aparatima i na različitim lokacijama, tako da se oni razlikuju po pitanju kontrasta, boje i veličine, što je i inače najčešći slučaj u praksi. Zbog ove različitosti, svi snimci prolaze istu proceduru predobrade, koja ima za cilj da snimak proizvoljnih karakteristika svede na unapred definisani format. Procedura

obuhvata konverziju u crno-beli snimak, podešavanje kontrasta, veličine, rezolucije kao i određene histogramске analize.

Najvažniji korak u procesu segmentacije snimka pluća je određivanje praga tolerancije u promeni vrednosti piksela. Takođe, primenjuju se i morfološke operacije za smanjenje šuma i filtriranje, kako bi se dobile glatke ivice pluća. Za detekciju flekica (*eng. nodule*) na plućima, koristi se slična procedura koja se primenjuje na sliku dobijenu u prethodnom koraku. Za finalnu detekciju koriste se tzv. erozija i isticanje regiona [3]. Slika se prvo segmentira a potom se se određeni segment uvećava odnosno ističe i na rakju smanjuje. Tokom ovog procesa segment dobijen proračunima poredi se sa stvarnim segmentom na slici i ukoliko je podudarnost dovoljna, region se proglašava detektovanom flekicom.



Sl. 2. Prikaz flekice na plućima

Obzirom da su sve slike u ovom stepenu obrade crno-bele, samo tri objekta su od interesa i to:

- *Oblast* - broj piksela od kojih se sastoji flekica
- *Perimetar* - broj piksela koji okružuju oblast
- *Oblik* - $4 \times \pi \times \text{oblast} / \text{perimetar}^2$

Konačna klasifikacija snimka vrši se putem neuralne mreže prema modelu koji je predložio profesor S. Anna Durai [4]. Ukupna tačnost ovog rešenja je 80% , ali je loša strana što ima 10% mogućnosti da se pacijent proglašuje lažno zdravim.

IV. OPIS NOVOG REŠENJA

Za potrebe realizacije novog rešenja obrade i analize rendgenskih snimaka odabrana je višeslojna neuralna mreža sa povratnim prostiranjem greške i sigmoid aktivacionom funkcijom. Ova vrsta mreža se najčešće koristi za nadgledano učenje i klasifikacione probleme [5].

- A. *Glavna karakteristika predloženog rešenja je fleksibilnost. Većina postojećih rešenja prvo se fokusira na prepoznavanje granica pluća, a potom se na tako dobijenoj slici traži neki od definisanih modela bolesti. Ukoliko se desi poklapanje sa nekim od predefinisanih modela bolesti (npr., kružne flekice ukazuju na rak), aplikacija zaključuje da je u pitanju to oboljenje. Predloženo rešenje polazi od činjenice da granice pluća nije uvek moguće precizno odrediti, kao i da se sa pravilnim obučavanjem neuralna mreža može primeniti na bilo koju bolest, koja se inače može prepoznati putem rendgenskog snimka pluća. Ovo rešenje treba posmatrati kao mladog radiologa koji je spreman da uči. Što više uči, postaje sve bolji. Računanje Ulaza*

Iako je snimak pluća osnovni predmet analize, slika u svom izvornom formatu ne može direktno da predstavlja ulaz za neuralnu mrežu. Traženi oblik ulaznih vrednosti je numerički niz, pa je stoga osmišljen algoritam koji preslikava sliku u jednodimenzijalni niz. Svaka slika se predstavlja određenim brojem tačaka. Broj tačaka se može izračunati na osnovu veličine slike (ako se veličina slike posmatra kao $x \times y$ tačaka). Svaka tačka na slici ima svoju boju, koja se interpretira na osnovu tri osnovne boje: crvene, zelene i plave, na engleskom *Red, Green, Blue* (RGB). Boja tačke se predstavlja kao suma RGB inteziteta. Na primer, siva boja se može predstaviti kao crvena (R) 112, zelena (G) 128 i plava (B) 144. Predloženi algoritam prvo skalira sliku na veličinu 500×450 piksela upotrebom bikubične interpolacije [6]. Potom se za svaki piksel nove slike redom očitaju RGB vrednosti. Ulazni niz je veličine 500×450 elemenata, a svaki element se računa po formuli:

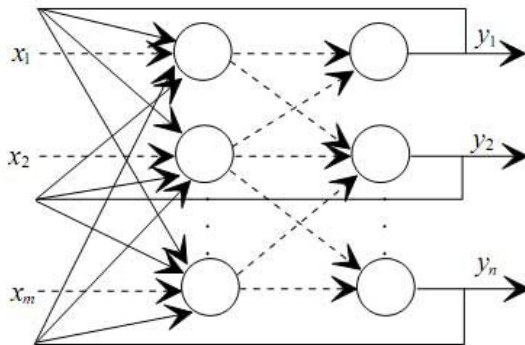
$$ulaz[i] = (R_i + G_i + B_i) / (3 \times 255)$$

Na ovaj način slika se konvertuje u jednodimenzioni niz, što je željeni vid ulaza za većinu razvojnih okruženja neuralnih mreža.

B. Dizajn mreže

Neuralna mreža sastoji se od slojeva, a slojevi od neurona. Očekivan izlaz je jednodimenzioni niz od 6 elemenata. Svaki od tih elementa predstavlja jedan deo pluća i to: 1-gore levo, 2-sredina levo, 3-dole levo, 4-gore desno, 5-sredina desno i 6-dole desno. Ukoliko bar jedan izlazni element indikuje problem, snimak se smatra problematičnim. Ukoliko ni jedna izlazna vrednost ne indikuje problem, snimak se dodatno klasifikuje kao zdrav (eng. Healthy).

Bazirano na dosadašnjem iskustvu autora i literaturi [7], za ovaj zadatak napravljena je aplikacija koja koristi troslojnu mrežu i algoritam sa povratnom spregom greške učenja. Ulazni sloj ima istu veličinu kao i slika $x \times y$ (500×450), tako da je broj neurona u ulaznom sloju jednak broju tačaka na slici. Pošto ne želimo nikakve promene u ulaznom sloju, taj sloj je linearni sloj. Drugi sloj je korišćen za relacije, tako da je to sigmoid sloj. Treći sloj je sloj izlaza i on ima 6 neurona, zato što imamo 6 različitih delova pluća, u skladu sa već opisanim modelom.



Sl. 3. Dizajn primenjene neuronske mreže ($m = 500 \times 450$, $n = 6$)

C. Programski jezik

Od aplikacije se zahteva izvršavanje funkcija kao što su obrada slike, serijalizacija objekata, razna izračunavanja, operacije neuralnih mreža, itd. Fokus aplikacije je na obučavanju neuralne mreže, a potom primeni tog znanja u analizi rendgen snimaka pluća. Svi ostali poslovi aplikacije su sekundarni. Stav autora ovog rada je da bi korišćenje C++, kao jezika sa najširoom upotrebom, vodilo ka gubljenju fokusa aplikacije zato što ne omogućava laku obradu slika, tj. većina vremena potrošenog na razvoj

aplikacije bi se odnosila na poslove koji su okarakterisani kao sekundarni. C# Microsoft .NET platforma je izabrana kao adekvatna za razvoj aplikacije zahvaljujući izuzetnoj podršci za osnovne operacije obrade slika, ogromnoj zajednici programera, kao i dostupnosti radnih okruženja za neuralne mreže u ovom programskom jeziku.

D. Dostupna radna okruženja

Obučavanje neuralnih mreža za određene namene zasnovano je na već poznatim algoritmima učenja, koji su opisani svojim matematičkim modelima [8]. Pisanje programa koji bi implementirao ove algoritme bio bi jako zamoran i, pre svega, nepotreban posao. Zbog toga su razvijena radna okruženja koja implementiraju ove poznate algoritme i daju mogućnost programerima da se fokusiraju na primenu neuralnih mreža, a ne na razvoj algoritama.

