Analýza struktury obrazu karotidového plátu s použitím deskriptorů a hlubokého učení

Bc. Vladyslav Sherstobitov

Diplomová práce
2024

Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně
Fakulta aplikované informatiky

Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně
Fakulta aplikované informatiky
Ústav informatiky a umělé inteligence

Akademický rok: 2023/2024

ZADÁNÍ DIPLOMOVÉ PRÁCE

(projektu, uměleckého díla, uměleckého výkonu)

Jméno a příjmení:	**Bc. Vladyslav Sherstobitov**
Osobní číslo:	**A21505**
Studijní program:	**N0613A140022 Informační technologie**
Specializace:	**Softwarové inženýrství**
Forma studia:	**Kombinovaná**
Téma práce:	**Analýza struktury obrazu karotidového plátu s použitím deskriptorů a hlubokého učení**
Téma práce anglicky:	**Carotid Plaque Image Structure Analysis Using Descriptors and Deep Learning**

Zásady pro vypracování

1. Popište frekvenční a intenzitní deskriptory v analýze obrazů z plátů karotid.
2. Analyzujte členitosti a kompaktnosti části plátů.
3. Popište využití deskriptorů pro odhad rizika ulomení plátu a způsobení náhlé příhody.
4. Popište využití hlubokého učení pro odhad rizika ulomení plátu a způsobení náhlé příhody s využitím deskriptorů z bodu 3.
5. Zhodnoťte výsledky predikce ulomení plátu a způsobení náhlé příhody.

Forma zpracování diplomové práce: **tištěná/elektronická**

Seznam doporučené literatury:

1. SZELISKI, Richard. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer London Ltd, 2011.1.
2. ZHANG, DENGSHENG. Fundamentals of image data mining: analysis, features, classification and retrieval. Second edition. Cham: Springer, [2021]. Texts in computer science. ISBN 978-3-030-69250-6.
3. ELGENDY, Mohamed. Deep Learning for Vision Systems. Manning Publications Co., 2020.
4. GUPTA, Ajay, et al. Plaque echolucency and stroke risk in asymptomatic carotid stenosis: a systematic review and meta-analysis. Stroke, 2015, 46.1: 91-97.
5. NIXON, Mark; MAHMOODI, Sasan; ZWIGGELAAR, Reyer (ed.). Medical Image Understanding and Analysis: 22nd Conference, MIUA 2018, Southampton, UK, July 9-11, 2018, Proceedings. Springer, 2018.

Vedoucí diplomové práce: **doc. Ing. Zdenka Prokopová, CSc.**
Ústav počítačových a komunikačních systémů

Datum zadání diplomové práce: **26. července 2024**
Termín odevzdání diplomové práce: **23. srpna 2024**

UNIVERZITA TOMÁŠE BATI VE ZLÍNĚ
Fakulta aplikované informatiky
DĚKAN
L.S.

doc. Ing. Jiří Vojtěšek, Ph.D. v.r.
děkan

prof. Mgr. Roman Jašek, Ph.D., DBA v.r.
ředitel ústavu

Ve Zlíně dne 29. července 2024

Vladyslav Sherstobitov
Analýza struktury obrazu karotidového plátu s použitím deskriptorů a hlubokého učení
Prohlašuji, že

- beru na vědomí, že odevzdáním diplomové práce souhlasím se zveřejněním své práce podle zákona č. 111/1998 Sb. o vysokých školách a o změně a doplnění dalších zákonů (zákon o vysokých školách), ve znění pozdějších právních předpisů, bez ohledu na výsledek obhajoby;
- beru na vědomí, že diplomová práce bude uložena v elektronické podobě v univerzitním informačním systému dostupná k prezenčnímu nahlédnutí, že jeden výtisk diplomové práce bude uložen v příruční knihovně Fakulty aplikované informatiky Univerzity Tomáše Bati ve Zlíně;
- byl jsem seznámen s tím, že na moji diplomovou práci se plně vztahuje zákon č. 121/2000 Sb. o právu autorském, o právech souvisejících s právem autorským a o změně některých zákonů (autorský zákon) ve znění pozdějších právních předpisů, zejm. § 35 odst. 3;
- beru na vědomí, že podle § 60 odst. 1 autorského zákona má UTB ve Zlíně právo na uzavření licenční smlouvy o užití školního díla v rozsahu § 12 odst. 4 autorského zákona;
- beru na vědomí, že podle § 60 odst. 2 a 3 autorského zákona mohu užít své dílo – diplomovou práci nebo poskytnout licenci k jejímu využití jen připouští-li tak licenční smlouva uzavřená mezi mnou a Univerzitou Tomáše Bati ve Zlíně s tím, že vyrovnání případného přiměřeného příspěvku na úhradu nákladů, které byly Univerzitou Tomáše Bati ve Zlíně na vytvoření díla vynaloženy (až do jejich skutečné výše) bude rovněž předmětem této licenční smlouvy;
- beru na vědomí, že pokud bylo k vypracování diplomové práce využito softwaru poskytnutého Univerzitou Tomáše Bati ve Zlíně nebo jinými subjekty pouze ke studijním a výzkumným účelům (tedy pouze k nekomerčnímu využití), nelze výsledky diplomové práce využít ke komerčním účelům;
- beru na vědomí, že pokud je výstupem diplomové práce jakýkoliv softwarový produkt, považují se za součást práce rovněž i zdrojové kódy, popř. soubory, ze kterých se projekt skládá. Neodevzdání této součásti může být důvodem k neobhájení práce.

Prohlašuji,

- že jsem na diplomové práci pracoval samostatně a použitou literaturu jsem citoval. V případě publikace výsledků budu uveden jako spoluautor.
- že odevzdaná verze diplomové práce a verze elektronická nahraná do IS/STAG jsou totožné.

Ve Zlíně, dne…….

Vladyslav Sherstobitov, v.r.

ABSTRAKT

Tématem této diplomové práce je analýza struktury obrazu aterosklerotického plátu v karotidě, pro kterou se používají deskriptory a hluboké učení. Hlavním cílem práce je vyhodnocení možností využití hlubokého učení pro odhad rizika ulomení aterosklerotického plátu, které se provádí v rámci vlastního výzkumu. V teoretické části jsou shromážděny informace o segmentaci obrazu, technikách detekce významných bodů v obrazech a postupech měření objektů pro příznakové rozpoznání. Dále jsou také uvedeny příznakové metody analýzy obrazu a je charakterizována neuronová síť s využitím algoritmu zpětného šíření chyby. Součástí teoretické části je popis karotid a aterosklerotických plátů, které mohou být identifikovány právě prostřednictvím analýzy struktury obrazu. V praktické části je realizován projekt, jehož úkolem je analyzovat soubor snímků karotidových tepen, kde existuje riziko ulomení časti aterosklerotických plátů. Na konci práce došlo k vyhodnocení výsledků a k určení deskriptorů, které se ukázaly jako nejdůležitější při odhadu rizika.

Klíčová slova: hluboké učení, deskriptor, ultrazvukový snímek, karotida

ABSTRACT

The topic of this thesis is the analysis of the structure of atherosclerotic plaque in the carotid artery using descriptors and deep learning. The main objective is to evaluate the potential of deep learning for estimating the risk of atherosclerotic plaque rupture, which is done as part of my own research. The theoretical part gathers information on image segmentation, techniques for detecting anomaly points in images, and procedures for measuring objects for feature recognition. Also discussed are feature-based methods of image analysis and the characterization of a multilayer neural network using the backpropagation algorithm. The theoretical part also describes the carotid artery and atherosclerotic plaques, which can be identified through image structure analysis. The practical part involves a project analyzing a set of images of carotid arteries, where there is a risk of the development or rupture of atherosclerotic plaques. At the end of the thesis, the results were evaluated, and the descriptors were determined, which proved to be the most important in assessing the risk.

Keywords: deep learning, descriptor, ultrasound image, carotid artery

PODĚKOVÁNÍ

Chtěl bych poděkovat doc. Ing. Petr Čermákovi, Ph.D. za cenné rady a odborné vedeni mé diplomové práce.

Prohlašuji, že odevzdaná verze bakalářské/diplomové práce a verze elektronická nahraná do IS/STAG jsou totožné.

OBSAH

OBSAH **8**
ÚVOD **10**
I TEORETICKÁ ČÁST **12**
1 ZPRACOVÁNÍ OBRAZU **13**
1.1 SEGMENTACE OBRAZU **13**
1.2 DETEKCE VÝZNAMNÝCH BODŮ V OBRAZECH **15**
1.2.1 SCALE-INVARIANT FEATURETRANSFORM (SIFT) 15
1.2.2 SPEEDED-UP ROBUST FEATURES (SURF) 16
1.2.3 FEATURES FROM ACCELERATED SEGMENT TEST (FAST) 20
1.2.4 ORIENTED FAST AND ROTATED BRIEF (ORB) 20
1.2.5 ROTATION-INVARIANT FAST FEATURES (RIFF) 21
1.3 MĚŘENÍ OBJEKTŮ PRO PŘÍZNAKOVÉ ROZPOZNÁNÍ **23**
1.3.1 MOMENTY 24
1.3.2 PRAVOÚHLOST A PODLOUHLOST 24
1.3.3 KRUHOVOST 25
1.3.4 ENERGIE HRANICE 26
1.3.5 PRŮMĚRNÁ VZDÁLENOST PIXELU OD HRANICE 26
1.3.6 POPIS TVARU OBJEKTU S POMOCÍ PRŮBĚHU KŘIVOSTI JEHO HRANICE 27
1.3.7 EULEROVO ČÍSLO 28
1.3.8 ATRIBUTY ODVOZENÉ Z HISTOGRAMU JASU 28
1.3.9 ATRIBUTY ODVOZENÉ Z FREKVENČNÍHO SPEKTRA JASU 29
1.3.10 ALGORITMUS VÝPOČTU PLOCHY A EULEROVA ČÍSLA 30
1.3.11 OBVOD 31
1.3.12 HODNOCENÍ VHODNOSTI ZVOLENÉ MNOŽINY PŘÍZNAKŮ 32
1.4 PŘÍZNAKOVÉ METODY ANALÝZY OBRAZU **33**
1.5 VÍCEVRSTVÁ NEURONOVÁ SÍŤ S UČENÍM BACKPROPAGATION **34**
2 KAROTIDY A ATEROSKLEROTICKÉ PLÁTY **37**
2.1 POPIS KAROTID A JEJICH FUNKCE V KARDIOVASKULÁRNÍM SYSTÉMU **37**
2.2 HISTOLOGICKÁ STRUKTURA A KLASIFIKACE ATEROSKLEROTICKÝCH PLÁTŮ **38**

2.3 TECHNIKY DETEKCE PLÁTŮ A MOŽNOSTI JEJICH KVANTIFIKACE 40
2.4 PODMÍNKY A METODY HODNOCENÍ NESTABILITY ATEROSKLEROTICKÉHO PLÁTU 42
II PRAKTICKÁ ČÁST 45
3 METODIKA REALIZACE VÝZKUMU 46
3.1 CÍLE VÝZKUMU 46
3.2 PŘÍPRAVA A PŘEDZPRACOVÁNÍ DAT 46
3.3 VÝBĚR A POUŽITÍ DESKRIPTORŮ 48
3.3.1 MOMENTY 48
3.3.2 PRAVOÚHLOST A PODLOUHLOST 49
3.3.3 KRUHOVOST 50
3.3.4 ENERGIE HRANICE 51
3.3.5 PRŮMĚRNÁ VZDÁLENOST PIXELU OD HRANICE 52
3.3.6 POPIS TVARU OBJEKTU S POMOCÍ PRŮBĚHU KŘIVOSTI JEHO HRANICE 52
3.3.7 ALGORITMUS VÝPOČTU PLOCHY A EULEROVA ČÍSLA 53
3.3.8 OBVOD 54
3.4 DETEKCE VÝZNAMNÝCH BODŮ POMOCÍ ALGORITMŮ FAST, SIFT A ORB 55
3.5 VYUŽITÍ NEURONOVÉ SÍTĚ 57
4 IMPLEMENTACE 59
4.1 NÁVRH MODELU 59
4.2 TESTOVÁNÍ MODELU 60
4.3 VYUŽITÍ DESKRIPTORŮ 63
4.4 VYHODNOCENÍ VÝKONNOSTI MODELU 66
5 ZHODNOCENÍ VÝSLEDKŮ 68
5.1 VYHODNOCENÍ EFEKTIVITY POUŽITÝCH METOD 68
5.2 LIMITACE VÝZKUMU 69
5.3 ETICKÉ ASPEKTY VÝZKUMU 69
5.4 DOPORUČENÍ DO BUDOUCNA 70
ZÁVĚR 71
SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY 72

ÚVOD

Hluboké učení, které je součástí strojového učení založeného na umělých neuronových sítích, našlo své uplatnění ve mnoha oblastech, ať už se jedná o automatizované výrobní procesy, chytrou domácnost či personalizovaná doporučení v internetových obchodech. Role hlubokého učení je však zvláště patrná v úkolech souvisejících se zpracováním velkého množství dat a s rozpoznáváním obrazů. Zejména v lékařském průmyslu poskytují technologie hlubokého učení nové možnosti pro diagnostiku, léčbu a sledování zdravotního stavu pacientů. Jejich prostřednictvím je možné výrazně zlepšit kvalitu a přesnost lékařských snímků, rozpoznat patologické změny a prognózovat pravděpodobnost vývoje onemocnění. Navíc je umělá inteligence schopna analyzovat lékařská data rychleji a přesněji než lékaři, což přispívá k rychlejšímu rozhodování při navržení vhodného kurzu zdravotní péče.

Jednou z nejslibnějších oblastí aplikace hlubokého učení ve zdravotnictví je predikce a prevence vývoje onemocnění v rané fázi. Pomocí algoritmů hlubokého učení lze analyzovat anamnézu, životní styl pacientů a na jejich základě vytvořit modely schopné předpovídat riziko onemocnění, jako třeba cukrovka, kardiovaskulární poruchy nebo onkologická onemocnění. Díky tomu mohou lékaři včas přijmout preventivní opatření a předepsat léčbu předtím, než se onemocnění naplno projeví.

Specifickým příkladem aplikace hlubokého učení v medicíně je analýza struktury plátu v karotických tepnách, které jsou hlavní příčinou vzniku aterosklerózy. Tyto pláty mohou být podrobně prozkoumány právě pomocí moderních metod zpracování obrazu a analýzy dat. Aplikace deskriptorů a algoritmů hlubokého učení dovoluje přesně kategorizovat jednotlivé typy plátů a vyhodnotit jejich stav, což je zásadní pro prevenci závažných kardiovaskulárních onemocnění včetně infarktu a mrtvice. Tento přístup otevírá nové perspektivy pro včasnou diagnostiku a účinnou prevenci aterosklerózy, tudíž i zvyšuje šance na úspěšnou léčbu.

Hlavním cílem této diplomové práce je vyhodnotit možnosti využití hlubokého učení pro odhad rizika ulomení aterosklerotického plátu, a to na základě analýzy struktury obrazů s těmito pláty s použitím deskriptorů. Dílčím cílem práce je vyhodnotit výsledky predikce ulomení plátu pro jejich následné využití v praxi.

V teoretické části práce jsou metodou literární rešerše shrnuty informace na téma zpracování obrazu a jednotlivých fází, kterými je v tomto procesu potřeba projít. Poté je v práci představena charakteristika karotid a aterosklerotických plátů. V praktické části je předložen

vlastní projekt zaměřený na využití deskriptorů a hlubokého učení pro odhad rizika ulomení plátu a způsobení náhlé příhody. Na základě výsledků testování navrženého modelu byla také analyzována členitost a kompaktnost části plátů. Na konci práce jsou zhodnoceny získané výsledky a jsou identifikovány nejúčinnější metody pro predikci.

I. TEORETICKÁ ČÁST

1 ZPRACOVÁNÍ OBRAZU

První kapitola diplomové práce je zaměřena na proces zpracování obrazu, jeho podstatu a jednotlivé fáze. Na počátku se věnuje pozornost segmentaci obrazu, dále se popisují způsoby detekce významných bodů v obrazech, a to prostřednictvím jednotlivých transformací. Následně se probírá postup měření objektů pro příznakové rozpoznání, jsou zmíněny příznakové metody analýzy obrazu a je popsána vícevrstvá neuronová síť s učením backpropagation (zpětného šíření chyby).

1.1 Segmentace obrazu

Segmentace obrazu je jednou z technik zpracování obrazu, která dělí digitální obraz do několika segmentů s cílem zjednodušit jeho analýzu a zlepšit výkon následného zpracování. V praxi se segmentace používá pro rozpoznání a oddělení různých objektů v obrazu, aby bylo možné analyzovat konkrétní jeho části. Zpravidla začíná segmentace extrakcí objektů, které se v obrazu nacházejí, a to prostřednictvím detekce hran ohraničujících jednotlivé objekty, respektive detekce celých oblastí, jimiž jsou objekty v obrazu reprezentovány. Vzhledem k tomu, že výchozí obrázky se odlišují vlastními specifiky, může být segmentace provedena různými metodami. Výsledkem by se však měla stát mapa obrazových segmentů, kde každý segment reprezentuje různé objekty nebo oblasti, které mají podobné vizuální charakteristiky (Sojka, 2000, s. 73).

1) Detekce hran

Jak již bylo zmíněno v předchozím textu, detekce hran je základním krokem v procesu segmentace obrazu, který se zaměřuje na identifikaci v obrazu těch bodů, kde dochází k výrazné změně jasu nebo barvy. Tyto body představují hranice mezi různými objekty nebo různými charakteristikami objektu, jako jsou například textury nebo kontury. Proces detekce hran začíná aplikací různých matematických operátorů, které vypočítávají úroveň změny intenzity mezi sousedními pixely.

Gradientní metody detekce hran patří mezi nejpoužívanější přístupy k detekci změn jasu v obrazu a jsou založeny na tom, že v místě hrany má absolutní hodnota první derivace průběhu jasu vysokou hodnotu. Tím pádem výpočet první derivace obrazové funkce umožní identifikovat místa, kde dochází k náhlým změnám v intenzitě, tudíž identifikovat potenciální hranice. Další často používanou metodou je detekce hran hledáním průchodu druhé derivace nulou. Někdy se také používají parametrické modely hrany, jejichž klíčovou

odlišností je to, že využívají předdefinované modely, které popisují očekávaný tvar a vlastnosti hrany. Zmínit je také třeba Cannyho detektor hran, který se vyznačuje možností efektivně identifikovat hrany s vysokou přesností a s nízkou pravděpodobností falešných detekcí. Nakonec stanovení hran na základě textury vychází z analýzy variability vzorců intenzity či barev v obrazu, které umožňuje odlišovat texturované oblasti od homogenních (Sojka, 2000, s. 74-83).

2) Spojování hran

Proces spojování hran následuje rovnou po jejich detekci a má za cíl propojit segment hran, které jsou geograficky blízké a mají podobnou orientaci. Ke spojování se obvykle používají souvislé přímky nebo křivky, které umožňují vytvořit obrys objektů. Pro čistější a přesnější reprezentaci hran v obrazu je možné aplikovat různé přístupy. Základní mezi nimi je Heuristické sledování hrany. Jejím prostřednictvím je možné vyplnit mezery mezi segmenty hran na základě jejich předpokládaných vlastností a okolních textur. Proložení přímky a křivky je jiný matematický přístup, v jehož rámci je zapotřebí najít nejlepší přímku nebo křivku, která se co nejvíce blíží k detekovaným bodům hrany (Sojka, 2000, s. 83-85).

Pokud jsou již některé body obrazu považovány za body hran, pak lze provést Houghovu transformaci. Tato metoda se používá pro převod bodů detekovaných hran z obrazového prostoru do prostoru parametrů. Díky tomu je možné snadněji identifikovat parametry pro geometrické tvary, jako jsou přímky nebo kružnice, které těmto hranám odpovídají. Houghova transformace je zvláště efektivní v situacích, kdy je potřeba najít hranice objektů s jasně definovanými geometrickými charakteristikami (Byron, 2013, s. 131).

3) Detekce oblastí

Detekce oblastí je proces v segmentaci obrazu, který se zaměřuje na identifikaci a vymezení jednotlivých oblastí na základě jejich společných charakteristik, jako jsou intenzita, textura nebo barva. Cílem tohoto procesu je rozdělit obraz na smysluplné části, což by mělo usnadnit jeho další analýzu a lépe interpretovat výsledky segmentace. Mezi základní metody detekce oblastí patří prahování, metoda spojování oblastí a metoda dělení oblastí. Prahování je technika, která zpracovává obraz tak, že nastaví určitou hranici (práh) pro intenzitu pixelů, podle které se pixely rozdělí na objekty a pozadí. Prahování přináší nejlepší výsledky tehdy, když je mezi objekty a jejich pozadím vysoký kontrast. Jinými slovy, při aplikaci této metody je nutné vycházet z předpokladu, že body hledaných oblastí budou mít stejný či velmi podobný jas (Sojka, 2000, s. 87-88).

