Spracovanie obrazových dát metódami umelej inteligencie

# 1.slajd Motivacia

Dobry den,

Ako jeden zo najzakladnejsich a najlepsich pristupov spracovavanie velkeho mnozstva dat su neuronove siete, tie dokazu vdaka vykonu dnesnej doby spracovavat efektivne a presne. Pre spracovanie obrazov a obrazovych dat sa pouzivaju konvolucne neuronove siete, pre ktore su jednou z esencialnych veci filtre, kernely.

# 2. slajd Ciel

Primarnym cielom nasej prace je porovnat rozne metody generovania filtrov, pricom tieto metody budeme vkladat na zaciatok, teda do prvych vrstiev, konvolucnej neurovnovej siete .

# 3.slajd Metody

Ako jednotlive metody generovania filtrov sme sa rozhodli vybrat dva typy a to generovanie filtrov automaticky, take ktore si siet vytvori a upravi sama, a manualne, take ktore jej mi definujeme a pocas celeho behu siet ich nebude upravovat.

Ako automaticke metody sme vybrali

* Backpropagation, a to kvoli jeho prisposobivosti, a teda, ze sieti dodava maximalnu kontrolu nad tym ako budu filtre vyzerat
* Autoencoder, kvoli tomu, ze si myslime, ze vdaka jeho podstate bude vediet siet data upravit a na tolko, ze nasledna klasifikacia bude ovela jednoduchsia
* Transfer learning, tuto metodu sme vybrali kvoli velkemu poctu pouziti tejto metody v podobnych domenach. Pricom vysledky boli jedny z najlepsich.

Ako manualne metody sme vybrali

* Gaborove filtre, tie si vybrali kvoli skutocnosti, ze tieto filtre su generovane pomocou funkcie, ktora je prirodna a teda verime, ze ma velmi dobre predpoklady na rozpoznanie objektov a hran v obrazovych datach. A teda bude to velmi kvalitne spracovavat prvotny vstup.

# 4.slajd Domena

Nasou domenou su medicinske data konkretne histologicke data, kde budeme klasifikovat na pozitivny a negativny vyskyt rakoviny. Ako dalsou domenou bude obrazy texturovych povrchov kde budeme znova klasifikovat na pozitivny a negativny vyskyt objektu v datach.

# 5.slajd Dataset

Pre lepsie porovnanie a splnenie nasho ciela sme sa rozhodli pouzit 2 datasety pricom jeden je z domeny mediciny, histologie a je to dataset s menom PatchCamelyon, ktorý obsahuje 327 680 obrázkov histologických dát. Tieto obrázky sú vyrezy z pôvodného datasetu Camelyon16, ten obsahuje 400 zafarbených WSI úsekov sentinelových lymfatických uzlín. Pomer pozitivnych a negativnych tried v tomto datasete je 1 ku 1. A tvar jednotlivych vstupov je 96 x 96 x 3 pixelov.

Ako druhy dataset sme si vybrali dataset DAGM, ktory obsahuje syntetický súbor údajov na detekciu defektov na textúrovaných povrchoch. Pôvodne bol vytvorený pre súťaž na sympóziu v roku 2007. Tento dataset obsahoval vstup vo velkosti 512 x512 pixelov, a taktiez obsahoval vyse 500 obrazkov. Pre prisposobenie k prvemu datasetu a zvacseniu velkosti tohto datasetu sme ho upravili pomocou metody klzaveho okna, a to na velkost 96x96x1 pixel a zvysili sme pocet jeho obrazkov na 101 400, Pomer pozitivnej a negativnej triedy v tomto datasete je 1 ku 2.

# 6.slajd Vlastne riesenie

Kedze nasim cielom bolo porovnat rozne metody generovani fitlrov v prvych vrstvach konvolucnych neuronovych sietach museli sme najprv najst, popripade vytvorit konvolucnu neuronovu siet ktora by dosahovala dobre vysledky na nasich datach. Nasledne pred nu sme vlozili spominane metody a potom sme len porovanli vysledky jednotlivych metod spolu so sietami. Na tabulke mozte vidiet rozne architektury a modeli, ktore sme vyskusali na danych datach, tieto vysledky su vykonavane na prvom datasete PCAM, kedze tento dataset obsahuje komplikovanejsie data ako druhy dataset. Vyskusali sme zo znamych architektur ResNet, VGG a Unet, Ako vlastne modeli sme implementovali neuronovou siet s 3, 5 a 2 konvolucnymi vrstvami s roznymi kombinaciami co sa tyka ich velkosti filtrov. Zo vsetkych skusanych sa na datasete PCAM ukazala NN s architekturov Unet, pricom dosiahla 80% uplnost.