Među besplatnim i javno dostupnim okruženjima svakako dominiraju AForge.NET [9] i NeuronDotNet [10]. AForge.NET nije samo radno okruženje za neuralne mreže, već je to i okruženje za obradu slika, a poseduje i mnoge druge alate (genetski algoritmi, rasplinuta logika, robotika, itd.) koji programerima olakšavaju razvoj specifičnih vrsta aplikacija.

E. Dizajn baze podataka

Aplikacija koristi nadgledani model učenja, pa je skup za učenje, koji čine rendgen slike pluća i njihove poznate dijagnoze potrebno negde sačuvati kako bismo procenjivali nove snimke, ili eventualno obučavali neki novi model neuralne mreže. Za to se koristi baza podataka. Kako bi se olakšala instalacija aplikacije, za bazu podataka upotrebljen je Microsoft SQL Compact 3.5 server. Na korisničkom računaru aplikaciji nije potrebna ni instalirana instanca SQL servera, niti mrežna povezanost sa SQL serverom. Ukoliko se on nalazi na mreži, obično kopiranje datoteka će biti dovoljno.

Baza podataka čuva medicinski zapis za svaku sliku i njenu dijagnozu. Dijagnoza može da bude zdrav, ili neki od 6 delova pluća može da bude označen kao nezdrav.

F. Proces obučavanja neuralne mreže

Neuralna mreža mora da bude dobro obučena da bi mogla da daje validan izlaz. Aplikacija čita jedan po jedan medicinski zapis iz baze podataka. U svakom zapisu nalazi se slika. Iz svake slike se pročitaju svi pikseli i izračuna validan dvodimenzioni niz za njenu vrednost, koji predstavlja ulaznu

vrednost za neuralnu mrežu. Neuralna mreža generiše niz od šest elemenata i ovaj niz predstavlja izlaznu vrednost. Svaki element niza ima vrednost u intervalu $[0,1]$ i predstavlja jedan region slike. Medicinski zapis sadrži i informacije o tačnoj dijagnozi i to u vidu jednodimenzionog niza od šest elemenata. Poređenjem izračunatog niza i niza iz baze podataka sračunava se srednja greška učenja čime je jedna iteracija učenja završena. U sledećoj iteraciji se učitava drugi medicinski zapis sa drugom slikom i ponavlja postupak. Neuralna mreža se sastoji od velikog broja čvorova koji su gusto povezani kako sa drugim čvorovima, tako i sa samim sobom, pri čemu je dozvoljeno i kašnjenje u propagaciji signala kroz čvorove. Procesom obučavanja određujemo težinske koeficijente veza između neurona i time povećavamo znanje neuralne mreže.