Metoda spojování oblastí, známá také jako region growing, začíná pracovat s několika malými oblastmi a postupně přidává sousední pixely k podobným oblastem na základě předem definovaných kritérií, jako je třeba podobnost barvy, textury, jasu atd. Oproti tomu metoda dělení oblastí neboli split-and-merge začíná celým obrazem jako jednou oblastí a postupně ji dělí do menších segmentů. Tyto segmenty pak mohou být zase spojeny do větších homogenních oblastí (Sojka, 2000, s. 88-89). Pro dosažení optimálních výsledků v různých typech obrazových dat se mohou tyto metody detekce oblastí kombinovat.

4) Detekce rohů

Přestože jsou tři výše zmíněné fáze klíčovými v procesu segmentace obrazu, někdy se také používá detekce rohů. Tato metoda je zaměřena na identifikaci v obrazu bodů, kde se setkává dvě nebo více hran. Tyto body jsou důležité pro rozpoznávání objektů proto, že obvykle naznačují významné změny ve struktuře obrazu. Nejčastěji se k tomu využívá Harrisův detektor rohů a Kitchen-Rosenfeldův detektor rohů (Sojka, 2000, s. 89).

1.2 Detekce významných bodů v obrazech

Detekce významných bodů, která je často označovaná jako detekce klíčových bodů nebo *featurepoints*, je proces identifikace a lokalizace bodů v obrazu, jež mají výrazné vizuální charakteristiky. Dané body slouží jako referenční body, které se dají snadno vyhledat v obrazu. Obvykle takovými body jsou rohy, koncové body hran, specifické textury či jiné výrazné prvky v obrazu. Významné body se mohou používat například pro porovnání obrazů, sledování objektů v průběhu času, rozpoznávání objektů nebo získání hloubkových map. Detekce se přitom provádí pomocí různých algoritmů, mezi které patří například SIFT, SURF, FAST, ORB, RIFF aj.

1.2.1 Scale-Invariant FeatureTransform (SIFT)

Scale-Invariant FeatureTransform (SIFT) je algoritmus pro detekci a popis významných bodů v obrazech, který byl vyvinut Davidem Loweem v roce 1999. Klíčovou charakteristikou této metody je to, že je odolná vůči změnám měřítka, rotace a částečně i vůči změnám perspektivy a osvětlení. To je důvod, proč se SIFT široce využívá pro rozpoznávání objektů. Body a deskriptory se běžně extrahují v následujících krocích.

1) Detekce extrémů v měřítkovém prostoru

První fází SIFT algoritmu je vytvoření měřítkového prostoru, který se dá provést postupným rozostřením původního obrazu a snižováním jeho rozlišení. K tomu se obvykle využívá

konvoluce obrazu s Gaussovým filtrem různé síly, která bude vystupovat škálovacím parametrem. Prostřednictvím porovnávání každého pixelu s jeho sousedy ve stejném měřítku a v sousedních měřítcích se pro každý z nich vyhledají lokální maxima a minima. Tím pádem bude označovat Gaussovské jádro s větší hodnotou větší bod a jádro s menší hodnotou menší bod. Z nich se pak vyberou ty, co mohou spadat do kategorie významných bodů.

2) Lokalizace významných bodů

Ve druhé fázi je potřeba přesněji lokalizovat nalezené extrémy. Pro provedení tohoto kroku je nutné odstranit body s nízkým kontrastem a body, které se nachází na hranách, aby se zvýšila spolehlivost detekce. U každého bodu je zapotřebí vyhodnotit intenzitu prostřednictvím Taylorovy řady a pak vyřadit body s nedostatečným kontrastem nebo se špatnou lokalizací na hranách. Obvykle se k tomu využívá Harrisův detektor rohů.

3) Přiřazení orientace

Každému klíčovému bodu je přiřazena jedna nebo více orientací na základě lokálních gradientů intenzit v jeho okolí, což je důležité pro zajištění invariance vůči rotaci. Orientace se určuje pomocí histogramu gradientů, který se vytváří ze sousedního okolí kolem bodu a který může mít různou velikost a směr v závislosti na měřítku. Histogram má délku 36 polí a pokrývá 360 stupňů. Pak se vezme nejvyšší hrot histogramu a pro výpočet orientace se vezmou i další hroty nad 80 %. To dovolí získat klíčové body se stejným měřítkem a lokací, ale s odlišnými směry.

4) Generování deskriptorů

Pro každý klíčový bod se následně vytváří deskriptor, který efektivně popisuje lokální gradienty intenzit v okolí bodu. Deskriptor je reprezentován jako vektor, který obsahuje informace o orientaci a velikosti gradientů v malých oblastech kolem klíčového bodu. Běžně se jedná o okolí 16x16 rozdělené na 16 dílčích částí 4x4. To znamená, že se pro každou část vytváří histogram orientace, který má délku 8 polí. Celkem tak vznikne 128 hodnot, které slouží jako vektor pro vytvoření deskriptorů klíčových bodů.

1.2.2 Speeded-Up Robust Features (SURF)

Speeded-Up Robust Features (SURF) je další často používanou metodou pro detekci významných bodů v obrazech, která byla vyvinuta jako rychlejší a efektivnější alternativa k metodě SIFT. SURF využívá několik technik pro zvýšení rychlosti a robustnosti, kam patří

integrální obrazy pro rychlý výpočet sum a filtry založené na Hessově matici pro detekci bodů.

1) Integrální obraz a jeho výpočet

Prvním krokem aplikace SURF metody je výpočet integrálního obrazu. Jedná se o základní operaci, při které se provádí rychlé a efektivní sumarizace a průměrování hodnot pixelů v libovolných obdélníkových oblastech obrazu. Tento krok je důležitý pro zlepšení výpočetní efektivity následujících kroků v SURF algoritmu (Ehsan a kol., 2015, s. 2-5).
Pod pojmem integrální obraz (*sum table* nebo *summed-area table*) se rozumí struktura dat, která pro každý pixel (x, y) v původním obraze ukládá sumu hodnot všech pixelů v obdélníku od [0,0] do [x,y]. Matematicky je integrální obraz $I(x, y)$ definován následovně:

$$I(x,y) = \sum_{i=0}^{x} \sum_{j=0}^{y} f(i,j)$$

kde $f(i, j)$ je intenzita pixelu na pozici (i, j) v původním obraze.

Obrázek 1. Originální vs. integrální obraz

5	2	5	2
3	6	3	6
5	2	5	2
3	6	3	6

5	7	12	14
8	16	24	32
13	23	36	46
16	32	48	64

Zdroj: vlastní zpracování

Pro efektivní výpočet digitálního obrazu se obvykle používá dynamické programování. Pro každý pixel (x, y) se tedy vypočítává hodnota $I(x, y)$, a to pomocí hodnot předchozích pixelů:

$$I(x,y) = f(x,y) + I(x-1,y) + I(x,y-1) - I(x-1,y-1)$$

Tento vzorec využívá hodnoty přímo nad, vlevo a diagonálně vlevo nahoře od aktuálního pixelu, aby se eliminovalo dvojité započítávání oblastí, které se mezi sebou překrývají. Jakmile je integrální obraz vytvořen, sumarizace hodnot pixelů v jakémkoliv obdélníku lze provést pomocí několik operací bez ohledu na velikost obdélníku. Zpracování obrazu tak probíhá mnohem rychleji, obzvlášť pokud se jedná o větší obrazy a rozsáhlé oblasti.

2) Detekce významných bodů pomocí Hessovy matice

Detekce významných bodů pomocí Hessovy matice je zásadní pro identifikaci potenciálně významných bodů v obrazu a je založena na využití druhých derivací intenzity obrazu. Díky

tomu je možné lokalizovat oblasti s vysokým stupněm variace podle intenzity, které často odpovídají rohům a jiným významným rysům v obrazu. Pro získání druhých derivací funkce (v tomto případě intenzity obrazu) se používá takový matematický nástroj jako Hessova matice. Pro pixel v měřítkovém prostoru σ je Hessova matice definována následně (Bay, Tuytelaarsa Van Gool, 2006, s. 407-409):

$$H(x,\sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,\sigma) & L_{xy}(x,\sigma) \\ L_{xy}(x,\sigma) & L_{yy}(x,\sigma) \end{bmatrix}$$

kde L_{xx}, L_{xy} a L_{yy} jsou druhé derivace aplikované pomocí Gaussovského kernelu v bodě x a při měřítku σ. Tyto derivace reprezentují změny intenzity v obrazu ve směrech x a y a jejich kombinace:

- $L_{xx}(x, \sigma)$ je druhá derivace ve směru x,
- $L_{xy}(x, \sigma)$ je smíšená derivace ve směrech x a y,
- $L_{yy}(x, \sigma)$ je druhá derivace ve směru y.

Druhé derivace se vypočítávají konvolucí obrazu s Gaussovským kernelem, který se přizpůsobí danému měřítku σ. Tento nástroj je efektivní proto, že snižuje šum v obrazu, ale zároveň zachovává jeho významné rysy, což je důležité pro spolehlivou detekci významných bodů.

Pro identifikaci významných bodů se následně vyhodnocuje determinant Hessovy matice, který je definován dle tohoto vzorce:

$$det(H) = L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2$$

Vysoké hodnoty determinantu poukazují na oblasti s výraznou variací intenzity v obou směrech, což je charakteristické právě pro významné body. Ujistit se v tom, zda se jedná o významný bod či nikoli, může napomoci kontrola hodnoty. Pokud je determinant lokálním maximem v porovnání s ostatními body ve stejném měřítku a v sousedních měřítkových vrstvách, pak je tento bod významný.

3) Lokalizace a invariance

Když jsou významné body identifikovány pomocí determinantu Hessovy matice, následuje proces jejich přesné lokalizace. V jeho průběhu se určuje přesná poloha bodu a také dochází ke stanovení odpovídajícího měřítka, ve kterém byl bod detekován. Přesná lokalizace je důležitá pro další výpočty a zvyšuje spolehlivost rozpoznání objektů v obrazu.

Je důležité také zajistit invarianci, a to jak měřítkovou, tak i vůči rotaci. Měřítková invariance znamená, že algoritmus bude detekovat významný bod na stejném objektu bez ohledu

na jeho velikost v obrazu. Při aplikaci SURF algoritmu je této invariance dosaženo prostřednictvím pyramidy měřítek. Jde o sérii obrazů, kde každý následující obraz je lehce rozmazanější a menší než předchozí. Takový přístup umožňuje algoritmu prozkoumat různá měřítka a identifikovat, ve kterém měřítku jsou rysy nejvýraznější.

Invariance vůči rotaci se zajišťuje tím, že se každému významnému bodu přiřazuje orientace na základě směru gradientů v jeho okolí. Pro každý bod se vypočítává orientovaný histogram gradientů z okolní oblasti, přičemž každý pixel v této oblasti přispívá k histogramu hodnotou svého gradientu, která je vážena jeho velikostí a je upravena pomocí Gaussovy funkce závislé na vzdálenosti od centrálního významného bodu. Prostřednictvím tohoto postupu lze určit dominantní orientaci gradientů v okolí daného bodu, což právě zajišťuje jeho invarianci vůči rotaci.

4) Vytvoření deskriptoru

Proces vytvoření neboli konstruování deskriptoru je důležitý pro vytvoření robustního a informativního popisu každého významného bodu. Tento deskriptor se vytváří s využitím Haarových vlnkových filtrů (někdy také Haarovywavelety) a je navržen tak, aby byl invariantní vůči změnám v osvětlení a také robustní vůči změnám měřítka. Podle Porwika a Agnieszky (2004, s. 2) jsou Haarové vlnkové filtry jednoduché, ale efektivní nástroje pro analýzu obrazu. V SURF algoritmu se tyto filtry používají pro rychlou extrakci informativních rysů z oblasti kolem významného bodu. Tyto filtry měří rozdíly v intenzitě mezi sousedními oblastmi obrazu. Zpravidla jsou dvěma základními formy Haarových filtrů horizontální filtry a vertikální filtry.

Postup konstruování deskriptoru je následující. Na počátku se pro každý významný bod vymezí okolní oblast, která je škálována podle měřítka, v němž byl bod nalezen. Dále dochází k rozdělení oblasti na menší čtvercové podoblasti. Obvykle se k tomu využívá mřížka o velikosti 4x4, čímž vzniká 16 podoblastí. V každé podoblasti se dále aplikují Haarové vlnkové filtry, a to v horizontálním a vertikálním směru. Je také možné použití Gaussovy funkce, která zváží výsledky na základě jejich vzdálenosti od centrálního významného bodu, aby se zvýraznil vliv blíže umístěných pixelů. Následně se pro každou podoblast vypočítají sumy absolutních hodnot pro danou oblast, stejně jako jejich absolutní hodnoty. Výsledkem se stane vektor obsahující čtyři hodnoty. V celé oblasti tak vznikne deskriptor o velikosti 64 prvků, tj. 4 hodnoty pro každou z 16 podoblastí.

Matematicky může být deskriptor vyjádřen jako vektor D o 64 prvcích, kde každý prvek D_i představuje takzvaný bin:

$$D_i = \left[\sum H_h, \sum H_v, \sum |H_h| \sum |H_v|\right] i$$

kde H_h a H_v jsou horizontální a vertikální biny v i-té podoblasti.

1.2.3 Features from Accelerated Segment Test (FAST)

Features from Accelerated Segment Test (FAST) je rychlý algoritmus, který se používá pro detekování vlastností obrazu. Tento algoritmus se vyznačuje svou schopností pracovat na úloze v reálném čase, a to díky prozkoumávání okolí pixelu a srovnání intenzit. Jeho podstatou je tedy identifikace významných bodů ve vizuálním obsahu obrazu prostřednictvím hodnocení intenzity vybraného pixelu v porovnání s jeho okolím (Biadgie a Sohn, 2015, s. 493-496).

Prvním krokem tohoto algoritmu je výběr testovaného pixelu. To znamená, že algoritmus prozkoumá každý pixel v obrazu jako potenciální významný bod. Dále se vytvoří kružnice s poloměrem tři pixely kolem každého testovaného pixelu, která bude obsahovat 16 pixelů na obvodu. Následně se provede rychlý test vybraného segmentu. Algoritmus definuje pixel v centru jako významný bod, pokud na kružnici bude existovat dostatečný počet kontinuálních pixelů (N = 12 z 16). Tyto pixely musí být výrazně světlejší nebo tmavší než centrální pixel o prahu t:

$$I_p + t \leq I_n \text{nebo } I_p - t \geq I_n$$

kde I_p je intenzita centrálního pixelu a I_n jsou intenzity sousedních pixelů na kružnici (Biadgie a Sohn, 2015, s. 496-498).

Zjevnou výhodou tohoto algoritmu je jeho rychlost, ale také efektivita zdrojů, protože FAST je méně výpočetně náročný než jiné komplexní algoritmy. Nicméně jeho jednoduchost může způsobit chybnou detekci významných bodů v obrazech s vysokou úrovní šumu. Jinou jeho nevýhodou je absence měřítkové invariance a invariance vůči rotaci.

1.2.4 Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB)

Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB) je moderní algoritmus pro detekci a popis významných bodů v obrazech, který kombinuje dva jiné nástroje, a to Oriented FAST pro detekci bodů a Rotated BRIEF (rBRIEF) pro popis těchto bodů. Algoritmus hledání významných bodů ORB byl vyvinut s cílem nabídnout efektivní alternativu jiným populárním algoritmům, jako SIFT nebo SURF, která by prokazovala stejný výkon, ale která by byla výpočetně méně náročná a zpracovávala obrazy v reálném čase. Postup aplikace ORB je následující (Rublee a kol., 2011, s. 2564-2567).

1) Detekce významných bodů pomocí OFAST

OFAST je vylepšená verze FAST algoritmu, která se vyznačuje svou schopností určovat orientaci významných bodů. Díky tomu bude detekce bodů invariantní vůči rotaci obrazu. Na počátku je tedy zapotřebí použít standardní FAST algoritmus pro nalezení potenciálních významných bodů. Dále se pro každý detekovaný bod vypočítá moment založený na intenzitě pixelů v malém okně kolem bodu.Výsledek tohoto výpočtu pak určí hlavní orientaci bodu, která se používá pro rotaci lokálních popisů bodů. Právě díky tomu bude dosaženo invariance vůči rotaci.

2) Popis bodů pomocí rBRIEF

Rotated BRIEF (rBRIEF) je adaptace původního BRIEF deskriptoru, který je upraven tak, aby byl invariantní vůči rotaci. Prvním krokem je zde generování binárního popisu významných bodů prostřednictvím porovnání intenzit náhodně rozmístěných párů pixelů v okolí každého bodu. To umožní vytvořit kompaktní deskriptor, který bude možné jednoduše porovnat. Dalším krokem je určení orientace deskriptoru. Aby bylo dosaženo invariance vůči rotaci, deskriptory se otáčejí podle předem určené orientace bodu, která je definována v prvním kroku. Deskriptory tak bude možné porovnávat i mezi obrazy, kde došlo k rotaci objektů.

Zjevnou výhodou ORB algoritmu je jeho rychlost, vysoká efektivita a invariance. Při jeho aplikaci je však třeba počítat s omezenou odolností vůči změnám měřítka. I když tento algoritmus má určité prvky, které by se s těmito změnami měly vypořádat, není v tomto ohledu ORB tak robustní jako například SIFT. Navíc, podobně jako ostatní binární deskriptory, může být rBRIEF citlivý na šum v obrazu a na změny osvětlení, které mohou ovlivnit jeho výkon.

1.2.5 Rotation-Invariant Fast Features (RIFF)

Rotation-Invariant Fast Features (RIFF) je další metoda vyvinutá pro detekci a popis významných bodů v obrazu, která se odlišuje invariancí vůči rotaci. Díky tomu se RIFF často využívá pro detekci bodů na obrazech, kde jsou objekty zobrazeny pod různými úhly (Takacs a kol., 2013, s. 334).

Proces detekce významných bodů začíná výběrem těchto bodů v obrazu. Body jsou identifikovány na základě jejich charakteristických vlastností, které je odlišují od okolních pixelů a činí vhodnými pro další zpracování. K detekci těchto bodů se využívají různé metody, z nichž každá má své specifické výhody a nevýhody v závislosti na typu aplikace

a na vlastnostech obrazu (Takacs a kol., 2013, s. 334-336). Obvykle se jedná o následující metody:

- Metoda FAST. Detekce významných bodů probíhá prostřednictvím ověření každého pixelu v obrazu. Aby byl bod významný, musí být na kružnici kolem tohoto pixelu dostatečný počet sousedních pixelů s intenzitou, která je výrazně odlišná od intenzity zkoumaného pixelu (Biadgie a Sohn, 2015, s. 493).
- Harrisův detektor rohů. Pro detekci rohů využívá tato metoda změny intenzity obrazu ve více směrech, což jsou obvykle body s vysokou variabilitou gradientu (Kenney, Zuliani a Manjunath, 2005, s. 191).
- Shi-Tomasiho detektor rohů. Tento detektor je modifikací Harrisova detektoru rohů, který určuje významné body podle jednoho základního kritéria. Jedná se o to, že minimální vlastní hodnota (stanovená z vlastních hodnot Hessovy matice) musí být větší než zadaný práh (Kenney, Zuliani a Manjunath, 2005, s. 191).

Dále je zapotřebí provést výpočet orientovaných gradientů, což znamená, že se pro každý detekovaný bod vypočítají gradienty v jeho okolí.Aby bylo dosaženo invariance vůči rotaci, RIFF dále normalizuje gradienty takovým způsobem, že se hlavní orientace každého bodu upraví na standardní referenční úhel. Tím pádem gradientní oblast každého bodu bude otočena tak, aby byla jeho hlavní orientace zarovnána vertikálně nebo podle jiného předem definovaného směru (Takacs a kol., 2013, s. 337).

Následně dochází k výpočtu a popisu deskriptorů. Pro normalizaci orientace musí být každý deskriptor sestaven z vektoru gradientů nebo jiných lokálních charakteristik extrahovaných z okolí bodu. Jeho popis může proběhnout s využitím různých metod jako například následující:

- Histogram orientovaných gradientů (HOG). Jedná se o populární techniku pro popis textury a tvaru v okolí bodu. Histogramy se vytváří z gradientů, které jsou seskupeny do binů podle jejich orientace, což zajišťuje robustní reprezentaci výsledků.
- Local Binary Patterns (LBP). Tato metoda je vhodná pro popis lokálních texturních vzorů a je založena na porovnání každého pixelu se sousedními pixely v okolí. LBP pak vytváří binární kód, který popisuje, zda jsou sousední pixely světlejší nebo tmavší než centrální pixel.
- Scale-Invariant FeatureTransform (SIFT). SIFT deskriptory popisují lokální gradienty s měřítkovou invariancí, což poskytuje možnost robustního rozpoznání vlastností obrazu bez ohledu na měřítko.

