Záver

Spracovanie obrazových dát metódami umelej inteligencie je v dnešnej dobe jedna z najčastejších oblastí počítačovej vedy, ktorá ide dopredu a, ktorá sa skúma, hľadajú sa nové riešenia, objavujú sa nové poznatky. My sme si zobrali za úlohu skúmať hlboké neurónové siete, konkrétne konvolučné neurónové siete a ich základné časti, teda metódy generovania filtrov. Vybrali sme si rôzne typy metód generovania filtrov, pričom tieto typy vieme jednoducho rozdeliť do dvoch hlavných skupín a to na automatické generovanie filtrov a manuálne generovanie filtrov. Za automatické sme vybrali metódu generovania filtrov pomocou backpropagation, ktoré je klasicky spôsob generovania filtrov, čo sa týka použiteľnosti, používa sa skoro všade a je to štandardný spôsob. Ďalej sme si vybrali generovanie filtrov pomocou autoenkóderu, ktorý svojou podstatou pomáha zjednodušovať vstupy a následne je jednoduchšie nachádzať v jeho výstupe vzory, poprípade určite objekty. Transfer learning ako metóda, ktorá sa stáva viacej modernejšia a používanejšia v dnešnej dobe. A posledná metóda na generovanie filtrov sú filtre vytvorené pomocou Gáborovej funkcie, táto metóda sa radi do kategórii manuálne generovanie filtrov.

         Jednotlivé prístupy, metódy, sme sa rozhodli testovať a porovnávať na dátach, ktoré budú pre sieť náročne na rozpoznanie a taktiež na dátach, ktoré pre sieť budú jednoduché nerozoznanie. Vďaka tomu sme chceli zistiť či tieto prístupy sú rozdielne, či majú podobné výsledky, ktorá z týchto metód je lepšia a, ktorá je horšia, a to aj na akom type dát. Ako dáta, ktoré budú pre sieť náročne, sme použili histologické dáta, konkrétnejšie v časti \ref{dataset:pcam}, ako dáta, ktoré budú pre sieť jednoduchšie sú dáta rôznych textúrových povrchov, konkrétnejšie v časti \ref{dataset:dagm}

         Rozhodli sme sa jednotlivé prístupy otestovať s viacerými parametrami, ktoré by mohli ovplyvniť výsledky. Pre metódy, Gáborové filtre, backpropagation, autoencoder, sme sa rozhodli meniť parametre, ktoré mohli ovplyvňovať výsledky jednotlivých neurónových sieti. Tieto parametre sú veľkosť  filtrov a počet filtrov. Pri metóde transfer learning, sme vybrali rôzne typy modelov a množstvo filtrov, ktoré bude sieť môcť upraviť.

         Ako najlepší princíp pre klasifikáciu v histologických dátach je metóda generovania filtrov pomocou Gáborových filtrov, pričom táto metóda sa nám ukázala veľmi nestabilná, čo značí, že pri zmene spomínaných parametrov veľmi kolíše úspešnosť tejto klasifikácie a to až do takej miere, že sieť v niektorých prípadoch zlyhávala, teda úspešnosť klasifikácie bola skoro nulová.

Pričom najstabilnejšie výsledky a zároveň najlepšie dosahuje metóda s využitím backpropagation, tá síce reagovala na zmenu parametrov, ale nie tak drasticky ako Gáborové filtre. Táto metóda dosahovala veľmi dobré výsledky aj v druhom datasete, ale nikdy nedosiahla najlepšie čo značí o jej prispôsobiteľnosti.

Čo sa týka metódy generovania filtrov pomocou autoenkóder, táto metóda dosahovala tiež vhodne výsledky, no v porovnaní s ostatnými boli až 3 v poradí v oblasti histológie. Najlepšie výsledky podávala vtedy, pokiaľ dáta boli veľmi podobného charakteru, čo sme mohli vidieť v dataset DAGM \ref{dataset:dagm}. Tam dosiahla zo všetkých skúmaných najlepšie výsledky, a to pomerne stabilné, teda na úspešnosť zmena jednotlivých parametrov až tak nevplývala.

Čo sa týka metódy s použitím transfer learningu, táto metóda v našich doménach, teda histológii a textúrových povrchov dosiahla katastrofálne výsledky a vôbec nedokázala klasifikovať a učiť sa. Teda táto metóda je nepoužiteľná, pokiaľ model chceme používať už naučený, ale nie na podobnej doméne.