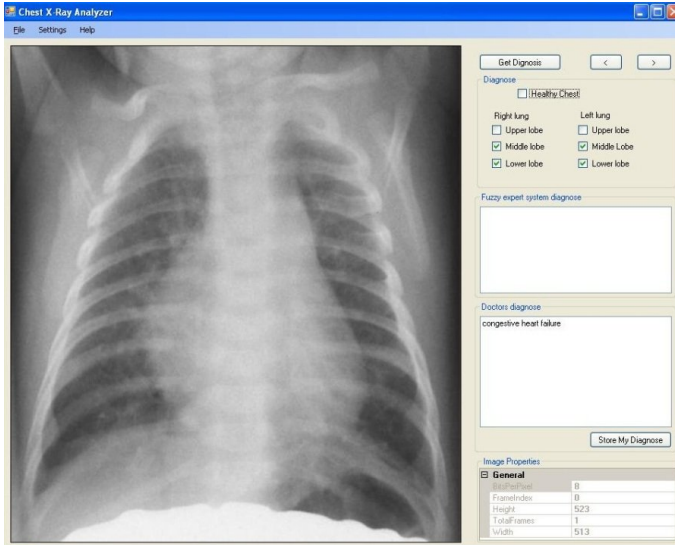
V. OPIS APLIKACIJE

Aplikacija ima za cilj automatizovanu obradu rendgen snimka i određivanje dijagnoze u smislu zdrav ili ne. Aplikacija se sastoji iz četiri modula i to: Modul za inicijalnu obradu slike, modul za obučavanje neuralne mreže, modul za računanje srednje greške učenja i modul za analizu nove slike. U daljem tekstu detaljnije je objašnjen rad svakog modula. Za rad sa neuralnim mrežama korišćeno je radno okruženje Aforge.Net [9]

A. Operacije sa slikom

Slika može biti, ili već uneta u bazu podataka ili da se nalazi na nekom lokalnom ili mrežnom mediju. Korisnik može da prolazi kroz slike i njene dijagnoze koristeći strelice na meniju. Slika i dijagnoza su prikazani na istoj formi.

Nova slika se otvara sledećom sekvencom komandi Option->File->Open. Slika će se učitati, a vi ćete biti u mogućnosti da je vidite i da joj dodelite dijagnozu. Snimanjem nove slike i njene dijagnoze stvarate novi skup za učenje i time poboljšavate obučavanje neuralne mreže. Ukoliko odaberete da dobijete dijagnozu od aplikacije, dijagnoza će biti izračunata na osnovu već postojećeg znanja neuralne mreže.



Sl.4. Glavna forma aplikacije

B. Obučavanje mreže

Obučavanje mreže se postiže uz pomoć forme do koje se dolazi sledećom sekvencom komandi iz menija *Settings*->*Neural network*. Ovde možete podesiti ulaze učenja kao što je srednja greška učenja (*eng. learning rate*) i broj iteracija. Proces učenja počinje pritiskom na dugme start. Proces učenja se može prekinuti u bilo kom momentu klikom na dugme stop.

U toku učenja aplikacija kreira skup obučavanja na osnovu zapisa koji postoje u bazi podataka. Skupovi obučavanja se formiraju na način na koji je to objašnjeno u IV.F. Nakon svake iteracije učenja, mreža računa trenutnu srednju grešku. Obučavanje se može prekinuti samo u dva slučaja: kada je željena srednja greška učenja dostignuta ili kada je dostignut zadati broj iteracija.

D. Analiza nove slike

Pošto je mreža obučena i dijagnoza povezana sa slikom, aplikacija je spremna za učitavanje nove slike. Nova slika se učitava sekvencom sledećih komandi *File->Load*. Slika je učitana, potencijalna dijagnoza se može dobiti pritiskom na dugme *Get diagnose*. Ukoliko je detektovan problem, odgovarajući delovi snimka su označeni a njihova polja za potvrdu su selektovana. Ukoliko nije pronađen problem na slici samo *Healthy* polje za potvrdu je selektovano. Ukoliko se korisnik ne slaže sa dijagnozom, on može promeniti selektovanu površinu na slici, isto kao, i status polja za proveru a zatim pritisne na dugme *Store image/diagnose pair*, čime unosi novu dijagnozu. Jako je uputno da samo lekari (stručno osoblje) obavljaju ovaj posao pošto u suprotnom neuralna mreža će biti pogrešno obučena.

VI. ZAKLJUČAK

Iako su postignuti rezultati ohrabrujući, za upotrebu u svakodnevnoj medicinskoj praksi potrebno je dodatno usavršavanje aplikacije. Prvi cilj daljeg razvoja bio bi obučavanje neuralne mreže da raspozna jedno od dva navedena oboljenja, i to sa tačnošću koja je medicinski prihvatljiva. Ovo je moguće postići povećanjem skupa snimaka za obuku sa par stotina na par hiljada. U prvom povećanju skupa za obuku, bilo bi korišćeno 85% snimaka jedne bolesti i oko 15% snimaka sa dijagnozama druge bolesti. Ovim bi se izbegao problem pretreniranosti u obučavanju i unapredilo znanje neuralne mreže. Skup za obuku postepeno treba povećavati tako da se postigne potrebna medicinska tačnost i za druga oboljenja.