- Gaborovy filtry. Jde o takové typy konvolučních filtrů, které jsou optimalizovány pro zachycení specifických frekvencí a orientací v obrazu.
- Speeded-Up Robust Features (SURF). Podobně jako SIFT, využívá SURF rychlejší algoritmy pro výpočet, které jsou založené na aproximacích Hessovy matice pro detekci významných bodů a jejich následné popisování.

Každá z těchto technik může být součástí RIFF deskriptoru v závislosti na konkrétních požadavcích aplikace a na charakteristice zpracovávaných obrazů. V případě kombinace několika technik se může vytvořit mnohem účinnější algoritmus pro detekci významných bodů. Příkladovým vzorcem pro RIFF deskriptor může být následující:

$$D = \left[\sum_{i=1}^{n} |\nabla I(x_i)| \cdot \cos(\theta - \theta_i)\,, \sum_{i=1}^{n} |\nabla I(x_i)| \cdot \sin(\theta - \theta_i)\right]$$

kde $|\nabla I(x_i)|$ je magnituda gradientu v bodě x_i, θ_i je orientace gradientu a θ je referenční orientace pro normalizaci.

1.3 Měření objektů pro příznakové rozpoznání

Poté, co byl obraz segmentován a došlo k úspěšné separaci objektů na tomto obraze, je potřeba přistoupit k příznakovému rozpoznání objektů, tedy k jejich rozpoznání na základě vhodných číselných hodnot neboli příznaků. Obvykle je však nutné k tomu využít více příznaků, aby se z nich vytvořil vektor, který obsahuje všechny důležité informace o objektu. Nicméně jediná univerzální metoda, která by dovolila využít stejné veličiny k rozpoznání různých objektů podle jejich příznaků, neexistuje. Stejně tak není ani manuál, který by dovolil tento problém vyřešit (Sojka, 2000, s. 93).

Právě proto se vychází z toho, že by se měly zvolit ty příznaky a v takovém rozsahu, aby mohly od sebe spolehlivě odlišit objekty různých tříd. Počet příznaků by ale měl být adekvátní, tedy nepřesahovat cca 10-20 příznaků. Při řešení problému je také zapotřebí věnovat pozornost nejen teoretickému návrhu zvolených příznaků, ale také jejich praktickému ověření. Příznak by tedy měl být považován za užitečný, pokud vychází jeho hodnoty podobnými pro objekty jedné třídy a jsou naopak dostatečně odlišnými pro objekty různých tříd. Vedle toho hodnoty jednotlivých příznaků musí být nezávislé na hodnotách jiných příznaků použitých pro rozpoznání, pokud to řešení problému dovoluje (Sojka, 2000, s. 93).

Nejčastěji se pro rozpoznání používají takové příznaky jako momenty, pravoúhlost a podlouhlost, kruhovost, energie hranice, průměrná vzdálenost pixelu od hranice, popis tvaru objektu s pomocí průběhu křivosti jeho hranice, Eulerovo číslo, atributy odvozené z histogramu jasu a atributy odvozené z frekvenčního spektra jasu.

1.3.1 Momenty

V praxi se pro rozpoznávání objektů často využívají momenty různého stupně, které jsou užitečné z hlediska výpočtu a které snadno rozlišují od sebe objekty různých tříd. Jedná se o základní matematické výrazy, které poskytují souhrnné informace o rozložení intenzity pixelů v obrazu, které lze rozdělit na několik typů (Mercimek, Gulez a Mumcu, 2005, s. 765-767):

- Geometrické momenty definované pro binární obrazy, které se vypočítávají jako vážené součty pixelů, kde jsou váhové koeficienty souřadnice pixelů, a které jsou vhodné pro identifikaci polohy, velikosti a orientaci objektů.
- Centrálně umístěné momenty představující modifikaci geometrických momentů, kde jsou souřadnice normalizovány vůči těžišti objektu, což dělá objekt invariantním vůči natočení.
- Normalizované momenty, které se škálují takovým způsobem, aby byly nezávislé na velikosti a oblasti objektu. Díky tomu jsou pak užitečné pro analýzu tvaru, která je invariantní k měřítku.

Pro výpočet momentů je potřeba získat obrazovou matici, v níž reprezentuje každý pixel určitou intenzitu. Pro binární obraz se moment m_{pq} vypočítá jako (Mercimek, Gulez a Mumcu, 2005, s. 765):

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y)$$

kde x a y jsou souřadnice pixelů, p a q určují řád momentu, af (x, y) je hodnota pixelu nasouřadnicích x, y.

Podle Sojky (2000, s. 93) vedle samotných momentů, které se mohou přímo používat pro rozpoznání objektů, k tomuto účelu mohou sloužit i různé hodnoty odvozené z momentů.

1.3.2 Pravoúhlost a podlouhlost

Pravoúhlost R a podlouhlost S jsou dalšími kvantitativními metrikami, které se používají pro popis tvaru a orientace objektů v digitálním zpracování obrazu. Jsou charakteristické tím,

že analyzují a porovnávají geometrické vlastnosti objektů (Rosin, 1999, s. 1). Pravoúhlost lze definovat jako poměr plochy objektu *AO* k ploše nejmenšího pravoúhelníku, který objekt obepíná, po jeho rotaci tak, aby byl rovnoběžný se stranami obrazu. Pravoúhelník se přitom naleze rotací obrazu v rozsahu 0-90° s přihlédnutím k tomu, aby se krok rotace volil v jednotkách stupně (obvykle 5°). Pravoúhlost je pak vyjádřena následujícím vztahem (Sojka, 2000, s. 94):

$$R = \frac{A_O}{A_R}$$

kde A_R je plocha pravoúhelníku. Vysoká hodnota *R* poukazuje na to, že má objekt tvar blízký pravoúhlému obdélníku, zatímco nižší hodnota naznačuje, že pravděpodobně má objekt složitější tvar.

Podlouhlost charakterizuje, jak je objekt podlouhlý nebo válcovitý, a je definována jako poměr delší strany *a* obepínajícího pravoúhelníku k jeho kratší straně *b* po rotaci objektu, která byla provedena pro nalezení nejmenšího obepínajícího pravoúhelníku. Tím pádem je vzorec pro výpočet podlouhlosti následující (Sojka, 2000, s. 94):

$$S = \frac{a}{b}$$

Podlouhlost měří proporce objektu. Vyšší hodnoty *S* hovoří o větší protáhlosti objektu, kdežto hodnoty blížící se jedné mluví o tom, že je objekt méně podlouhlý (Stojmenović a Žunić, 2008, s. 73).

1.3.3 Kruhovost

Kruhovost vyjadřuje míru, do jaké se tvar objektu přibližuje ke kruhu. Je definována vztahem mezi *P* a *A*, kde je *P* obvodem (délkou hranice) objektu a *A* je jeho plochou. Vztah pro kruhovost *C* lze představit následně (Sojka, 2000, s. 94):

$$C = \frac{P^2}{A}$$

Pokud se jedná o perfektní kruh, pak bude hodnota *C* činit 4π, což je teoretické maximum kruhovosti. Pro jiné geometrické tvary, jako jsou čtverce nebo obdélníky, bude hodnota *C* nižší, (například pro čtverec $C = 16$). Naopak u objektů nepravidelného tvaru budou hodnoty vyšší. Hodnota kruhovosti tedy roste podle toho, jak moc se tvar geometrického útvaru přibližuje ke tvaru kruhu a snižuje se spolu s jeho odchylkou od této ideální formy.

Důležité je také brát v úvahu, že v praxi může být skutečná délka hranice objektu v digitálním obrazu odlišná od jeho teoretické délky. Je to spojeno s tím, že je kruhovost ovlivněna rozlišením obrazu a metodou měření obvodu, což je třeba brát v úvahu při interpretaci výsledků (Sojka, 2000, s. 95).

1.3.4 Energie hranice

Energie hranice se používá pro hodnocení průběhu křivosti k (s) podél hranice objektu. Je definována jako integrovaná kvadratická hodnota křivosti po celém obvodu P objektu a vyjadřuje se následujícím vzorcem:

$$E = \frac{1}{P}\int_{O}^{P} [k(s)]^2 ds$$

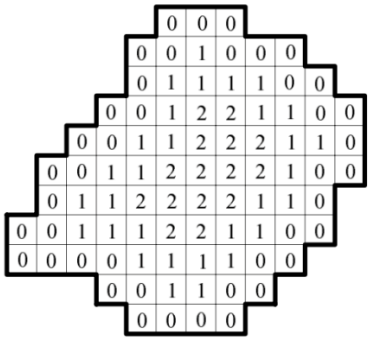
kde $k(s)$ je křivost hranice v bodě s, a P je celkový obvod objektu.

Tento vzorec si klade za cíl kvantifikovat oscilaci zakřivení hranice objektu. Proto jsou tyto informace převedeny do jediné hodnoty, která charakterizuje, jak je „energeticky složitý“ tvar objektu ve vztahu k udržení své hranice. Pokud jsou hodnoty energie nižší, pak má objekt hladší a pravidelnější hranici. Může se tedy podobat kruhu, který má nejnižší možnou hodnotu energie hranice danou vztahem $E=(1/R)^2$ pro kruh s poloměrem R. U objektů s nepravidelným tvarem budou hodnoty energie vyšší (Sojka, 2000, s. 95).

1.3.5 Průměrná vzdálenost pixelu od hranice

Průměrná vzdálenost pixelu je založena na výpočtu průměrné vzdálenosti euklidovské od hranice objektu ke každému pixelu uvnitř objektu, což poskytuje představu o „tvarové hustotě“ objektu. Avšak vzhledem k tomu, že je výpočet vzdálenosti euklidovské pro každý pixel zdlouhavým procesem, pak se vzdáleností rozumí počet řad pixelů ležících mezi hranicí a uvažovaným pixelem (viz Obrázek 2).

Obrázek 2. Vzdálenost pixelu od hranice



Zdroj: Sojka, 2000, s. 95

Průměrná vzdálenost μ_d je pak definována jako průměr vzdáleností d_i od hranice ke všem pixelům objektu:

$$\mu_d = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} d_i$$

kde d_i je vzdáleností i-tého pixelu od hranice a N je celkovým počtem pixelů v objektu. Prostřednictvím této metriky je pak možné posoudit tvarový charakter objektu. Vyšší hodnoty μ_d poukazují na relativní homogenitu objektu a na to, že má širší vnitřní prostor a naopak. Zmínit lze také související metriku, kterou je součinitel tvaru S odvozený z průměrné vzdálenosti (Sojka, 2000, s. 95):

$$S = \frac{A}{\mu_d^2}$$

kde je A plochou objektu. Jejím prostřednictvím lze vyjádřit koncentrovaný vztah mezi plochou objektu a jeho vnitřní strukturou (Sojka, 2000, s. 95).

1.3.6 Popis tvaru objektu s pomocí průběhu křivosti jeho hranice

Matematické charakteristiky křivosti také mohou být použity pro detailnější analýzu tvaru. Hlavní z nich je křivost $k(s)$ podél hranice objektu, kterou lze vyjádřit pomocí Fourierovy řady, kde s je oblouková délka podél hranice objektu a P je celková délka hranice. Křivost lze tedy označit jako:

$$k(s) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n \exp\left(\frac{i2\pi ns}{P}\right)$$

kde c_n jsou Fourierovy koeficienty, které charakterizují průběh křivosti hranice a které lze získat prostřednictvím následujícího vzorce:

$$c_n = \frac{1}{P}\int_0^P k(s) \exp\left(-i\frac{2\pi ns}{P}\right) ds$$

Při využití této metody lze hlavní tvar objektu popsat pomocí amplitud jistého počtu nejnižších frekvenčních složek křivosti. Vyšší frekvenční složky jsou nápomocné pro popis drobnějších tvarových detailů, ale mohou zahrnovat také šumy. Nižší frekvence dávají informace o obecném tvaru objektu. Průběh křivosti se tedy v praxi nalezne tak, že prostřednictvím skupin po sobě jdoucích pixelů, které tvoří hranici objektu, bude možné proložit kruhové oblouky či jinou vhodnou křivku. Například, pokud se jedná o kruhový

oblouk, pak mezi jeho poloměrem a křivostí platí jednoduchý vztah $k=1/r$. V případě obecnějších křivek bude tento vztah složitější (Sojka, 2000, s. 95-96).

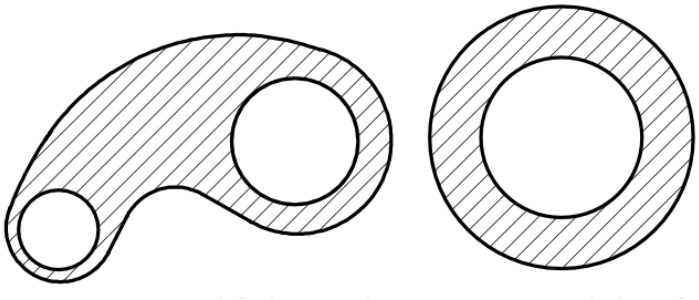
1.3.7 Eulerovo číslo

Eulerovo číslo je další metrika, která kvantifikuje strukturu objektu prostřednictvím popisu vztahu mezi počtem nesouvisejících částí objektu C a počtem děr H v těchto částech. Eulerovo číslo χ je definováno jako (Spiliotis a kol., 2022, s. 92-93):

$$\chi = C - H$$

Eulerovo číslo je obzvlášť vhodné v situacích, kdy segmentační metody rozpoznávají více samostatných částí objektu jako individuální celky, ačkoli jsou součástí jednoho většího celku. Ku příkladu, objekt s dvěma nesouvisejícími částmi a třemi děrami by měl Eulerovo číslo $\chi=2-3=-1$. Z tohoto důvodu je Eulerovo číslo užitečné při analyzování složitějších struktur, kde může být jednoduchý počet částí a děr zavádějícím (Spiliotis a kol., 2022, s. 93).

Obrázek 3. Příklad objektu s dvěma nesouvislými částmi a třemi děrami



Zdroj: Sojka, 2000, s. 96

1.3.8 Atributy odvozené z histogramu jasu

Atributy odvozené z histogramu jasu se obvykle používají v situacích, kdy je potřeba rozpoznat objekty, pro které je charakteristické jisté rozložení jasu po objektové ploše, případně které jsou pokryty texturou. Mezi tyto atributy patří střední hodnota, variance, šikmost, energie a entropie histogramu. Střední hodnota jasu μ_b je váženým průměrem hodnot jasu v histogramu, který poskytuje informaci o celkové světlosti objektu (Sojka, 2000, s. 96):

$$\mu_b = \sum_{b=0}^{m} bp(b)$$

kde b jsou hodnoty jasu a$p(b)$ je pravděpodobností toho, že má pixel objektu jas právě b.
Rozptyl σ_b^2 měří rozptyl jasů od jejich středních hodnot a poukazuje na kontrast objektu (Sojka, 2000, s. 96):

$$\sigma_b^2 = \sum_{b=0}^{m} (b - \mu_b)^2 * p(b)$$

Šikmost S_b poskytuje informace o asymetrii rozložení jasu v histogramu (Sojka, 2000, s. 96):

$$S_b = \frac{1}{\sigma_b^3} \sum_{b=0}^{m} (b - \mu_b)^3 * p(b)$$

Vyšší hodnoty šikmosti hovoří o tom, že má histogram výrazný špičatý tvar s dlouhým ocasem na jedné straně.
Energie E_b je vyjádřena sumou kvadrátů pravděpodobností jasů, které poukazují na hladkost histogramu (Sojka, 2000, s. 96):

$$E_b = \sum_{b=0}^{m} p(b)^2$$

Variabilita jasů v obrazu je menší, pokud je ukazatel energie vyšší. To také znamená, že obraz je méně texturovaný.
Entropie T_b měří míru nejistoty nebo nepravidelnosti v rozložení jasu (Sojka, 2000, s. 96):

$$T_b = -\sum_{b=0}^{m} p(b) \log(p(b))$$

Vyšší hodnoty entropie ukazují na větší složitost, případně nepravidelnost v rozložení jasu v objektu.

1.3.9 Atributy odvozené z frekvenčního spektra jasu

Pokud se jedná o objekty s texturou, pak je pro jejich rozpoznání vhodné využít příznaků, které jsou odvozené z frekvenčního spektra jasu. Na počátku je potřeba provést Fourierovu transformaci obrazové funkce nad oblastí, která je zaujata rozpoznávaným objektem. Problém zde však představuje to, že může rozpoznávaný objekt mít libovolný tvar. Aplikace běžných algoritmů Fourierovy transformace může být realizována prostřednictvím vepsání obdélníku či čtverce vhodných rozměrů a pak provedením transformace obrazové funkce

nad obdélníkem. Tím se získá vzorek textury, kterou je tento objekt pokrytý. Pak je potřeba koncentrovat informaci obsaženou ve Fourierově obraze do malého počtu příznaků, pro které lze použít tyto veličiny (Sojka, 2000, s. 97):

$$U_{p,q} = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} F(u,v)du\,dv\,, V_{p,q} = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} F(u,v)du\,dv$$

kde p,q jsou vybranými reálnými hodnotami. Hodnoty $U_{p,q}$ a $V_{p,q}$ ukazují, jaké frekvence dominují v obrazu a mohou přispět k rozlišení mezi různými typy textur. Alternativně je možné hodnotu F(u,v) integrovat nad jinou vhodnou oblastí. V tomto případě budou u,v v polárních souřadnicích vyjádřeny jako $u = \rho\cos\varphi,\ v = \rho\sin\varphi,$ takže jako příznaky budou použity následující hodnoty (Sojka, 2000, s. 97):

$$A_{p,q} = \int_{p}^{q}\int_{0}^{2\pi} F(\rho,\varphi)d\varphi d\rho\,, B_{p,q} = \int_{0}^{\infty}\int_{s}^{t} F(\rho,\varphi)d\varphi d\rho$$

kde $A_{p,q}$ naznačuje zastoupení frekvencí v mezikruží o šířce $|p-q|$, což hovoří o specifických vzorech nebo struktuře v obrazu. $B_{s,t}$ reprezentuje zastoupení frekvencí v klinu o šířce $|s-t|$úhlových jednotek, které může poukazovat na orientované vzory nebo textury.

1.3.10 Algoritmus výpočtu plochy a Eulerova čísla

Pro implementaci výpočtu příznaků, které byly uvedeny v předchozích podkapitolách, je možné využít jednoduchý postup aplikovaný hlavně při výpočtu plochy, obvodu a Eulerova čísla. Jeho hlavní odlišností je to, že nevyžaduje explicitní určení hranice, což ho dělá vhodným v situacích, kdy byly prostřednictvím segmentace definovány přímo ty plochy, které náleží jednotlivým objektům. Zásadou postupu je zjišťování toho, kolikrát mohou být do různých míst objektu umístěny matice, které jsou obsaženy v dále uvedených množinách Q_1, Q_2, Q_3, Q_4, Q_D (Sojka, 2000, s. 97).

$$Q_1 = \left\{\begin{vmatrix}1 & 0\\ 0 & 0\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}0 & 1\\ 0 & 0\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}0 & 0\\ 0 & 1\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}0 & 0\\ 1 & 0\end{vmatrix}\right\},\ Q_2 = \left\{\begin{vmatrix}1 & 1\\ 0 & 0\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}0 & 1\\ 0 & 1\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}0 & 0\\ 1 & 1\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}1 & 0\\ 1 & 0\end{vmatrix}\right\}$$

$$Q_3 = \left\{\begin{vmatrix}1 & 1\\ 0 & 1\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}0 & 1\\ 1 & 1\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}1 & 0\\ 1 & 1\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}1 & 1\\ 1 & 0\end{vmatrix}\right\},\ Q_4 = \left\{\begin{vmatrix}1 & 1\\ 1 & 1\end{vmatrix}\right\},\ Q_D = \left\{\begin{vmatrix}1 & 0\\ 0 & 1\end{vmatrix}, \begin{vmatrix}0 & 1\\ 1 & 0\end{vmatrix}\right\}$$

Plocha objektu je vypočtena pomocí kombinace počtů výskytů různých matic Q_1, Q_2, Q_3, Q_4, Q_D v obrazu. Plocha je dána vztahem:

$$A = \frac{1}{4}[n(Q_1) + 2n(Q_2) + 3n(Q_3) + 4n(Q_4) + 2n(Q_D)]$$

kde $n(Q_i)$ označuje počet výskytů matice Q_i v obrazu. Obvod objektu se vypočítává na základě počtů výskytů jednotlivých matic, kde tyto matice reprezentují různé konfigurace hranic objektu (Sojka, 2000, s. 98):

$$P = n(Q_1) + n(Q_2) + n(Q_3) + 2n(Q_D)$$

Eulerovo číslo objektu, které charakterizuje topologii objektu (například, počet děr) je pak možné vypočítat pomocí následujícího vzorce (Sojka, 2000, s. 98):

$$E = \frac{1}{4}[n(Q_1) - n(Q_3) + 2n(Q_D)] \text{ (pro čtyřsousednost)}$$

$$E = \frac{1}{4}[n(Q_1) - n(Q_3) - 2n(Q_D)] \text{ (pro osmisousednost)}$$

V případě, že byly objekty určené k rozpoznání původně hladké, pak může být zkreslení velikosti plochy a obvodu kvůli digitalizaci kompenzováno prostřednictvím použití modifikovaných vztahů pro obvod a plochu (Sojka, 2000, s. 98).