# 7.slajd Navrh vlastneho riesenia

Na tomto slajde mozte vidiet navrh ako nase riesenie vyzera a teda vstupom je dataset, nasledne ak je potrebny vykoname preprocessing potom datav stupia do siete kde najprv idu cez alternativnu metodu na generovanie filtrov, a nasledne svoj vystup posle do Unet siete, ktora po ukonceni vrati vysledok ako klasifikaciu do dvoch tried

# 8.slajd Transfer learning

Transfer learning tato metoda na generovanie filtrov bola celkom sklamanim a uplne zlyhala pri svojej ulohe comu nasvedcuju aj vysledky a to ze bud vsetko zvolila za negativne alebo vsetko za pozitivne. Z coho nam vysiel vysledok ze bud musime pouzit len ozaj malo natrenovanych vrstiev a ostatne vrstvy je potrebne znova pretrenovat alebo musime mat model natrenovany na velmi podobnych datach.

# 12.slajd Vysledky PCAM

Tu mozme vidieť zosumarizovane vysledky pre metody Backpropagation, Autoencoder a Gaborove filtre pre dataset PCAM, pricom na spodku strany mozme vidiet vysledky siete bez pridanej vrstvy, teda alternativnej metody na generovanie filtrov. Ako vyhodnocovanie metriky sme pouzili uplnost a f1 skore.

Co sa tykja jednotlivych testovanych kombinacii, mozme vidiet ze pri gaborovych filtorv a autoencoderu, velkost filtrov a pocet filtrov az tak neovplyvnil vysledky co sa u Backpropgation neda povedat, tam pokial velkost filtrov bola nizsia, uplnost/uspesnot siete je vyssia a pri pocte filtrov je to naopak pokial ich bolo viac siet dosiahla lepsie vysledky ako ked pocet fitlrov bol mensi.

Pri gaborovych filtrov vysledky pridu skor nahodne kedze hodnoty dost kolisu medzi 80% a 50%, mozme prehlasit, ze tato metoda bude asi len tak dobra ako filtre ktore jej boli dodane. Pri tejto metode sa nam sice podarilo ziskat model ktory mal lepsiu uspesnost ako hola siet (bez metody) no nie o vela len o nejake 1-2 percenta....

Co sa tyka autoencodera vidime ze ten nesposobil ze siet nesplnila svoju ulohu ako sa to stalo pri gaborovych filtrov ale taktiez sa stalo ze jeho vysledky boli horsie ako siet bez specialnej vrstvy.

# 13.slajd Vysledky DGAM

Tieto vysledky co sa tyka porovaniu testovanych kombinacii, u backpropagation nam len potvrdili, teoriu ze pokial ma siet viacej filtrov na naucenie len to pomoze ziskat lepsiu uplnost. Pricom o velkosti filtrov to uz neplati a je to priam naopak. Co moze mat za nasledok toho ze tento typ kombinacie nijak neovplyvnuje siet alebo to ze pri tomto type dat to je naopak.   
Co sa tyka gaborovych fitlrov vidime, ze parametre medzi sebou znova nijak nesuvisia, az moze z toho evokovat ze pokial siet mala menej gaborovych filtrov jej uspesnost bola lepsia a teda znova nam vychadza take riesenie ze tato metoda je viac o nahode a o tom ako dobre su vygenerovane filtre pre siet.   
Ako najlepsie riesenie pre tento dataset sa ukazuje autoencoder kedze jeho hodnoty su najstabilnejsie a odslisuju sa len v desatinnych cislach maximalne 2% a teda tato metoda sa zda najlepsia pre tento typ dat. Pomocou nasej upravy sme dokazili vylepsit siet skoro vo vsetkych pripadoch pricom vo velmi maloktorych sme jej dokazali nejak drasticky znizit jej uspesnost.

# 14.slajd Zhrnutie

**Najlepšie výsledky**

PCAM – Backpropagation 85.96% s 3x3 veľkosťou filtrov a 64 počet filtrov, dovodom najlepsich vysledkov je ze siet mala uplnu kontrolu nad tym ako bude filtre vyzerat co pri tychto datach vyzera byt najlepsia cesta.

DAGM – Autoencoder 95.88% s 7x7 veľkosťou filtrov a 32 počet filtrov, celkovo tato metoda dosiahla najlepsie vysledky to z toho dovodu ze pokial su data velmi podobne priam az totozne a rozdiel medzi pozitivnou a negativnou triedov je len velmi maly rozdiel, tato metoda ma velmi dobre predpoklady rozopoznavat vzory a teda uspesne klasifikovat.

Co sa tyka najhorsich vysledkov su pre PCAM aj pre DAGM gaborove filtre, tato metoda sa ukazala dost nahodna, minimalne z toho dovodu ze vo vsetkych pripadoch dost sklakali jednotlive kombinacie, a to prikladame tomu, ze sa vygenerovali filtre ktore sietinejak nepomholi len mozno napachali este vacsiu skodu.

PCAM – Gáborové filtre 49.97% s 9x9 veľkosťou filtrov a 32 počet filtrov

DAGM – Gáborové filtre 89.9% s 7x7 veľkosťou filtrov a 16 počet filtrov