Sledeći korak je promena opsega izlaznih vrednosti sa $[0,1]$ na $[-0.5,0.5]$. zbog upotrebe algoritma sa povratnom spregom učenja, na ovaj način bi trebalo da se ubrza konvergencija i skрати vreme obučavanja neuralne mreže [11].

Jedan od ciljeva u daljem radu bio bi i unapređenje mehanizma prepoznavanja oblika na snimku pluća. Pored postojećeg sistema koji prepoznaje problematične regione pluća, prirodni sledeći korak je preciznije lociranje problematičnog dela snimka i njegovo markiranje. U ovom stepenu razvoja aplikacije može se koristiti neko od postojećih rešenja koja su se dokazala u prepoznavanju oblika, kao što je npr. prepoznavanje rukopisa. Neocognitron [12] je heuristična višeslojna neuralna mreža koja ispunjava takve zahteve.

LITERATURA

- [1] C. T. Leondes, *Image Processing and Pattern Recognition*, Academic Press, 1997.
- [2] K. Lee, "Aa design of a computer-aided diagnostic tool for chest x-ray analysis", *IJCSIT*, 2011, ch 2.
- [3] M. Sonka, V. Hlavac and R. Boyle, *Image Processing, Analysis, and Machine Vision*, 3rd ed., CL Engineering, 2007
- [4] S. Anna Durai and E. Anna Saro, "Image Compression with Back-Propagation Neural Network using Cumulative Distribution Function", *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 17,2006, pp. 60-64, 2006.
- [5] C. M. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press, 1996.
- [6] H. Zhao, S-C. B. Lo, M. T. Freedman and Y. Wang, "Enhanced Lung Cancer Detection in Temporal Subtraction Chest Radiography Using Directional Edge Filtering Techniques", *Proc. SPIE*, vol. 4684, 2002, pp. 698-703, .
- [7] F. Vogelsang, M. Kohnen, J. Mahlke, M. W. Kilbinger, B. B. Wein and R. W. Guenther, "Model-based analysis of chest radiographs", *Proc. SPIE*, vol. 3979, 2000, pp. 1040–1052,.
- [8] H. Zhao, S-C. B. Lo, M. T. Freedman and Y. Wang, "Enhanced Lung Cancer Detection in Temporal Subtraction Chest Radiography Using Directional Edge Filtering Techniques", *Proc. SPIE*, vol. 4684, pp. 698-703, 2002.
- [9] Radno okruženje za rad sa neuralnim mrežama, Available: <http://www.aforgenet.com/>, 22.05.2012
- [10] Radno okruženje za rad sa neuralnim mrežama, Availabe: <http://sourceforge.net/projects/neurondotnet/>, 22.05.2012
- [11] W. Schiffmann, M. Joost and R. Werner, "Optimization of the Backpropagation Algorithm for Training Multilayer Perceptrons", *Technical Report*, University of Koblenz, Institute of Physics, Rheinau 1, 56075 Koblenz, Germany, 1994.
- [12] K. Fukushima and N. Wake, "Handwritten Alphanumeric Character Recognition by the Neocognitron", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 2, 1991, pp. 355-365,.

ABSTRACT

It is known fact that there are many different problems for which it is difficult to find formal algorithms to solve them. Some problems cannot be solved easily with traditional methods; some problems even do not have a solution yet. Problem of computer analyses of X-Ray images is one of them. Early detection of heart and lung diseases is possible with computer X-Ray image analysis which is time-consuming process and often requires several physician/specialist to finish analysis. In other hand we have constant grow of X-Ray images to process. All this define a need for software tool capable for quick image analyze and sort by medical problem definition and urgency. This paper suggests concept for X-Ray image processing based on neural networks and pattern recognition.

CHEST X RAY ANALYZER

Marko Lj. Petrovic