1.3.11 Obvod

Obvod objektu je základním deskriptorem v analýze obrazů, který měří délku hranice daného objektu a který se využívá pro zpracování obrazu, u něhož je třeba určit velikost tvaru. Výpočet obvodu se provádí ve dvou krocích. Za prvé, je třeba detekovat hranice objektu v obrazu. Za druhé, je nutné provést součet délek všech segmentů, které tvoří tuto hranici. Na počátku se identifikují kontury objektu pomocí algoritmů detekce hran. To lze provést například pomocí Cannyho detektoru hran, který nalezne všechny hraniční body v binárním nebo šedotónovém obrazu. Po detekci hranic se tyto kontury analyzují a následně se vypočítá celková délka hranice (Rutkowski a kol., 2016, s. 648).

Formálně je obvod objektu v obrazu P definován jako:

$$P = \sum_{i=1}^{N} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}$$

kde x_i a y_i jsou souřadnice i-tého bodu na hranici objektu a N je počet bodů tvořících hranici. V případě jednoduchých geometrických tvarů lze obvod vypočítat podle dobře známých vzorců. Například, pro kruh je obvod dán vztahem:

$$P = 2\pi r$$

kde r je poloměrem kruhu a π je matematickou konstantou.

V praxi se výpočet obvodu provádí prostřednictvím funkce z knihovny OpenCV, která po získání kontury objektu spočítá délku této kontury a zajistí, že kontura představuje uzavřenou smyčku.

1.3.12 Hodnocení vhodnosti zvolené množiny příznaků

Hodnocení vhodnosti zvolené množiny příznaků pro rozpoznávání objektů je závažným krokem v procesu zpracování obrazu. Na počátku je třeba stanovit, že jsou dva příznaky označené jako *x* a *y*, ale také vhodná trénovací množina. V návaznosti na to je možné vypočítat střední hodnoty $\hat{\mu}_{x,i}$ a $\hat{\mu}_{y,i}$, stejně jako variance obou příznaků $\hat{\sigma}^2_{x,i}$ a $\hat{\sigma}^2_{y,i}$ v jednotlivých třídách podle následujících vzorků (Sojka, 2000, s. 99):

$$\hat{\mu}_{x,i} = \frac{1}{N_i}\sum_{j=1}^{N_i} x_{i,j}$$

$$\hat{\mu}_{y,i} = \frac{1}{N_i}\sum_{j=1}^{N_i} y_{i,j}$$

$$\hat{\sigma}^2_{x,i} = \frac{1}{N_i}\sum_{j=1}^{N_i} (x_{i,j} - \hat{\mu}_{x,i})^2$$

$$\hat{\sigma}^2_{y,i} = \frac{1}{N_i}\sum_{j=1}^{N_i} (y_{i,j} - \hat{\mu}_{y,i})^2$$

kde N_i je počet vzorků ve třídě *i*. S ohledem na to, že musí být hodnoty příznaků pro objekty, které patří ke stejným třídám, podobné, měly by být hodnoty variancí ve vztazích co nejmenší a zvolené příznaky co nejméně závislé. Právě závislost či nezávislost je popsána pomocí kovariance. Její normalizovaná podoba může být vypočítána prostřednictvím následujícího vzorce (Sojka, 2000, s. 99):

$$\hat{\sigma}^2_{x,y,i} = \frac{1}{N_i}\sum_{j=1}^{N_i} (x_{i,j} - \hat{\mu}_{x,i})(y_{i,j} - \hat{\mu}_{y,i})$$

Tato hodnota kovariance ukazuje, zda jsou příznaky nezávislé (když se hodnota blíží k 0) nebo závislé (když se hodnota blíží k 1 nebo -1).

Schopnost příznaků rozlišovat mezi jednotlivými třídami lze hodnotit pomocí normalizované vzdálenosti mezi třídami *i* a*j*, která je vyjádřena následujícími vztahy:

$$\widehat{D}_{x,i,j} = \frac{|\hat{\mu}_{x,i} - \hat{\mu}_{x,j}|}{\sqrt{\hat{\sigma}^2_{x,i} + \hat{\sigma}^2_{x,j}}},\ \widehat{D}_{y,i,j} = \frac{|\hat{\mu}_{y,i} - \hat{\mu}_{y,j}|}{\sqrt{\hat{\sigma}^2_{y,i} + \hat{\sigma}^2_{y,j}}}$$

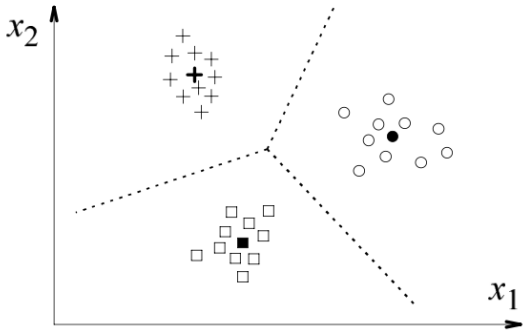
Tyto ukazatele reprezentují kvantitativní míru toho, jak dobře lze třídy od sebe oddělit na základě daných příznaků. Vyšší hodnoty separační vzdálenosti naznačují lepší rozlišovací schopnost příznaku mezi třídami.

1.4 Příznakové metody analýzy obrazu

Jak je již patrné z názvu, příznakové metody analýzy obrazu využívají příznaky pro identifikaci a klasifikaci objektů v obrazech. Předpokládají, že výzkumník má k dispozici popis rozpoznávaného objektu, který je představen ve formě vektoru příznaků $x = (x_1, x_2, \ldots, x_m)^T$. Jako jednotlivé složky tohoto vektoru vystupují hodnoty vhodně zvolených příznaků, které se dělí na spojité, diskrétní a binární příznaky. Každý objekt v obrazu je tak reprezentován jako bod ve vícedimenzionálním prostoru příznaků X^m (příznakový prostor), kde každý rozměr odpovídá jednomu příznaku. Pokud jsou hodnoty všech vybraných příznaků reálné, pak je X^m prostorem reálných m-tic. Nicméně v praxi je hodnota příznaků při řešení nějaké úlohy omezena, takže hodnoty příznaků nemusí nabývat všech teoreticky možných hodnot z X^m.

V příznakovém prostoru jsou objekty (vektory příznaků) rozděleny do různých tříd, které jsou odděleny pomocí rozhodovacích pravidel nebo klasifikačních algoritmů. Rozdělení do tříd může být vizualizováno jako shluky v příznakovém prostoru, kde každý shluk reprezentuje objekty stejné třídy. Rozpoznávání objektů pak spočívá v určení toho, do kterého shluku patří nový objekt na základě jeho příznaků, tedy ve stanovení třídy objektu (viz Obrázek 4).

Obrázek 4. Shluky v příznakovém prostoru vytvořené z obrazů objektů tříd



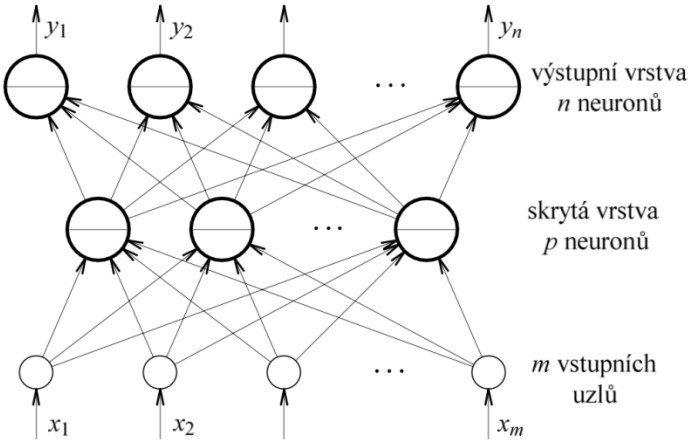
Zdroj: Sojka, 2000, s. 101

1.5 Vícevrstvá neuronová síť s učením backpropagation

Neuronové sítě se často využívají pro rozpoznávání objektů na obrazech. Jedna z nejrozšířenějších metod takového rozpoznání předpokládá aplikování vícevrstvé (třívrstvé) sítě s učením backpropagation. Vícevrstvé neuronové sítě obvykle obsahují vnitřní vrstvu, jednu či několik skrytých vrstev a výstupní vrstvu (Li a kol., 2012, s. 553-555).

Schéma třívrstvé neuronové sítě je představeno tak, že se do vrstvy vstupních uzlů zavádějí jednotlivé složky vektoru příznaků. To znamená, že se počet vstupních uzlů shoduje s počtem příznaků. Následně se ze vstupní vrstvy odebírá identifikátor třídy a používá se kódování 1 z *n*. Tím pádem se počet neuronů ve vstupní vrstvě shoduje s počtem rozpoznávaných tříd. Co se týká počtu neuronů ve střední vrstvě (nebo vrstvách), pak se vybírá na základě zkušeností a celkové schéma tedy má následující podobu (viz Obrázek 5).

Obrázek 5. Schéma třívrstvové neuronové sítě



Zdroj: Sojka, 2000, s. 107

Učení v neuronových sítích probíhá metodou zpětného šíření chyby (backpropagation), která představuje formu gradientního sestupu a která je založena na minimalizaci chyby mezi výstupy sítě a požadovanými hodnotami (cíli). Pro aplikaci této metody je potřeba provést několik kroků (Li a kol., 2012, s. 555).

V prvním kroku dochází k dopřednému šíření signálu od vstupní vrstvy přes skryté vrstvy až k výstupní vrstvě. Každý neuron ve vrstvě přijímá vážený součet vstupů z předchozí vrstvy, který se dále zpracovává aktivační funkcí. Nejčastěji používanou funkcí je tady logistická sigmoidní funkce, která je definována jako:

$$y_i = \frac{1}{1 + e^{-\lambda_i s_i}}$$

kde s_i je váženým součtem vstupů do neuronu i, a λ_i je parametr ovlivňující strmost funkce. Po výpočtu výstupů sítě je třeba vypočítat chybu každého výstupního neuronu ve vztahu k jeho cílové hodnotě. Chyba celé sítě je běžně kvantifikována pomocí kvadratické funkce:

$$E = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}(y_i - t_i)^2$$

kde t_i jsou cílové hodnoty pro výstupní neurony.

Podstatou učení neuronové sítě je nalezení vah, při kterých se chyba co nejvíce minimalizuje. Metoda zpětného šíření chyby začíná výpočtem gradientu chybové funkce pro každou váhu v síti:

$$w_{i,j}^{(k+1)} = w_{i,j}^{(k)} - n\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}}$$

Gradienty se dále vypočítávají pomocí řetězového pravidla derivace, které propaguje chyby zpět od výstupních neuronů k vstupním neuronům. Pro výstupní vrstvu platí následující vzorec:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial E}{\partial y_i}\frac{\partial y_i}{\partial s_i}\frac{\partial s_i}{\partial w_{i,j}}$$

kde první derivace je $\frac{\partial E}{\partial y_i} = y_i - t_i$ a druhá derivace (z aktivační funkce) je $\frac{\partial s_i}{\partial w_{i,j}} = x_j$

Váhy jsou následně aktualizovány tak, aby se chyba co nejvíce snížila:

$$w_{ij} = w_{ij} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

Pak je potřeba provést tyto kroky pro každou iteraci dat z trénovací množiny. Proces se cyklicky opakuje, přičemž v jeho rámci se ukončení kontroluje prostřednictvím zjišťování velikosti chyby (Sojka, 2000, s. 108).

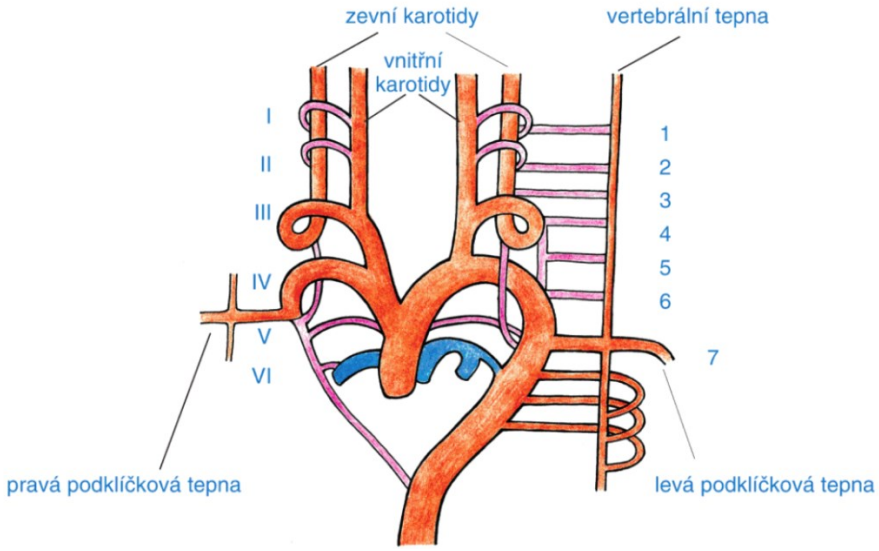
2 KAROTIDY A ATEROSKLEROTICKÉ PLÁTY

V této kapitole práce je uveden popis karotid a jsou zmíněny jejich funkce v kardiovaskulárním systému. Pozornost je také věnována dysfunkcím karotid a jejích důsledkům jako vznik aterosklerotických plátů. V samostatné podkapitole jsou tyto pláty detailně popsány a klasifikovány, a to podle různých kritérií jako progrese vývoje nebo jednotlivé prvky (struktura, echogenita, povrch). Součástí práce je také rozbor technik detekce plátů a možnosti jejich kvantifikace.

2.1 Popis karotid a jejich funkce v kardiovaskulárním systému

Karotidy neboli krkavice jsou klíčové a největší krční tepny v lidském těle, které hrají důležitou roli v kardiovaskulárním systému. Tyto tepny se nachází na obou stranách krku a jsou hlavními tepnami zodpovědnými za dopravu okysličené krve ze srdce do krku, hlavy a horních končetin. Karotidy jsou umístěny v aortálním oblouku (Merkunová a Orel, 2008, s. 95).

Obrázek 6. Aortální oblouk a jeho větví



Zdroj: Čertík, Machart a Novák, 2005, s. 14

Existuje několik hlavních typů karotid (viz Obrázek 6). Jsou tu pravá i levá společná krkavice (*a. carotiscommunisdexter et sinister*), které probíhají na bočních stranách krku a jsou rozděleny na zevní a vnitřní krkavici (*a. carotis interna et externa*). Zevní karotida zásobuje okysličenou krví orgány krku jako štítná žláza, svaly, kůže a hrtan). Vnitřní karotida zásobuje mozek, oko a ucho i vstupuje otvory ve spánkové kosti do lebky. Dále tu jsou také podklíčkové tepny, které zásobují krví oblast ramene, krku a hrudní stěny. Nejvýznamnější z nich je páteřní tepna (*a. vertebralisdextra et sinistra*) procházející skrz

otvory v příčných výběžcích krčních obratlů. Tato tepna vstupuje do mozku a podílí se na jeho zásobování. Podklíčkové tepny následně přecházejí v podpažní tepnu (*a. axillaris*) a v pažní tepnu (*a. brachialis*) (Křivánková a Hradová, 2009, s. 72).

Funkce karotid je nesmírná závažná, protože zajišťují stálý tok kyslíku a živin pro optimální fungování mozku. Jakákoli dysfunkce nebo obstrukce v karotidách tedy může vést k vážným zdravotním komplikacím. Podle Vymazala, Michálka a Klementové (2023, s. 1183) je cévní onemocnění mozku třetí nejčastější příčinou úmrtí v ČR po onemocnění srdce a nádorech. Zároveň s tím je častou příčinou invalidity, protože postihuje 3 % dospělé a 10 % seniorské populace. Důležité přitom je, že je ve více než 90 % případů cévní onemocnění mozku důsledkem aterosklerózy, tj. chronického zánětu, hypertenze a diabetes mellitus. Tyto nemoci postihují extrakraniální a intrakraniální tepny a mají různý stupeň závažnosti.

Tak u čtvrtiny obyvatel se obvykle vyskytuje ztluštění intimy a médie < 1 mm. Pak pětina obyvatel se potýká se sklerotickými platy, které zužují průsvit karotidy < 50 % a stenóza karotidy < 50 % je diagnostikována u 1,5 % obyvatel. Pozoruhodné také je, že počet cévních onemocnění mozku stoupá spolu s věkem, přičemž u mužů je prevalence těchto nemocí vyšší. Vedle stenóz, které často vedou k ischemiím mozku, je také důležitá stabilita plátů, protože je u měkkých nestabilních plátů s lipidovým jádrem riziko důsledků vyšší. Diagnostika cévních onemocnění se realizuje na základě klinických obrazů (Vymazal, Michálek a Klementová, 2023, s. 1183).

2.2 Histologická struktura a klasifikace aterosklerotických plátů

Aterosklerotické pláty se vytváří v důsledku patologického procesu, který se nazývá ateroskleróza, a postihují oblasti s vysokým krevním proudem, jako karotická bifurkace a odstup a. carotis interna. Aterosklerotický plát vzniká akumulací lipidů, kalcifikacemi a dalšími složkami krevní plazmy v intime tepen, které vedou k jejich ztluštění a zúžení. Lokálním faktorem, který hraje důležitou roli v patogenezi aterosklerózy, je mechanické napětí stěny tepny. Progresi tohoto onemocnění však také výrazně přispívá arteriální hypertenze, porucha metabolizmu cukrů a lipidů, kouření, infekce a jiné faktory. Nicméně genetické a rasové vlivy, stejně jako faktor pohlaví, určují proces aterogeneze ještě více než faktory, které mohou být osobou ovlivněny (Kalvach, 2010, s. 216).

Pro zobrazení a měření aterosklerotických plátů se obvykle používá B-obrazová ultrasonografie. Pokud však jde o měkké a anechogenní platy, pak se aplikuje barevný nebo energetický mód, kde je možné ohraničit plát pomocí barvy. Pro další sledování aterosklerotického plátu je nezbytné jeho přesné změření. K tomu je vhodné použít příčný

řez, který s pomocí časové smyčky dovolí vyhledat místo maximálně šíře plátu. Toto místo lze tedy považovat za nejlépe reprodukovatelné měření velikosti plátu (Kalvach, 2010, s. 216).

Základní dělení aterosklerotických plátů probíhá na základě jejich progrese. Proces ateroskleróz začíná velmi ranou fází, která se nazývá endoteliální dysfunkce. Tuto dysfunkci lze odhalit pouze mikroskopicky a je charakterizována poruchami vnitřní výstelky tepen, tzv. endotelu. Tyto počáteční změny mají funkční povahu a zatím nejsou makroskopicky viditelné. Pokud se nemoc i nadále rozvíjí, dochází k formování tukových proužků, které jsou makroskopicky viditelné jako žluté pruhy na vnitřním povrchu tepen.Tyto pruhy se skládají z pěnových buněk, které jsou bohaté na lipidy, ale zatím nezasahují do lumen arterie, tedy do prostoru tepny, kam protéká krev (Manual-cmp.cz, 2024).

Dalším stupněm jsou fibrózní pláty neboli ateromy, které už mohou pronikat do lumen arterie a přispívat k jejímu zúžení. Fibrózní pláty jsou charakterizovány tužšími ložisky s ostře ohraničenou hranicí, která může být blízko povrchu tepny. Barva těchto plátů je obvykle bílá, trochu žlutá nebo bledě šedá v závislosti na obsahu tuků. Navíc u některých plátů může chybět lipidové jádro a tyto pláty mohou být silně kalcifikované, tj. obsahovat uzeniny vápníku (Manual-cmp.cz, 2024).

Nejvíce rizikovou fází aterosklerotického procesu je vznik komplikovaných lézí, které se formují z fibrózních plátů a obvykle obsahují velké množství lipidů a nekróz. Tyto léze mohou způsobit rupturu plátu, což vede k tvorbě krevní sraženiny (trombu) přímo v místě léze, a tím i k okamžitému uzavření tepny. Tato akutní událost může vést k infarktu myokardu nebo k mozkové mrtvici v závislosti na tom, jaká tepna je postižena (Manual-cmp.cz, 2024).

Na základě ultrazvukového hodnocení se aterosklerotické pláty klasifikují podle tří klíčových kritérií, jimiž jsou struktura, echogenita a povrch. Tyto platy je možné dále také členit na základě jiných prvků, protože se vyznačují specifickými charakteristikami (Kalvach, 2010, s. 217):

- Podle struktury

Z hlediska struktury mohou být aterosklerotické pláty homogenní a heterogenní. Homogenní platy mají poměrně uniformní strukturu a charakterizují se nízkou či střední echogenitou. U takových plátů mohou být ojedinělá ložiska hyperechogenity, tj. kalcifikace. Heterogenní pláty to jsou takové pláty, které mají jasně ohraničené anechogenní oblasti s odpovídajícím

krvácením do plátu. Případně zde mohou být hyperechogenní oblasti, které odpovídají kalcifikacím.

- Podle echogenity

Na základě echogenity lze rozdělit na anechogenní, středně echogenní a hyperechogenní. Anechogenní pláty analyzované prostřednictvím B obrazu mají stejnou echogenitu jako lumen tepny. Nicméně pro jejich detekci je zapotřebí aplikace barevného či energetického módu. Takové pláty se vyznačují histologicky vysokým obsahem lipidů či již amorfních ateromových hmot. Středně echogenní pláty mají v B obraze střední echogenitu a v některých případech i tzv. vláknitou strukturu. Histologicky se nejčastěji jedná o fibrózní léze. Hyperechogenní pláty jsou odlišné tím, že je jejich echogenita porovnatelná s echogenitou kostí či kalcifikací. Takové pláty běžně vytváří výrazný akustický stín zhoršující kvalitu zobrazení, a to ve všech modalitách ve směru insonace pod plátem. To znamená, že pláty působí dojmem hypoechogenního či echoprázdného prostoru. Z histologického hlediska se hyperechogenní pláty charakterizují vysokým obsahem kalcia.

- Podle povrchu

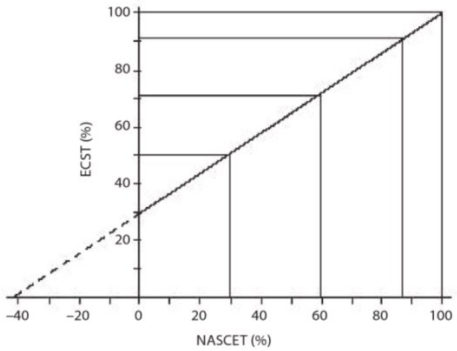
Aterosklerotické pláty mohou mít rovný, nerovný nebo exulcerovaný povrch. V prvním případě se jedná o plát s plynulým ohraničením od anechogenního lumena tepny, a to bez nerovností. V druhém případě mají pláty povrch s nerovnostmi kolem 0,2 mm hloubky. Exulcerované pláty mají v B obraze jasné nepravidelné defekty v povrchu.
Ačkoli zatím nebylo riziko vzniku ischemické CMP pro jednotlivé typy plátů přesně stanoveno, nejvyšší riziko zpravidla představují pláty s nižší echogenitou, heterogenní a také s nerovným povrchem.

2.3 Techniky detekce plátů a možnosti jejich kvantifikace

Podle Kalvacha (2010, s. 217) patří detekce stenózy v karotidě k nejvýznamnějším úkolům sonografického vyšetření karotidových tepen. Hodnocení stenózy přitom probíhá podle tří základních možností, jimiž jsou redukce průměru tepny (podle studie NASCET nebo ECST), redukce plochy průtokového kanálu a maximální systolická rychlost či rychlostní indexy. Nejčastěji se však využívá první z těchto metod realizovaná podle studie NASCET (North American Symptomatic Carotid Endarterectomy Trial), kde dochází k hodnocení redukce průměru reziduálního lumina tepny v místě stenózy a také šíře lumina tepny za stenózou. Vzhledem k tomu, že u menších stenóz může při takovém hodnocení stenóza dosahovat

záporných hodnot, obvykle se využívá procentuální měření procenta stenóz, které jsou nad 50 %. Respektive je u stenóz do 50 % lépe reprodukovatelná šíře aterosklerotického plátu. Pro lepší přehlednost je orientační srovnání procenta stenózy dle dvou klíčových studií uvedeno na následujícím obrázku (viz Obrázek 7).

Obrázek 7. Orientační srovnání procenta stenózy podle NASCET a ECST (%)



Zdroj: Kalvach, 2010, s. 217

Pro definování závažnosti stenózy se aplikuje kombinace přímých a nepřímých diagnostických kritérií. Přímá kritéria hodnotí nález v oblasti stenotického úseku tepny. K tomu se využívá měření aterosklerotického plátu a také reziduálního lumina tepny v B obraze. Dále dochází k zobrazení lumina tepny v barevném nebo energetickém módu a následně se získává průtoková křivka z oblasti stenózy, a to se změřením průtokových rychlostí. Nepřímá kritéria hodnocení stenózy jsou založeny na analýze změn průtoku krve před stenózou, změn průtoku krve v distálnějším úseku vnitřní karotidy a z průkazu kolaterálního oběhu (Kalvach, 2010, s. 217-218).

Nicméně podle Kešnerové (2017, s. 230) v současné době detekce aterosklerotického plátu a určení procenta stenózy nejsou dostačující, protože nestabilita plátu je závislá nejen na procentu stenózy, ale také na jiných faktorech. Jimi jsou:

- celková velikost plátu,
- echogenita plátu,
- anechogenní část vedle povrchu plátu,
- ulcerace a jejich velikost,
- detekce mikroembolizací v periferním řečišti,
- progrese plátu,
- detekce němých ischemií v daném povodí,
- ischemická příhoda v jiném řečišti aj.

Rizikovost aterosklerotického plátu se pak určuje dalšími terapeutickými postupy. Avšak pokud jde o kvantifikaci stenóz, k tomu se běžně využívá sonografické šetření a zejména duplexní sonografie. Její senzitivita se pohybuje kolem 77–95 % a přesnost může být měřena výše zmíněnými standardizacemi jako NASCET nebo ECST. Pro zjištění tíže stenózy je pak nutné aplikovat tzv. multiparametrický přístup (Kešnerová, 2017, s. 230-231).

Pozornost také může být věnována nestabilitě plátu, která záleží na jeho vlastním složení. Jak uvádí Kešnerová (2017, s. 232), hlavními koreláty rizikovosti plátu zde jsou *„neovaskularizace, zánětlivé změny sinfiltrací makrofágy, vysoký podíl lipidů, krvácení do plátu, nekróza, ulcerace, ztenčení či porušení fibrinové čepičky na povrchu plátu“*. Jinými rizikovými faktory jsou průměrná echogenita plátu a plocha plátu v podélném řezu.

Vysoký počet faktorů, které přispívají k tvorbě aterosklerotických plátů, tak naznačuje potřebu nástroje umožňujícího digitální analýzu plátů s automatickým určením rizikovosti, a to přímo v rámci ultrazvukového vyšetření. Díky tomu bude možné lépe stratifikovat pacienty, pro které bude vhodné intenzifikovat konzervativní terapii, zlepšit indikaci k invazivním výkonům na základě individuálních výsledků vyšetření a také optimálně vybrat intervenční techniky léčby.

2.4 Podmínky a metody hodnocení nestability aterosklerotického plátu

Pro vyhodnocení nestability aterosklerotického plátu, která zvyšuje riziko vývoje ateroskleróza a může vést k závažnějším důsledkům, jako je například mrtvice či jiné ischemické choroby, se v současné době využívá několik metod. Jak uvádí Saba, Yuan a Hatsukami (2018, s. 9), tradičně se diagnóza ateroskleróza v karotických tepnách opírá o měření zúžení cévy (stenózy) a povrchové nepravidelnosti pomocí ultrazvuku, CT nebo MR angiografie.

Nicméně pro co nejpřesnější stanovení diagnózy je možné použít pokročilejší zobrazovací techniky, které zabezpečí provedení detailnější analýzy plátu ve stěně cévy, tudíž i napomůže identifikovat tzv. rizikový plát s vyšším rizikem ruptury. Jedná se hlavně o tyto techniky (Saba, Yuan a Hatsukami, 2018, s. 12-19):

- Ultrazvuk (US)

Jde o základní zobrazovací metodu pro prvotní diagnostiku aterosklerózy karotických tepen, jejíž prostřednictvím lze hodnotit složení plátu na základě echogenicity. Při použití kontrastního prostředku je možné pomocí ultrazvuku identifikovat neovaskularizaci. Někdy

se ultrazvuk nahrazuje intravaskulárním ultrazvukem (IVUS), který poskytuje vysoké prostorové rozlišení díky krátké vzdálenosti mezi sondou a plátem.

- Počítačová tomografie (CT)

Prostřednictvím moderních CT skenerů je možné získat detailní zobrazení lumen karotických tepen a jejich stěn. Díky vysokému prostorovému rozlišení dokáže CT také kvantifikovat objem plátu a jeho dílčích částí (například, tukové, smíšené, kalcifikované složky apod.). S použitím víceenergetických technologií je též možné přesněji rozlišovat jednotlivé typy tkání a detekovat neovaskularizaci.

- Magnetická rezonance (MR)

Podstatou této metody je možnost zobrazení jednotlivých složek plátu, jako jsou fibrózní čepička, lipidové jádro a intraplaque hemoragie (IPH), a to za podmínky, že se využívá vysoké magnetické pole (1,5T–3T). MR poskytuje spolehlivý kontrast měkkých tkání a může také identifikovat rizikové pláty. Pro detekci IPH a dalších rizikových faktorů plátu se využívají specifické MR sekvence (například MPRAGE nebo SNAP).

- Pozitronová emisní tomografie (PET) kombinovaná s CT nebo MR

PET-CT nebo PET-MR se používají pro molekulární zobrazování. Jsou vhodné pro detekci zánětlivých procesů a neovaskularizaci v plátu prostřednictvím radiotracerů, jako je [18F] FDG.

Většina těchto algoritmických technik je založena na hlubokém učení a charakterizaci plátu z hlediska jeho dílčích součástí. Jako podklad pro vyhodnocení se využívají obrazy karotidových tepen, které podléhají několika požadavkům pro přesnější detekci rizikovosti aterosklerotického plátu. Pro segmentaci jsou vyžadovány obrazy vysokého rozlišení pro detailní zobrazení plátové struktury. V případě CT je doporučeno izotropní voxelové rozlišení o velikosti 1 mm. U MR se doporučuje rozlišení v rovině (in-plane) 0,6 mm a rozlišení skrz rovinu (through-plane) 2 mm, které je nezbytné pro přesné vymezení okrajů plátu a identifikaci nebezpečných složek (například, lipidového jádra nebo intraplaque hemoragie (IPH)) (Saba, Yuan a Hatsukami, 2018, s. 10).

Obraz musí pokrývat oblast od aortálního oblouku do intrakraniálních cév, tj. jak karotických tepen, tak i přilehlých oblastí, které mohou obsahovat plát. V rámci segmentace by mělo dojít k určení charakteristik plátu, které jsou důležité pro vyhodnocení jeho rizikovosti. Jimi jsou míra zúžení cévy způsobená plátem (stenóza), povrchová rovnost plátu, jeho typ, existence novotvořených cév uvnitř plaku (neovaskularizace) a celková zátěž plátu pro karotidu (Saba, Yuan a Hatsukami, 2018, s. 11). Pozoruhodné však je, že podle

Saby, Saama a Jägera (2019, s. 1) nemusí být vyhodnocení rizikovosti plátu prostřednictvím měření úrovně stenózy spolehlivějším ukazatelem v porovnání s charakteristikou takových ukazatelů jako IPH, objem plátu, neovaskularizace a zánět.

Pro lepší stratifikaci rizika kardiovaskulární nemoci nabízejí Johri a kol. (2020, s. 4-10) několik možností pro standardizaci dvourozměrného (2D) a trojrozměrného (3D) ultrazvukového zobrazení aterosklerotického plátu. Jednou z nejrozšířenějších a zároveň nejjednodušších metod pro kvantifikaci plátu je měření jeho maximální výšky a tloušťky, pokud plát vyčnívá z cévní stěny do lumen tepny. Další možností je měření plochy plátu, které poskytuje informace o celkové zátěži. Pro využití této metody je třeba manuálně sledovat oblast plátu na podélném řezu tepny. Je však třeba brát v úvahu, že spolehlivost výsledných údajů závisí na úhlu zobrazení karotidy, na kvalitě obrazu aj.

Trojrozměrné (3D) zobrazování plátu je v porovnání s dvojrozměrným zobrazením sofistikovanější metodou, která překonává některé nevýhody 2D metod. Přední silnou stránkou je zde měření plátu ve všech rovinách. Další výhodou je možnost sledovat změny v objemu plátu v průběhu času. Akvizice objemu plátu také může proběhnout dvěma způsoby, a to buď v rámci protokolu pro jedinou oblast zaměřenou na jeden segment cévy nebo pro celou cévu prostřednictvím snímání více 3Ddatasetů po celé délce karotid (Johri a kol., 2020, s. 4-10).

II. PRAKTICKÁ ČÁST

3 METODIKA REALIZACE VÝZKUMU

Třetí kapitola diplomové práce se zabývá popisem metodiky použité pro provedení vlastního výzkumu. Jsou tu uvedeny postupy při zpracování jednotlivých kroků práce, vzorce, které se staly podkladem pro algoritmické výpočty, a důvody výběru těch či oněch algoritmů. Na počátku jsou v práci formulovány cíle a hypotézy. Následně je popsán proces přípravy a předzpracování dat. Součástí této kapitoly jsou informace související s neuronovou sítí, s jejím trénováním, s použitými a výslednými daty.

3.1 Cíle výzkumu

Hlavním cílem tohoto výzkumu je navrhnout, vyvinout a implementovat nástroj, který by pomáhal lékařům automaticky kontrolovat lékařské snímky karotidy, u kterých existuje riziko nepříznivého vývoje nebo ulomení aterosklerotického plátu. Na tomto místě je třeba zdůraznit, že nástroj není záměrně navržen tak, aby nahradil odbornou práci lékaře. Měl by však poskytnout podporu prostřednictvím zvýraznění potenciálně rizikových oblastí, které by si zasloužily další pozornost. Záměrem tohoto výzkumu je tedy vytvořit systém, který by dokázal identifikovat významné body na segmentovaných snímcích a upozornit lékaře na možné problémy. Spolu s tím je výzkum zacílen na identifikaci těch parametrů, které co nejvíce ovlivňují hodnocení pacienta jako rizikového. Přínosem výzkumu tedy bude zlepšení samotného procesu sledování pacientů, u nichž existuje zvýšené riziko budoucích komplikací.

3.2 Příprava a předzpracování dat

V této části práce je uveden postup zpracování a analýzy segmentovaných obrazů, které posloužily vstupními daty pro analýzu rizika ulomení aterosklerotického plátu.

Pro účely tohoto výzkumu byly využity lékařské snímky pocházející z databáze, ve které lékaři ručně označovali oblasti karotid. To znamená, že snímky již obsahovaly určité informace týkající se rizika ulomení plátů a potenciálního rizika cévní mozkové příhody. Databáze použitá pro daný výzkum je součástí klinické studie zaměřené na charakteristiky aterosklerotických plátů a jejich souvislost s progresí onemocnění (Školoudík, 2015).

Segmentace snímku byla prováděna za použiti aplikace, která byla řešena v rámci bakalářské práce (Sherstobitov, 2021).

Prvním krokem byla segmentace získaných obrazů pro jejich rozdělení na oblasti obsahující aterosklerotické pláty a okolní tkáně. Pro segmentaci byly využity metody založené

na Fourierově transformaci a na statistických příznacích, konkrétně na průměru a rozptylu pixelových hodnot. Fourierova transformace byla aplikována hlavně pro extrakci frekvenčních vlastností obrazu, a to za účelem identifikace pravidelných vzorů a struktur, které jsou charakteristické pro aterosklerotické platy. Díky statistickým příznakům byly získány informace o rozložení hodnot pixelů v obrazu, což napomohlo odlišit různé tkáně na základě jejich textury a intenzity.

Pro klasifikaci segmentovaných oblastí byla následně použita metoda k-means, tj. shlukování metodou nejbližších středů. Jejím prostřednictvím byly segmentované oblasti rozděleny do několika klastrů na základě podobností jejich příznaků. Ve výsledku vznikly dvě hlavní skupiny obrazů, a to ty, které obsahují rizikové pláty, a obrazy s nerizikovými pláty. Za rizikové byly označovány pláty, které vykazovaly vyšší pravděpodobnost ruptury, a tím i vyšší riziko vzniku akutních ischemických událostí. Nerizikové pláty byly považovány za stabilnější.

Dalším krokem se stala normalizace obrazů, která byla zapotřebí pro spolehlivé zpracování obrazových dat. Vzhledem k tomu, že originální segmentované snímky byly barevné a obsahovaly různé oblasti zájmu označené specifickými výraznými barvami, bylo nezbytné provést několik změn. Primární záležitostí bylo převést barevné obrazy na stupně šedi, protože většina použitých algoritmů byla založena na hodnotách intenzity jednotlivých pixelů a pracovala s vybranými vlastnostmi plátové struktury (tvarem, texturou aj.). Z tohoto důvodu byly barevné snímky, které jsou dvourozměrným polem hodnot (2D NumPy pole) a u kterých je každý pixel reprezentován třemi hodnotami (RGB), převedeny do stupně šedi, kde je každý pixel reprezentován jedinou hodnotou intenzity v rozmezí od 0 do 255.

Převod na stupně šedi byl proveden pomocí funkce `cv.cvtColor()` z knihovny OpenCV, konkrétně s parametrem `cv.COLOR_BGR2GRAY`. Jeho prostřednictvím byl každý pixel s hodnotami RGB v obrazu převeden na jednu hodnotu intenzity. Segmentace obrazu přitom zůstala zachována. To znamená, že jednotlivé segmenty původně označené různými barvami byly posléze mezi sebou odlišeny různými odstíny šedi. Každý výsledný obraz je tedy stále dvourozměrným NumPy polem, kde každá hodnota představuje intenzitu konkrétního pixelu v rozmezí od 0 (černá) do 255 (bílá). Prostřednictvím této interpretace bylo zabezpečeno, že algoritmy budou analyzovat rozdíly v intenzitách pixelů, které nyní odpovídají různým segmentům v obrazu. Jako příklad je možné představit následující pole hodnot v obrazu:

```
[ [ 0 0 0 0 76 76 76 25 25 25 0 0 0 …]
[ 0 0 0 0 76 76 25 25 25 25 25 0 0 …] … ]
```

V tomto poli jsou oblasti s hodnotami blížícími se k nule reprezentovány jako černé, zatímco oblasti s vyššími hodnotami (například, 76) jsou zobrazeny jako světlejší odstíny šedi.
Na tomto místě je důležité poznamenat, že v původním barevném segmentovaném obrazu byly barvy zvoleny záměrně pro vizuální přehlednost. Tyto barvy neměly žádný vliv na samotnou analýzu, ale sloužily pouze pro lepší odlišení jednotlivých segmentů pro lidské oko. Nicméně po převedení do šedé škály zůstaly tyto segmenty rozlišitelné na základě jejich odstínů šedi, což je zcela dostačující pro jejich následné algoritmické zpracování.
Po barevných úpravách a převedení snímků do dvourozměrného pole hodnot byly obrazy změněny podle rozlišení a kontrastu, aby se zajistilo, že mají jednotnou velikost a že jsou všechny důležité detaily na snímcích zvýrazněny. Celkový počet snímků tvořil 151 obrazů.
Pro následující využití neuronové sítě byl datový soubor rozdělen na trénovací a testovací sadu v poměru 4:1, tj. přibližně 80 % obrazů byla použita pro trénování sítě, a 20 % pro jeho testování. Důvodem výběru tohoto poměru byla jeho spolehlivost, a to díky dostatečnému množství dat pro učení.

3.3 Výběr a použití deskriptorů

Pro charakteristiku aterosklerotických plátů byly použity různé deskriptory, a konkrétně momenty, obvod, pravoúhlost, podlouhlost, plocha, kruhovost, energie hranice, průměrná vzdálenost pixelu od hranice, popis tvaru objektu s pomocí křivosti hranice a Eulerovo číslo. Tyto deskriptory byly vybrány proto, že poskytují detailní informace o struktuře plátů, které jsou závažné pro predikci rizika jejich ulomení. Celkem byly v práci použity všechny deskriptory uvedené v teoretické části, ale s výjimkou těch, které jsou spojeny s jasem. Důvodem bylo to, že jas byl již využit při segmentaci snímků. Jeho opětovné použití jako parametr pro neuronové sítě by bylo nadbytečné a pravděpodobně by nemělo rozhodující vliv na výsledky. Navíc segmentované snímky už neobsahovaly skutečný jas, ale pouze náhodně vybrané jasné barvy, které sloužily k jasnému rozlišení různých oblastí. Proto tyto deskriptory nebyly zahrnuty do zamýšlené analýzy plátové struktury. Konkrétní algoritmy pro každý příznak jsou popsány v následujících podkapitolách.

3.3.1 Momenty

V rámci této práce byly momenty využity pro charakteristiku aterosklerotických plátů na základě jejich tvarových a prostorových vlastností. Proces extrakce probíhal v několika krocích. Pro výpočet momentů byl použit vestavěný nástroj v programovacím jazyce Python. Na počátku byly vypočítány geometrické momenty obrazu pomocí funkce

`moments(image)`, která zpracovává vstupní obraz (který může být segmentovaný a převedený na šedotónový formát) a vypočítává soubor základních momentů obsahující základní informace o rozložení intenzity pixelů v obrazu.

Následně byl proveden výpočet centroidů, tedy těžiště objektu, které bylo vypočítáno na základě prvních momentů obrazu. Jde o centrální bod, kolem kterého se následně prováděly další výpočty. Pro výpočet centroidů byl využit následující vztah:

$$centroid = \left(\frac{M[1,0]}{M[0,0]}, \frac{M[0,1]}{M[0,0]}\right)$$

kde *M [i,j]* představuje moment řádu *i+j*. Díky tomuto výpočtu se zjistily souřadnice centroidu a s jejich pomocí byly normalizovány momenty vůči těžišti objektu. Po určení centroidu se přistoupilo k výpočtu centrálních momentů, které jsou invariantní vůči translaci, tj. nejsou ovlivněny posunem objektu v obrazu. Pro výpočet byla použita funkce `moments_central(image, centroid)`, která bere jako základ předem vypočítaný centroid a provádí normalizaci geometrických momentů tak, aby odrážely vlastnosti objektu bez ohledu na jeho polohu.

3.3.2 Pravoúhlost a podlouhlost

Pravoúhlost a podlouhlost jsou dalšími deskriptory, které určují tvarové vlastnosti objektů v obrazu. Ve své podstatě poskytují informace o tom, do jaké míry tvar objektu napodobuje ideální pravoúhelník a jak je tento objekt protáhlý. Co se týká pravoúhlosti, je definována jako poměr plochy objektu k ploše nejmenšího ohraničujícího pravoúhelníku, který může tento objekt zahrnovat. Ohraničující pravoúhelník je co nejmenší z hlediska plochy a je otočen tak, aby co nejlépe objekt obepínal. Pro nalezení tohoto nejmenšího ohraničujícího pravoúhelníku byl využit algoritmus Minimum Bounding Box (MBB), který počítá minimální ohraničující pravoúhelník na základě bodů tvořících hranice objektu. Algoritmus MBB sestával z následujících kroků.

Na počátku byly identifikovány body, které tvoří hranici objektu, a to pomocí metody detekce hran nebo segmentace obrazu, kde každý bod představuje pixel na okraji objektu. Dále byl vypočítán konvexní obal pro sadu bodů, které tvoří hranice objektu. To znamená, že došlo k výpočtu nejmenšího konvexního polygonu obklopujícího všechny body objektu, a to s cílem zajistit, že ohraničující pravoúhelník nebude ovlivněn vnitřními body a bude zaměřen pouze na skutečné obrysy objektu.

Následně byla provedena iterace přes hrany konvexního obalu. Zásadním v tomto procesu bylo vyhodnotit každou hranu z hlediska toho, zda může být jednou ze stran potenciálního

ohraničujícího pravoúhelníku. Proto pro každou podobnou hranu byly určeny zbývající tři body ohraničujícího pravoúhelník takovým způsobem, aby všechny body objektu byly obsaženy uvnitř tohoto pravoúhelníku. V rámci algoritmu se také vypočítala plocha pravoúhelníku pro každou možnou orientaci, která byla poté porovnána s plochou předchozích pravoúhelníků. Výsledkem těchto výpočtů je nalezení ohraničujícího pravoúhelníku s nejmenší plochou.

Další fází byl výpočet pravoúhlosti s pomocí tohoto pravoúhelníku, a to prostřednictvím tohoto vzorce:

$$Pravoúhlost = \frac{plocha\ objektu}{plocha\ nejmenšího\ ohraničujícího\ pravoúhelníku}$$

kde plocha objektu představuje skutečnou plochu daného objektu v obrazu a plocha nejmenšího ohraničujícího pravoúhelníku je plochou ohraničujícího pravoúhelníku, který obklopuje celý objekt. Při výpočtu se vycházelo z toho, že vysoká hodnota poukazuje na podobnost objektu tvaru pravoúhelníku. A naopak, nízká hodnota označuje, že objekt má spíše složitější tvar.

Pokud jde o podlouhlost, odráží poměr délky paralelní strany ohraničujícího pravoúhelníku k délce jeho ortogonální strany. Pro výpočet podlouhlosti byl také použit algoritmus MBB, jehož prostřednictvím byly získány informace o rozměrech objektů. Konkrétně se jednalo o délku strany paralelní hlavní ose (a) a délku strany ortogonální (b). Poměr těchto dvou délek pak určil podlouhlost objektu:

$$Podlouhlost = \frac{a}{b}$$

kde *a* je délkou paralelní strany a *b* je délkou ortogonální strany. Vysoká hodnota podlouhlosti naznačovala, že objekt je protáhlý. Hodnota, která se blížila k jedné, znamenala, že objekt se napodobuje čtverci nebo je méně protáhlý.

3.3.3 Kruhovost

Parametr kruhovosti určuje, do jaké míry napodobuje tvar objektu ideální kruh. Kruhovost se vypočítává na základě obvodu a plochy objektu. V této práci byl pro výpočet kruhovosti použit následující vzorec:

$$Kruhovost = \frac{P^2}{4\pi S}$$

kde *P* je obvod objektu a *S* je plochou objektu. Na základě tohoto vzorce se skutečný tvar objektu porovnával s ideálním kruhem. Základní princip komparace spočíval v tom,

že v ideálním případě by měl dokonale kruhový objekt kruhovost rovnou 1. To znamená, že čím větší byla hodnota kruhovosti, tím méně byl objekt kruhový.

V praxi se tento deskriptor používal tak, že se nejprve změřil obvod objektu, a to jako součet délek všech jeho hranic. Pro změření byly využity funkce detekování hranic, které identifikovaly okrajové pixely objektu a které dohromady tvořily obvod objektu. Poté se vypočítala plocha objektu, což je počet pixelů uvnitř jeho hranic, a to pomocí funkce `cv.contourArea()` v OpenCV, která počítá plochu ohraničenou konturou. Tyto dvě hodnoty byly použity ve výše uvedeném vzorci pro odlišení objektů od ostatních tvarů na snímku.

3.3.4 Energie hranice

Energie hranice byla vypočítána na základě křivosti podél hranice objektu, tj. na základě toho, jak rychle se mění směr hranice v každém bodě. V první řadě byly pro výpočet identifikovány hranice objektu. Následně došlo k extrahování souřadnic bodů, které tvoří tuto hranici. Křivost se vypočítala pomocí NumPy a dalších matematických nástrojů v Pythonu.

Prvním krokem bylo získání souřadnic všech bodů na hranici objektu pomocí konturové detekce a konkrétně s použitím funkce `cv.findContours()` v OpenCV. Druhým krokem byl výpočet prvních a druhých derivací těchto bodů pro určení změny polohy bodů podél hranice. První derivace *(dx, dy)* představovaly změnu souřadnic v ose *x* a *y* podél hranice. Druhé derivace *(ddx, ddy)* označovaly změnu prvních derivací, tedy zakřivení hranice. Tento výpočet byl proveden prostřednictvím funkce `numpy.gradient()`. Křivost *k(s)* v každém bodu hranice se vypočítala pomocí následujícího vzorce:

$$k(s) = \frac{dx \cdot ddy - dy \cdot ddx}{(dx^2 + dy^2)^{3/2}}$$

kde *dx,dy* je první derivací souřadnic podél hranice a *ddx, ddy* je druhou derivací souřadnic podél hranice.

Energie hranice pak byla určena prostřednictvím integrace kvadrátu křivosti podél celé hranice objektu. V jejím rámci byly všechny hodnoty křivosti podél hranice nejprve kvadratizovány a následně sumarizovány pro zvýraznění míst s vysokou úrovní křivostí. Vzorec pro tento výpočet byl následující:

$$E = \int_0^P k(s)^2 ds$$

kde *P* je celkový obvod objektu, zatímco *k(s)* je křivost v bodu *s*. Tím pádem se získalo číselné vyjádření energetické složitosti objektu.

3.3.5 Průměrná vzdálenost pixelu od hranice

Pro výpočet průměrné vzdálenosti pixelu od hranice byl použit vlastní algoritmus. Na počátku byly určeny hranice objektu v obrazu, tj. všechny pixely, které hraničí s alespoň jedním pixelem (například, mají hodnotu 0). Tyto hraniční pixely byly identifikovány pomocí algoritmů `cv.findContours()` a `cv.Canny()` v OpenCV. Poté byly těmto pixelům přiřazeny počáteční hodnoty vzdálenosti, které se rovnaly 0. Tak se označovalo to, že se pixely nacházejí přímo na hranici objektu.

Za těchto podmínek algoritmus dále iterativně procházel celým objektem a v každé iteraci hledal pixely, které se nacházely v určité vzdálenosti od hranice. V první iteraci byly identifikovány všechny pixely, které byly ve vzdálenosti 1 od hranice, v další iteraci pixely ve vzdálenosti 2 a tak dále. Tento postup se opakoval až dokud nebyly zpracovány všechny pixely uvnitř objektu. Vzdálenost se přitom v každém kroku obnovovala a přiřazovala se pixelům na základě jejich vzdálenosti od nejbližšího hraničního pixelu. Díky tomu každý pixel uvnitř objektu získal hodnotu odpovídající jeho vzdálenosti od hranice.

Když se iterativní proces dokončil, pak bylo možné vypočítat průměrnou vzdálenost pixelu od hranice prostřednictvím aritmetického průměru všech vzdáleností. K tomu byl využit vzorec uvedený v podkapitole 1.3.5 teoretické části práce. Za zmínku také stojí, že při výpočtu průměrné vzdálenosti byly získány informace o souřadnicích všech hraničních pixelů využity pro další algoritmy.

3.3.6 Popis tvaru objektu s pomocí průběhu křivosti jeho hranice

Výběr daného deskriptoru byl spojen s tím, že je velice užitečný při definování změn ve tvaru objektu podél jeho hranice. Jde o závažné kritérium v rámci realizovaného výzkumu, protože dokonce i drobné odlišnosti v křivosti mohou poukazovat na kritické vlastnosti objektu jako například ostré rohy, záhyby, zaoblení atd. Pro výpočet tohoto deskriptoru byly provedeny následující kroky.

Za prvé, došlo k extrahování hraničních bodů objektu, a to pomocí detekce hranic v binárním obrazu, kde má objekt hodnotu 1 a pozadí má hodnotu 0. Pro nalezení všech bodů na hranici

byla využita funkce `cv.findContours()` z knihovny OpenCV, která poskytla seznam souřadnic bodů tvořících obrys objektu.

Za druhé, byly vypočítány gradienty těchto bodů. Pod gradientem se tu rozumí směrová derivace, která ukazuje změnu pozice bodů podél hranice objektu. Jinými slovy, jednalo se o výpočet rozdílů mezi souřadnicemi sousedních bodů na hranici. Gradienty se vypočítaly pro obě souřadnice, tedy pro osy *x* a *y*, a to pomocí funkce `numpy.gradient()` aplikované na vektor souřadnic.

Za třetí, byl proveden výpočet křivosti, který zahrnoval druhé derivace souřadnic bodů. Na tomto základě byla křivost analyzována podél celé hranice a pro lepší přehlednost byla křivost graficky znázorněna jako funkce délky oblouku *s*.

3.3.7 Algoritmus výpočtu plochy a Eulerova čísla

V kontextu provedeného výzkumu byla plocha objektu definována jako počet všech pixelů, které nejsou černé (tedy mají hodnotu jinou než 0), protože černé pixely obvykle představují pozadí nebo okraj, které nejsou pro analýzu objektu relevantní. Pro výpočet plochy byla použita jednoduchá metoda, jejíž podstatou je počítání všech pixelů, které mají nenulovou hodnotu. Tento výpočet byl realizován prostřednictvím funkce `np.count_nonzero()` v knihovně NumPy, která zjišťuje počet všech pixelů s hodnotou větší než nula.

Pro výpočet Eulerova čísla bylo využito zároveň několik algoritmů, které pomohly kvantifikovat vztah mezi počtem nesouvisejících částí objektu a počtem děr v těchto částech. První fází byla detekce hranic v obrazu, která byla provedena pomocí Cannyho algoritmu implementovaného v knihovně OpenCV. Podstatou tohoto algoritmu je to, že identifikuje všechny pixely, které tvoří hraniční body objektu. Funkce `cv.Canny()` byla použita následovně:

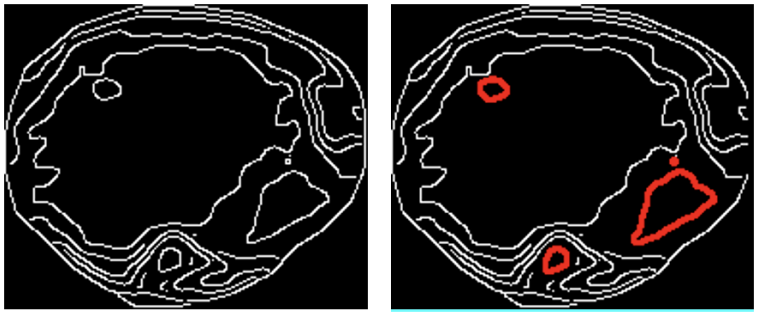
```
edges = cv.Canny(gray_image, 0, 20, apertureSize=5,
L2gradient=True)
```

Prostřednictvím tohoto příkazu byly nalezeny všechny hraniční body objektu v šedotónovém obrazu (`gray_image`). Parametry `apertureSize` a `L2gradient` následně zajistily přesnější detekci hranic prostřednictvím odstranění šumu. Druhou fází byla identifikace kontur a jejich hierarchické struktury. K tomu byla využita funkce `cv.findContours()`, která je užitečná tím, že může určit, jaké kontury se nachází uvnitř jiných kontur:

```
contours, hierarchy = cv.findContours(edges, cv.RETR_TREE,
cv.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
```

Díky tomu se vytvořil seznam kontur a jejich hierarchie, tj. informace o vztazích mezi konturami (například, zda jsou některé kontury uvnitř jiných (což znamená, že se jedná o díry) a jaká je úroveň těchto děr.

Další fází byl výpočet Eulerova čísla, tj. rozdílu mezi počtem souvislých komponent objektu a počtem děr v těchto komponentách. Navíc pomocí hierarchie kontur již bylo možné snadno určit počet děr na různých úrovních (viz Obrázek 8).



Obrázek 8. Příklad označení hranice a uzavřených oblasti prostřednictvím Eulerova čísla

Zdroj: vlastní zpracování

3.3.8 Obvod

Při analýze tvaru objektů v obrazu byl také využit obvod, který měří délku hranice objektu a poskytuje informace o jeho rozměrech. Na počátku byly nalezeny hranice objektu prostřednictvím detekce jeho konturu, a to s pomocí funkce `cv.findContours()` z knihovny OpenCV, která identifikuje všechny hraniční body objektu v binárním obraze:

```
contours, hierarchy = cv.findContours(thresh, cv.RETR_TREE,
cv.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
```

kde `thresh` představuje binární obraz, ve kterém se objekt odlišuje od pozadí, `cv.RETR_TREE` určuje, že se mají detekovat všechny kontury včetně hierarchie, a `cv.CHAIN_APPROX_SIMPLE` pomáhá zjednodušit konturovou strukturu prostřednictvím zvýraznění výhradně klíčových bodů. Výsledkem aplikace této funkce je seznam všech detekovaných kontur (`contours`), ve kterém každý prvek seznamu zastupuje jeden objekt v obrazu.

Pro výpočet obvodu poté bylo nutné vybrat konkrétní konturu, která odpovídá hranici zkoumaného objektu. Nejčastěji se jednalo o první detekovanou konturu odpovídající největšímu nebo nejdůležitějšímu objektu v obrazu:

```
cnt = contours[0]
```

Po výběru kontury se obvodu objektu vypočítal pomocí funkce `cv.arcLength()`:

```
perimeter = cv.arcLength(cnt, False)
```

Parametr `False` v této funkci označoval, že se jedná o otevřenou konturu.

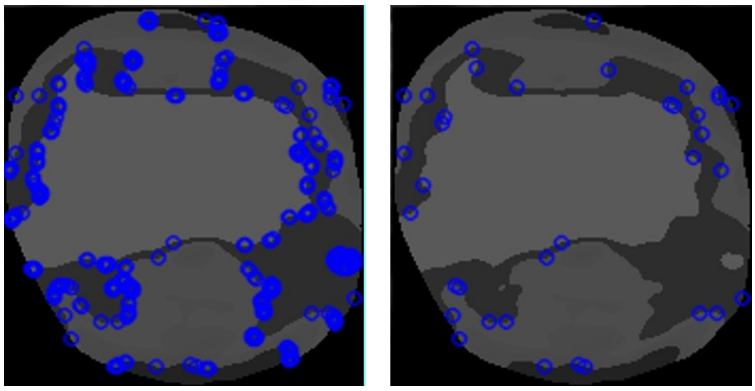
3.4 Detekce významných bodů pomocí algoritmů FAST, SIFT a ORB

V dalším kroku analýzy byly pro detekci významných bodů v obrazech použity algoritmy FAST, SIFT a ORB. Původně se předpokládalo, že pro detekci bude také využit algoritmus SURF. Nicméně kvůli tomu, že je tento algoritmus aktuálně patentován, není k dispozici v knihovně OpenCV. Jeho absence by však neměla významně ovlivnit výsledky výzkumu, protože je z kvalitativního hlediska odpovídající algoritmům FAST, SIFT a ORB.
Detekce se vždy prováděla ve třech krocích. Jako příklad je dále možné uvést postup využití algoritmu FAST:

1. Nejprve byl vytvořen detektor významných bodů pomocí funkce `cv.FastFeatureDetector_create()`.
2. Pomocí detektoru byly v obrazu nalezeny významné body. Tyto body byly následně uloženy v podobě seznamu klíčových bodů (keypoints). Detekce byla provedena na šedotónovém obrazu, aby se zvýraznily důležité vlastnosti objektu.
3. Nalezené významné body byly poté zpětně přidány na šedotónový obraz pomocí funkce `cv.drawKeypoints()`, která pro lepší přehlednost zobrazila tyto body na snímku. Aby se zajistil výraznější kontrast, barva bodů byla nastavena na červenou (RGB hodnoty: 255, 0, 0), nebo v případě algoritmu ORB zelenou (RGB hodnoty: 0, 255, 0), a případě algoritmu SIFT různobarevné zvýraznění.

Obecně může být algoritmus FAST využit ve dvou variantách v závislosti na tom, jak přesně probíhá detekce významných bodů. Jedná se o metodu FAST True a FASTE False. Varianta FAST True detekuje co nejvíce významných bodů, což je v případě provedeného výzkumu spíše nevýhodou, protože může být obraz přetížen informacemi. V praxi to znamená, že skutečně důležité rysy objektu budou zastíněny množstvím méně významných bodů, a to má přímý negativní vliv na kvalitu výsledků. Aby se tento problém zmírnil, byla při použití FAST True implementována funkce `fast.setNonmaxSuppression(0)`, která omezuje počet detekovaných bodů prostřednictvím potlačení detekce méně

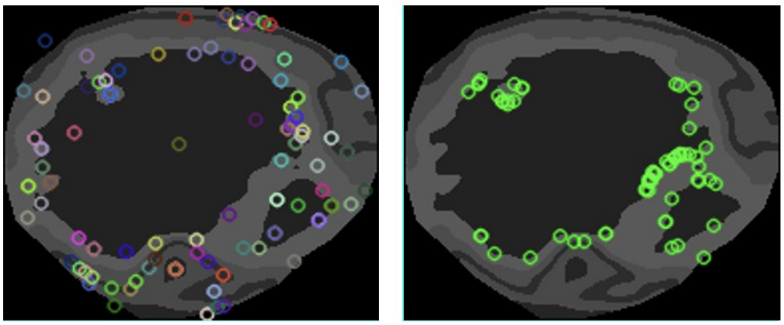
významných bodů, a to cca 5krát. Díky tomu se kvalita vizualizace a analýzy samotné výrazně zvyšuje.



Obrázek 9. Příklad aplikace algoritmu FAST True a FAST False

Zdroj: vlastní zpracování

Podobným způsobem byly využity algoritmy SIFT a ORB (viz Obrázek 10).



Obrázek 10. Příklad aplikace algoritmu SIFT a ORB

Zdroj: vlastní zpracování

3.5 Využití neuronové sítě

Po extrahování deskriptorů a detekci významných bodů v obrazech byly získané informace použity jako vstupy pro neuronovou síť. Jak již bylo nastíněno v úvodu metodiky, segmentované snímky byly rozděleny na dvě skupiny: pro trénování a testování. V rámci trénování se neuronová síť učila rozpoznávat vzory a charakteristiky spojené s rizikovými a nerizikovými pláty. Trénovací sada obsahovala známé případy, které vystoupily podkladem pro optimalizaci váhových parametrů sítě. Po trénování byl model testován na nezávislé testovací sadě obrazů, aby se ověřila jeho schopnost správně klasifikovat nové případy, tj. spolehlivě prognózovat riziko ulomení plátu.

Architektura neuronové sítě byla založena na algoritmu backpropagation neboli algoritmu zpětného šíření chyby, který se aktivně využívá při zpracování obrazových dat. Algoritmus funguje na principu optimalizace váhy neuronové sítě pomocí metody gradientního sestupu, který snižuje pravděpodobnost výskytu chyby mezi předpovědí sítě a skutečnými hodnotami.

Nejprve algoritmus vypočítá chybu v předpovědi sítě na základě výstupu poslední vrstvy. Poté tato chyba postupně zpětně prochází všemi vrstvami sítě (od výstupu k vstupu) a upravuje váhy jednotlivých neuronů na základě toho, do jaké míry přispívají k výskytu chyby. Daný proces je iterativní a pokračuje až dokud chyba nedosáhne přijatelně nízké hodnoty, případně dokud nedojde k přerušení procesu po dosažení určitého počtu epoch (průchodů trénovacích dat celou sítí).

Výběr algoritmu zpětného šíření chyby byl spojen s tím, že může optimálně pracovat s velkými neuronovými sítěmi a provádět generalizaci na základě trénovacích dat. Je také

užitečný v situacích, kdy je zapotřebí prozkoumat nelineární vztahy mezi vstupními a výstupními daty, což je právě případ snímků s aterosklerotickými pláty.

4 IMPLEMENTACE

V dané kapitole jsou popsány jednotlivé kroky v procesu implementace jako jsou návrh modelu, jeho testování, využití deskriptorů, analýza členitosti a kompaktnosti plátů, a nakonec také vyhodnocení výkonnosti modelu.

4.1 Návrh modelu

Implementace modelu byla provedena pomocí programovacího jazyka Python ve verzi 3.12, která podporuje velký počet knihoven a nabízí několik nástrojů vhodných pro zpracování vizuálních dat. Konkrétně byly použity tyto knihovny:

- NumPy. Knihovna NumPy byla využita pro zpracování numerických dat, pro práci s vícerozměrnými poli, pro provedení vektorových operací a výpočet matematických funkcí.
- SciPy. Tato knihovna byla použita primárně pro matematické a statistické výpočty, protože disponuje nástroji pro interpolaci, optimalizaci a filtraci dat, které byly aplikovány při předzpracování obrazů a během výpočtů souvisejících s analýzou struktur aterosklerotických plátů.
- Matplotlib. Knihovna Matplotlib byla zvolena pro vizualizaci dat, tj. vykreslení grafů a diagramů, které ilustrují detekované významné body, perimetry a další deskriptory. Částečně však byla také využita pro zpracování výsledků analýzy.
- OpenCV. OpenCV je jednou z nejdůležitějších knihoven v rámci tohoto projektu, protože poskytuje rozsáhlou sadu funkcí pro zpracování obrazů, detekci hranic, segmentaci a detekci významných bodů. Byla využita pro implementaci algoritmů FAST, SIFT, ORB a některých jiných algoritmů, které byly klíčové pro analýzu obrazů.
- scikit-image (skimage). Tato knihovna byla použita pro zpracování obrazů, konkrétně pro aplikaci filtrů, provedení transformací a měření. Stala se tak vhodným doplňkem knihovny OpenCV v oblasti morfologických operací a analýzy textur.
- PySimpleGUI. Pro vytvoření uživatelského rozhraní byl použit PySimpleGUI, což je knihovna, která snadně vytváří grafické uživatelské rozhraní (GUI) v Pythonu. S pomocí tohoto rozhraní je pak možné snadno ovládat procesy analýzy obrazů, nastavovat parametry algoritmů a zobrazovat výsledky.

Vývoj programu probíhal ve vývojovém prostředí PyCharm, které poskytuje výkonné nástroje pro psaní, ladění a testování kódu. PyCharm byl pro tento výzkum vybrán hlavně proto, že nabízí integrovanou podporu v rámci Pythonu, má funkce spravování závislostí a také další užitečné nástroje pro práci s knihovnami (primárně NumPy a OpenCV).
Všechny výpočty byly prováděny s následujícím nastavením parametrů segmentace. Typ transformace byl zvolen jako segmentace založená na statistických průměrných hodnotách, zatímco typ klasifikace pro segmentaci byl určen metodou k-means. Velikost okna pro segmentaci byla nastavena na 8, kroková velikost byla 4 a počet klastrů byl určen na 7.

4.2 Testování modelu

Zásadním krokem v procesu ověřování schopnosti neuronové sítě správně klasifikovat pacienty na základě extrahovaných deskriptorů z obrazových dat bylo testování modelu. Neuronová síť byla implementována pomocí dříve zmíněného algoritmu backpropagation, což je standardní metoda pro trénování hlubokých neuronových sítí, která optimalizuje váhy sítě prostřednictvím snížení chyby mezi prognózovanými a skutečnými hodnotami.
Použitá neuronová síť měla tři vrstvy. Vstupní vrstva obsahovala 30 neuronů, což odpovídá počtu deskriptorů extrahovaných z obrazů, které poskytovaly informace o struktuře aterosklerotických plátů. Druhá vrstva byla skrytá. Z tohoto důvodu se počet neuronů v této vrstvě měnil a v průběhu testování se pravidelně optimalizoval. Běžně se doporučuje volit počet neuronů ve skryté vrstvě tak, aby se dosáhlo rovnováhy mezi kapacitou sítě a její zobecňující schopností (generalizací) (Kanevski, Poudnoukhov a Timonin, 2009, s. 43). Navíc počet neuronů ve skryté vrstvě by se měl pohybovat v rozsahu mezi velikostí vstupní vrstvy a výstupní vrstvy. To znamená, že v případě tohoto výzkumu jde o počet 2 až 30 neuronů. V průběhu testování bylo vyzkoušeno několik konfigurací s různým počtem neuronů ve skryté vrstvě. Ve výsledku se zjistilo, že příliš velký nebo příliš malý počet neuronů vede ke snížení přesnosti modelu. Proto byla pro výpočet nejvhodnějšího počtu neuronů využita následující vzorec:

$$Počet\ neuronů\ ve\ skryté\ vrstvě = počet\ neuronů\ ve\ vstupní\ vrstvě * 2/3 + počet\ neuronů\ ve\ výstupní\ vrstvě$$

Na základě tohoto vzorce bylo zvoleno optimální nastavení v podobě 22 neuronů pro skrytou vrstvu (30 * 2/3 + 2 = 22). Výstupní vrstva obsahovala dva neurony, které reprezentovaly dvě třídy pacientů: stabilní pacienti a progresující (rizikoví) pacienti.
Při testování modelu byly také zkoušeny různé varianty konfigurace sítě, tj. s použitím jak tří, tak i čtyř vrstev, a také s použitím různého počtu neuronů ve skryté vrstvě. I když modely s více vrstvami a neurony vykazovaly mírné odchylky ve výkonu, nakonec se ukázalo,

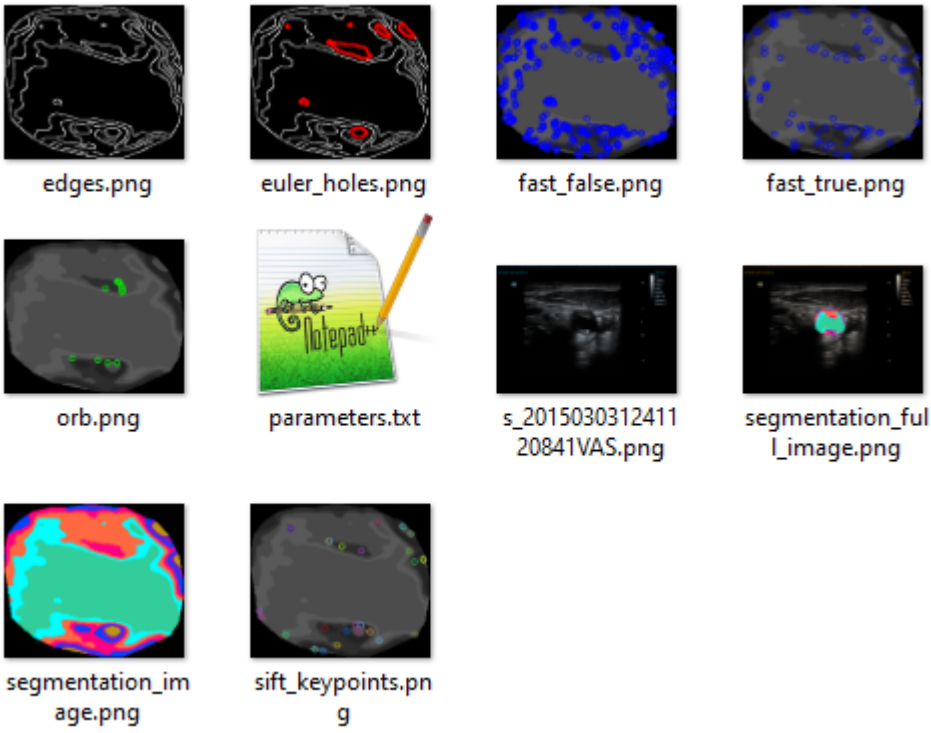
že nejjednodušší varianta s třemi vrstvami a s optimálním počtem neuronů ve skryté vrstvě poskytuje výsledky, které jsou srovnatelné se složitějšími modely z hlediska výsledné kvality.

V procesu testování též docházelo k ladění hyperparametrů a konkrétně k nastavení hodnoty learning rate (rychlosti učení). Ta byla v konečném důsledku nastavena na hodnotu 0.1, protože se jednalo o nejvhodnější hodnotu pro tento konkrétní model. Vyšší hodnoty learning rate vedly k rychlejšímu trénování, ale někdy mohly způsobit vyšší nestabilitu a přeskakování optimálních řešení. Stejně tak příliš nízké hodnoty learning rate vyžadovaly podstatně více iterací pro dosažení konvergence, což prodlužovalo dobu trénování sítě. Model má následující grafické uživatelské rozhraní (viz Obrázek 11).

Obrázek 11. Příklad GUI navrženého modelu

Zdroj: vlastní zpracování

Při spuštění analýzy byly získány následující výsledky (viz Obrázek 12).



Obrázek 12. Data vygenerovaná modelem

Zdroj: vlastní zpracování

Uživatel tedy při spuštění programu obdrží zároveň několik výstupů, které mohou být užitečné pro další lékařské vyhodnocení. Konkrétně se jedná o následující data:

- originální snímek,
- celkový snímek se segmentovanou částí,
- vystřižená část se segmentovanou oblastí,
- vyobrazené hranice segmentované oblasti,
- vyobrazené hranice včetně zvýrazněných ohraničených oblastí (Eulerovo číslo),
- výstup algoritmu FAST False,
- výstup algoritmu FAST True,
- výstup algoritmu SIFT,
- výstup algoritmu ORB,
- parametry zahrnující všechna analyzovaná data (například, konkrétní příklad hodnot analýzy).

Poslední z těchto bodů bude představen v následující podobě:

```
Filename: s_20150303124112084lVAS.png
Area: 78680
Perimeter: 632.4873700141907
Roundness: 0.40460337391957224
Zero curvature: 373
High curvature: 70
Border Energy: 4391.158500000342
Average pixel distance: 9.073563802745298
Squarness: 0.44377224199288257
Oblong: 1.180232558139535
Euler number of holes: 7
Number of Fast True key points: 88
Number of Fast False key points: 684
Number of SIFT key points: 27
Number of ORB key points: 12
Moments: [[ 2.09172500e+06 -3.72529030e-08  5.98042742e+09
1.01459571e+10]
 [-7.35744834e-08  4.38152134e+08  1.00612339e+10
2.69626285e+12]
 [ 3.72533798e+09  1.96130062e+09  8.42823681e+12
2.48362060e+13]
 [-1.72185406e+09  1.54378738e+12  2.16455691e+13
7.79398656e+15]]
```

Nakonec bylo ověřeno, že model dokáže s vysokou přesností klasifikovat pacienty na základě vstupních dat. Zvolená architektura poskytovala dostatečně spolehlivou predikci, aniž by pro ni byl využit nadměrný počet parametrů.

4.3 Využití deskriptorů

Pro klasifikaci aterosklerotických plátů se zvolilo celkem 15 deskriptorů, které byly následně analyzovány a jejich hodnoty byly porovnány mezi dvěma skupinami pacientů: stabilními (jsou označeni jako Stabilní výsledek) a progresujícími (jsou označeni jako Progresující výsledek). Výsledky byly rozděleny do tří kategorií na základě úrovně odlišností mezi těmito dvěma skupinami, které jsou vyjádřeny v procentech (viz Tabulka 1). U každého deskriptoru

byly vypočítány průměrné ukazatele stabilních a progresujících obrazů, kterých bylo celkem 74, respektive 77.

Tabulka 1. Porovnání výsledků využití deskriptorů

Deskriptor	**Kategorie**	**Stabilní**	**Progresující**
Obvod	do 10 %	586	650
Kruhovost	do 10 %	0,429	0,442
Počet hraničních bodů s vysokou křivostí (vyšší než 0,5)	do 10 %	88	86,8
Průměrná vzdálenost pixelu od hranice	do 10 %	9,31	9,57
Pravoúhlost	do 10 %	0,51	0,5
Podlouhlost	do 10 %	1151	1,2
Počet významných bodů FAST True	10-20 %	72	88
Počet hraničních bodů s nulovou křivosti	10-20 %	315	353
Plocha	10-20 %	66471	78050
Energie hranice	20 % a více	2556	3449
Eulerovo číslo	20 % a více	15,3	19,2
Počet významných bodů FAST False	20 % a více	562	670
Počet významných bodů SIFT	20 % a více	89	123
Počet významných bodů ORB	20 % a více	55	100

Zdroj: vlastní zpracování

Z komparativní analýzy hodnot deskriptorů vychází, že některé z nich vykazují výrazné rozdíly mezi stabilními a progresujícími pláty. Značný vliv na stabilitu plátů mají Eulerovo číslo, energie hranice a počet významných bodů získaných pomocí algoritmů FAST False, SIFT a ORB, které reprezentují více než 20% rozdíl mezi oběma skupinami. Minimální rozdíly je pak možné zaznamenat u takových deskriptorů jako obvod, kruhovost, počet bodu hranice s vysokou křivosti, průměrná vzdálenost pixelu od hranice, pravoúhlost a podlouhlost. Jinými slovy, dané deskriptory nejsou moc podstatné při definování rizikových plátů. Středně významné rozdíly (10-20 %) lze pozorovat u deskriptorů jako jsou počet významných bodů FAST True, počet hraničních bodů s nulovou křivosti a plocha.

To znamená, že mohou být důležité při hodnocení plátů, ale nejsou tak rozhodující jako deskriptory z první kategorie. Největší rozdíl mezi hodnotami byl zaznamenán u parametru počet významných bodů získaných pomocí algoritmů ORB, a to 55 a 100, což představuje téměř dvojnásobné navýšení.

Jeden z deskriptorů, a konkrétně momenty, vykázal při použití poněkud odlišné výsledky. Níže je uveden příklad výpočtu momentů z náhodně vybraného snímku:

```
[[ 9.46757700e+06 -1.78813934e-07  1.47153422e+11
-1.03485631e+12]
 [-9.89239197e-08 -5.87559028e+09  1.11867566e+12
-1.95527115e+14]
 [ 6.49528726e+10 -3.37316157e+11  7.67211984e+14
-1.42164642e+16]
 [-1.34968896e+12 -6.67370176e+13  9.85902407e+14
-2.19085217e+18]]
```

Zvláštní pozornost při analýze aterosklerotických plátů obvykle bývá věnována parametrům členitosti a kompaktnosti. Členitostí se běžně rozumí nerovnost povrchu objektu, která se projevuje například větším počtem drobných výčnělků a nepravidelným povrchem plátu. Pokud je úroveň členitosti vysoká, pak pacienti pravděpodobně spadají do rizikové skupiny, jelikož je struktura jejich plátu nestabilní, tj. náchylnější k rupturám. Příkladem může sloužit ukazatel Eulerova čísla, jehož hodnota je u progresujících snímků značně vyšší oproti hodnotám plátů z kategorie stabilních, a to 15.3, respektive 19.2, což poukazuje na nerovnoměrnější povrch plátu.

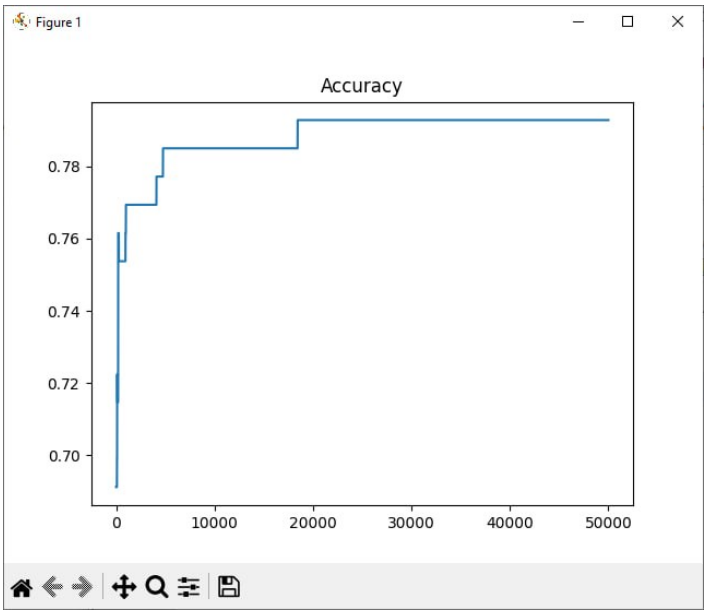
Oproti tomu parametr kompaktnosti ukazuje, do jaké míry objekt napodobuje nějakou geometrický útvar (jako třeba kruh či pravoúhelník). Provedená analýza dovolila zjistit, že jsou skoro všechny snímky s výjimkou cca 10 obrazů velice podobné kružnici. Jako příklad lze uvést parametr kruhovosti, jehož hodnota tvoří v průměru 0.5. To znamená, že kompaktnost tohoto deskriptoru je poměrně vysoká, což ale nemá výrazný vliv na výsledky realizovaného výzkumu, protože o významu tohoto parametru nakonec rozhoduje lékař.

Výsledky použití deskriptorů naznačují, že rizikoví pacienti mají vyšší členitost plátů, což se projevuje například vyšší energií hranice, Eulerova číslem a počtem významných bodů detekovaných pomocí algoritmů FAST FALSE, SIFT a ORB.

4.4 Vyhodnocení výkonnosti modelu

Vyhodnocení výkonnosti modelu proběhlo s použitím pouze jedné metriky, a to přesnost (accuracy), která ukazuje, kolik procent z celkového počtu testovaných vzorků byla neuronová síť schopna správně klasifikovat. Obvykle se za akceptovatelnou hodnotu ve zdravotnickém sektoru považuje hodnota, která tvoří 90 % a více.

V rámci tohoto výzkumu dosáhl model přesnosti přibližně 80 %, což ovšem lze považovat za solidní výsledek vzhledem k náročnosti stanoveného úkolu (viz Obrázek 13). Ačkoli tato hodnota neodpovídá vysokým standardům, které se běžně kladou na výkonné neuronové sítě (kde se přesnost často pohybuje kolem 95 % a více), je třeba vzít v úvahu specifika této problematiky.



Obrázek 13. Výsledek modelu

Zdroj: vlastní zpracování

Přestože byla architektura modelu dostatečně složitá a byla optimalizována pro co nejlepší výkon, predikce rizikovosti pacienta na základě analýzy obrazových dat zůstává obtížným úkolem. Dokonce i zdravotničtí odborníci nejsou vždy schopni jednoznačně a přesně určit riziko pouze na základě snímků, což odráží složitost diagnostiky v reálném klinickém prostředí.

I přes to, že některé hodnoty deskriptorů se mezi sebou odlišovaly jen minimálně, byly do analýzy zahrnuty všechny vybrané parametry, protože to přinášelo nejlepší výsledky, které dosahovaly téměř 80% úspěšnosti. Při pokusu o vyřazení z analýzy parametrů s rozdíly

menšími než 10 %, klesla maximální dosažená úspěšnost na 70 %. Z tohoto důvodu lze všechny využité parametry považovat za relevantní.

Pozoruhodný je také následující fakt. Klasifikace pacientů na rizikové a progresující byla provedena třemi lékaři, kde první měl 51 snímků, druhý 50 snímků a třetí též 50 snímků. Při aplikaci vyvinutého modelu na snímky pouze jednoho z těchto lékařů bylo možné dosáhnout úspěšnosti až 85 %. Nicméně při jejich sjednocení a aplikaci modelu na všech 151 snímcích byla úspěšnost poněkud nižší. Tyto rozdíly jsou však pravděpodobně způsobeny odlišnostmi v samotném datasetu, nikoli prohřešky v modelu.

Výsledky naznačují, že i když nedosahuje přesnost modelu nejvyšších hodnot, stále je program užitečným nástrojem pro podporu rozhodování lékařů. Model by neměl být považován za náhradu odborníka, ale spíše za asistenta, který může lékaři napomoci odhalit potenciální rizika. Je třeba však poznamenat, jak je důležitý individuální přístup ke každé konkrétní situaci. Například, pokud model klasifikuje pacienta jako stabilního, ale lékař má podezření, že existuje zvýšené riziko nepříznivého vývoje aterosklerotického plátu, pak je nutné k výsledkům neuronové sítě přistupovat tak, aby bylo založeno primárně na lékařském úsudku.

Pro validaci modelu je také možné zmínit výsledky výzkumů na podobné téma realizované jinými autory. Například, Kostelanský a kol. (2021, s. 1) zkoumali rozdíly mezi stabilními a progresujícími pláty prostřednictvím multifraktální analýzy. Jejich výsledky ukázaly, že multifraktální parametry přispívají k lepší diferenciaci stabilních a rizikových plátů, avšak přesnost klasifikace byla nakonec poměrně nízká a tvořila 61-62 %. Mnohem lepší ukazatel přesnosti však měl model navržený Smithou a Paulem Josephem (2019, s. 99). Tito autoři použili kombinaci technik multifraktální analýzy, která vedla k přesnosti 93,51 %. Syntéza výsledků jednotlivých studií provedená Cauem a kol. (2023, s. 12) též ukázala, že se hodnoty přesnosti běžně pohybují od 71 % až do 94,5 %. Z toho vychází, že výsledek navrženého modelu lze považovat za akceptovatelný.

5 ZHODNOCENÍ VÝSLEDKŮ

Pátá kapitola diplomové práce je věnována shromáždění poznatků, které vyplynuly z provedených analýz. Je provedeno vyhodnocení efektivity použitých metod, jsou označeny limitace výzkumu a jeho etické aspekty, ale také jsou navržena doporučení do budoucna.

5.1 Vyhodnocení efektivity použitých metod

Za účelem vyhodnocení efektivity použitých metod bylo v této práci vybráno několik parametrů. Hlavním kritériem však byla přesnost neuronové sítě při klasifikaci obrazových dat. Cílem výzkumu bylo vytvořit nástroj, který by podporoval lékaře při rozhodování v situacích, kdy mohou přehlédnout rizikové faktory na lékařských snímcích karotid.

Neuronová síť byla navržena s architekturou zpětného šíření chyb (backpropagation), která zahrnovala tři vrstvy: vstupní vrstvu s 30 neurony, skrytou vrstvu s optimalizovaným počtem neuronů (22) a výstupní vrstvu se dvěma neurony reprezentujícími stabilní a rizikové pacienty. Počet neuronů ve vstupní vrstvě byl stanoven s ohledem na 15 deskriptorů, jeden z deskriptoru byl momenty, který byl reprezentován 16 hodnotami momentů, z nichž každý vystupuje jako samostatný neuron. Testování probíhalo na nezávislém datasetu, který byl předem rozdělen v poměru 4:1 na trénovací a testovací sadu, což zajistilo spolehlivé zhodnocení schopnosti modelu generalizovat vstupní data.

Při ladění modelu byly zkoušeny různé konfigurace neuronové sítě, které obsahovaly 3 až 4 vrstvy a odlišný počet neuronů ve skryté vrstvě. Během tohoto procesu se zjistilo, že příliš mnoho nebo příliš málo neuronů ve skryté vrstvě obecně zhoršuje výsledky. To znamená, že je pro dosažení rovnováhy mezi kapacitou sítě a její schopností správně klasifikovat nová data velice důležité správné nastavení těchto parametrů.

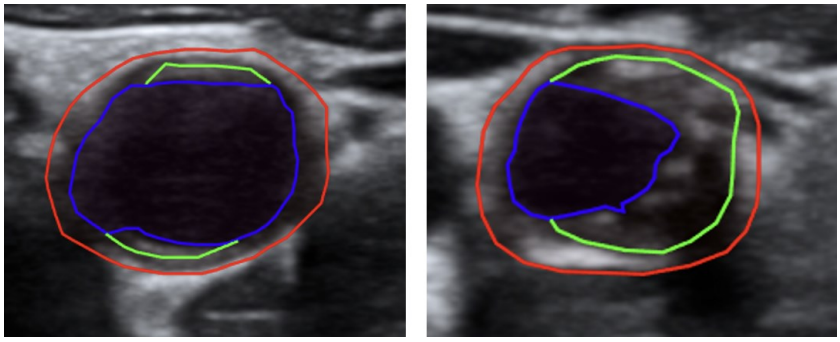
Learning rate byla nastavena na hodnotu 0.1, která byla po několika iteracích a testech vyhodnocena jako optimální. Nižší hodnoty learning rate sice vedou k pomalejšímu učení, avšak zajišťují větší stabilitu modelu a snižují riziko přeskočení optimálního řešení. Vyšší hodnoty naopak zrychlují trénování sítě, ale mohou způsobit nestabilitu.

Co se týká metrik pro hodnocení výkonu, přesnost se ukázala být 80 %. Přestože je nižší než ideální standardy pro neuronové sítě, v kontextu tohoto výzkumu byla daná hodnota považována za přijatelnou. Důvodem je to, že i přes relativně nižší přesnost může model poskytnout užitečné informace lékařům, kteří mohou výsledky modelu použít jako pomocný nástroj při vyhodnocování rizika pacientů.

Dalším důležitým aspektem je srovnání s alternativními modely. V práci byly vyzkoušeny složitější modely, které měly více vrstev a různý počet neuronů, avšak výsledky těchto modelů se výrazně nelišily od jednodušší varianty. Modely se složitější architekturou tedy nemusí nutně vést k lepší výkonnosti při řešení daného úkolu, což je důležitý závěr pro potenciální vylepšení modelu do budoucna.

5.2 Limitace výzkumu

Výzkum realizovaný v této práci byl podroben několika významným omezením, která mohla ovlivnit spolehlivost získaných výsledků. V první řadě je to kvalita vstupních dat. Segmentované snímky, které byly použity jako vstupní data pro analýzu, byly ručně označeny lékaři. Avšak podobný přístup s sebou přináší riziko variability v označení hranic aterosklerotických plátů. Jinými slovy, manuální kliknutí na hranice plátů je do určité míry subjektivní a může se lišit mezi jednotlivými odborníky. Například, jak je vidět na obrázku níže, dva lékaři mohou odlišně označit hranice plátu, což evidentně povede k rozdílům ve výsledcích analýzy.



Obrázek 14. Příklad označení hranic plátu různými lékaři

Zdroj: Školoudík, 2015

Druhým významným omezením je velikost datasetu, který zahrnoval 151 snímků. Pro základní analýzu a navržení programu je tento počet zcela dostačující. Je však relativně malý v kontextu pokročilých strojových algoritmů, jimiž jsou neuronové sítě. Pokud by dataset obsahoval více snímků, generalizace modelu by byla lepší, tudíž i přesnost výsledků by se také zvýšila. Větší množství vstupních dat by též přispělo lepšímu rozdělení na trénovací, validační a testovací sadu, tedy i optimalizaci modelu.

5.3 Etické aspekty výzkumu

Vzhledem k tomu, že realizovaný výzkum byl založen na využití lékařských dat, je třeba stručně uvést etické aspekty tohoto výzkumu. Vstupními daty se staly lékařské snímky

získané z již vytvořené databáze, takže důležitým faktorem bylo zajištění anonymity pacientů. Všechna použitá data byla před zpracováním anonymizována. To znamená, že žádné identifikační údaje pacientů nebyly součástí zpracovávaných datových sad. Výzkum také nenarušoval standardy lékařské etiky, především co se týká rozhodování lékařů o stavu pacientů. Cílem výzkumu bylo vytvořit program, který by lékařům pomáhal odhalit potenciálně rizikové oblasti, jež by si mohly vyžádat jejich další pozornost. Konečné rozhodnutí ovšem vždy zůstává na zdravotnickém odborníkovi.

5.4 Doporučení do budoucna

Na základě provedeného výzkumu je možné formulovat několik doporučení, která by mohla přispět k dalšímu rozvoji v této oblasti a také zlepšit kvalitu výsledků podobných studií do budoucna. Za prvé, doporučuje se rozšířit databázi lékařských snímků použitých pro trénování a testování modelů. V tomto výzkumu bylo použito celkem 151 snímků, což je relativně limitovaný počet pro robustní trénování hlubokých neuronových sítí. Větší množství dat zabezpečí vyšší přesnost a spolehlivost výsledků.

Za druhé, bylo by vhodné využít další parametry jako vstupy do neuronové sítě. V současné fázi byla použita sada parametrů, která byla považována za optimální pro tento výzkum. Avšak v budoucnu by bylo vhodné experimentovat s přidáním dalších parametrů, které zvýší prediktivní funkce modelu. Může se jednat například o Gaborovy filtry, Haralickovy příznaky, fraktální dimenzi, histogram orientovaných gradientů, Laplacian of Gaussian (LoG) atd.

Za třetí, lze také zlepšit grafické uživatelské rozhraní, protože stávající rozhraní je poměrně jednoduché a má pouze základní okno, kde se zadávají parametry analýzy. Dále se doporučuje vyzkoušet různé konfigurace modelu (například, experimentování s počtem klastrů, aplikace různých způsobů segmentace, použití jiných metod výpočtu statistických dat aj.). Je však třeba vzít v úvahu, že tyto úpravy mohou být časově náročné. Proto je při návrhu nové konfigurace nutné počítat s tím, zda bude výkon skutečně optimalizován.

Celkem existuje prakticky nekonečné množství možností, jak program vylepšit. Současné řešení je ale suboptimální a splňuje stanovené požadavky na odpovídající úrovni.

ZÁVĚR

Analýza struktury plátů v karotických tepnách pomocí hlubokého učení nabízí slibné možnosti pro predikci rizika cévních onemocnění. Hlavním cílem této diplomové práce bylo tyto možnosti vyhodnotit, a to prostřednictvím analýzy struktury obrazů s aterosklerotickými pláty s použitím deskriptorů. Dílčím cílem práce bylo vyhodnotit výsledky predikce ulomení plátu pro jejich následné využití v praxi.

Teoretická část práce obsahovala dvě kapitoly. První z nich se zaměřila na možnosti detekce významných bodů v obrazech, na způsoby měření objektů pro příznakové rozpoznání, na příznakové metody analýzy obrazu a na podstatu využití vícevrstvé neuronové sítě s učením backpropagation. Druhá kapitola byla zacílena na shrnutí informací o karotidách a aterosklerotických plátech, které mohou být diagnostikovány a kvantifikovány několika způsoby. Pozornost byla věnována i tomu, jaké existují metody hodnocení nestability těchto plátů.

V praktické části byl proveden vlastní výzkum, jehož cílem bylo navrhnout, vyvinout a implementovat nástroj, který by pomáhal lékařům automaticky kontrolovat lékařské snímky karotidy s rizikem nepříznivého vývoje, případně ulomení aterosklerotického plátu. Pro naplnění tohoto cíle byla využita sada z 151 segmentovaných obrazů karotidy, z nichž část obsahovala snímky stabilních plátů a část progresujících (rizikových) plátů.

Po předzpracování těchto snímků bylo použito 15 deskriptorů, které pomohly získat informace o struktuře plátů. Jednalo se o takové deskriptory jako momenty, obvod, pravoúhlost, podlouhlost, plocha, kruhovost, energie hranice, průměrná vzdálenost pixelu od hranice, Eulerovo číslo, počet hraničních bodů s vysokou křivostí a počet významných bodů získaných pomocí algoritmů FAST True, FAST False, SIFT a ORB. Všechny deskriptory byly rozděleny na tři kategorie v závislosti na tom, zda některé z průměrných hodnot deskriptorů vykazovaly výrazné rozdíly mezi stabilními a progresujícími pláty. V důsledku toho se zjistilo, že progresující aterosklerotické pláty mají vyšší členitost a jsou více podrobeny riziku ruptury. A naopak stabilní pláty mají rovnější povrch.

Prostřednictvím využití algoritmů hlubokého učení se ukázalo, že testovaná neuronová síť může správně klasifikovat 80 % lékařských snímků. Přestože nejde o velmi vysoký ukazatel, tento výsledek je stále možné považovat za dostatečně validní pro následující využití modelu v praxi.

SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY

[1] BAY, Herbert, Tinne TUYTELAARS a Luc VAN GOOL, 2006. SURF: Speeded Up Robust Features. In: LEONARDIS, Aleš, Horst BISCHOF a Axel PINZ, ed. *Computer Vision – ECCV 2006* [online]. Berlin, Heidelberg: SpringerBerlin Heidelberg, s. 404-417 [cit. 2024-04-10]. Lecture Notes in Computer Science. ISBN 978-3-540-33832-1. Dostupné z: doi:10.1007/11744023_32

[2] BIADGIE, Yenewondim a Kyung-Ah SOHN, 2015. Speed-up FeatureDetectorusingAdaptiveAccelerated Segment Test. *IETE TechnicalReview* [online]. 2015-11-30, **33**(5), 492-504 [cit. 2024-04-11]. ISSN 0256-4602. Dostupné z: doi:10.1080/02564602.2015.1103669

[3] BYRON, Petr, 2013. *TechnicalComputing Prague 2013: 21th annualconferenceproceedings = sborník příspěvků 21. ročníku konference: Kongresové centrum ČVUT, Praha*. Prague: Humusoft in co-operationwith Institute ofChemical Technology. ISSN 2336-1662.

[4] CAU, Riccardo, Francesco PISU, Giuseppe MUSCOGIURI, Lorenzo MANNELLI, Jasjit S. SURI a Luca SABA, 2023. Applications of artificial intelligence-based models in vulnerable carotid plaque. *Vessel Plus* [online]. [cit. 2024-08-22]. ISSN 2574-1209. Dostupné z: doi:10.20517/2574-1209.2023.78

[5] EHSAN, Shoaib, Adrian CLARK, Naveed REHMAN a Klaus MCDONALD-MAIER, 2015. IntegralImages: EfficientAlgorithmsforTheirComputation and Storage in Resource-ConstrainedEmbedded Vision Systems. *Sensors* [online]. **15**(7), 16804-16830 [cit. 2024-04-10]. ISSN 1424-8220. Dostupné z: doi:10.3390/s150716804

[6] Hodnocení a klasifikace aterosklerotických plátů, 2024. *Manual-cmp.cz* [online]. [cit. 2024-04-11]. Dostupné z: https://www.manual-cmp.cz/hodnoceni-a-klasifikace-aterosklerotickych-platu/

[7] JOHRI, Amer M., Vijay NAMBI, Tasneem Z. NAQVI, Steven B. FEINSTEIN, Esther S.H. KIM, Margaret M. PARK, Harald BECHER a Henrik SILLESEN, 2020. RecommendationsfortheAssessmentofCarotidArterialPlaque by UltrasoundfortheCharacterizationofAtherosclerosis and EvaluationofCardiovascular Risk: FromtheAmerican Society ofEchocardiography. *JournaloftheAmerican Society*

ofEchocardiography [online]. **33**(8), 917-933 [cit. 2024-08-14]. ISSN 08947317. Dostupné z: doi:10.1016/j.echo.2020.04.021

[8] KALVACH, Pavel, 2010. *Mozkové ischemie a hemoragie*. 3., přeprac. a dopl. vyd. Praha: Grada. ISBN 978-80-247-2765-3.

[9] KANEVSKI, Mikhail, POUDNOUKHOV, Alexei, TIMONIN, Vadim, 2009. Machine Learning forSpatialEnvironmental Data. CRC Press. ISBN 978-0-8493-8237-6.

[10] KOSTELANSKÝ, Martin a kol., 2021. *Differentiating between stable and progressive carotid atherosclerotic plaques from in-vivo ultrasound images using texture descriptors*. ČVUT. Praha.

[11] KŘIVÁNKOVÁ, Markéta a Milena HRADOVÁ, 2009. *Somatologie*. Praha: Grada. Sestra (Grada). ISBN 978-80-247-2988-6.

[12] LI, Jing, Ji-hang CHENG, Jing-yuan SHI a Fei HUANG, 2012. BriefIntroductionofBackPropagation (BP) Neural Network Algorithm and ItsImprovement. In: JIN, David a Sally LIN, ed. *Advances in Computer Science and InformationEngineering* [online]. Berlin, Heidelberg: SpringerBerlin Heidelberg, s. 553-558 [cit. 2024-05-11]. Advances in Intelligent and Soft Computing. ISBN 978-3-642-30222-0. Dostupné z: doi:10.1007/978-3-642-30223-7_87

[13] MERCIMEK, Muharrem, Kayhan GULEZ a Tarik Veli MUMCU, 2005. Real objectrecognitionusing moment invariants. *Sadhana* [online]. **30**(6), 765-775 [cit. 2024-05-04]. ISSN 0256-2499. Dostupné z: doi:10.1007/BF02716709

[14] MERKUNOVÁ, Alena a Miroslav OREL, 2008. *Anatomie a fyziologie člověka pro humanitní obory*. Praha: Grada. Psyché (Grada). ISBN 978-80-247-1521-6.

[15] PORWIK, Piotr a Lisowska AGNIESZKA, 2004. The New GraphicDescriptionoftheHaarWaveletTransform. In: BUBAK, Marian, Geert Dick VAN ALBADA, Peter M. A. SLOOT a Jack DONGARRA, ed. *ComputationalScience - ICCS 2004* [online]. Berlin, Heidelberg: SpringerBerlin Heidelberg, s. 1-8 [cit. 2024-04-10]. Lecture Notes in Computer Science. ISBN 978-3-540-22129-6. Dostupné z: doi:10.1007/978-3-540-25944-2_1

[16] ROSIN, Paul L., 1999. Measuringrectangularity. *Machine Vision and Applications* [online]. 1999-12-16, **11**(4), 191-196 [cit. 2024-05-04]. ISSN 0932-8092. Dostupné z: doi:10.1007/s001380050101

[17] RUBLEE, Ethan, Vincent RABAUD, Kurt KONOLIGE a Gary BRADSKI, 2011. ORB: An efficientalternative to SIFT or SURF. In: *2011 International Conference on Computer Vision* [online]. IEEE, s. 2564-2571 [cit. 2024-04-11]. ISBN 978-1-4577-1102-2. Dostupné z: doi:10.1109/ICCV.2011.6126544

[18] RUTKOWSKI, Leszek, Marcin KORYTKOWSKI, Rafał SCHERER, Ryszard TADEUSIEWICZ, Lotfi A. ZADEH a Jacek M. ZURADA, 2016. *Artificialintelligence and soft computing: 14th internationalconference ICAISC 2015, Zakopane, Poland, June 14-18, 2015: proceedings. Part 1*. 2. vyd. Zakopane: Springer International Publishing. ISBN 978-3-319-19323-6.

[19] SABA, L., C. YUAN, T.S. HATSUKAMI, et al., 2018. CarotidArtery Wall Imaging: Perspective and Guidelinesfromthe ASNR Vessel Wall Imaging Study Group and Expert ConsensusRecommendationsoftheAmerican Society of Neuroradiology. *AmericanJournalof Neuroradiology* [online]. 2018-02-13, **39**(2), 9-31 [cit. 2024-08-14]. ISSN 0195-6108. Dostupné z: doi:10.3174/ajnr.A5488

[20] SABA, Luca, Tobias SAAM, H Rolf JÄGER, et al., 2019. Imagingbiomarkersofvulnerablecarotidplaquesforstroke risk prediction and theirpotentialclinicalimplications. *The Lancet Neurology* [online]. **18**(6), 559-572 [cit. 2024-08-14]. ISSN 14744422. Dostupné z: doi:10.1016/S1474-4422(19)30035-3

[21] SHERSTOBITOV, Vladyslav. *Segmentace na základě textury s klasifikací*. Online. Bakalářská práce. Moravská vysoká škola Olomouc. 2021. Dostupné z: https://is.mvso.cz/th/h8ksg/.

[22] SMITHA, B. a K. PAUL JOSEPH, 2019. Fractal and multifractal analysis of atherosclerotic plaque in ultrasound images of the carotid artery. *Chaos, Solitons & Fractals* [online]. **123**, 91-100 [cit. 2024-08-22]. ISSN 09600779. Dostupné z: doi:10.1016/j.chaos.2019.03.041

[23] SOJKA, Eduard, 2000. *Digitální zpracování a analýza obrazů*. Ostrava: VŠB-Technická univerzita. ISBN 80-7078-746-5.

[24] SPILIOTIS, Iraklis M., Alexandros S. PEPPAS, Nikolaos D. KARAMPASIS a Yiannis S. BOUTALIS, 2022. Fast ObjectExtraction and Euler Number on BlockRepresentedImages. *Journalof Data Analysis and InformationProcessing* [online]. **10**(02), 91-109 [cit. 2024-05-04]. ISSN 2327-7211. Dostupné z: doi:10.4236/jdaip.2022.102006

[25] STOJMENOVIĆ, Miloš a Joviša ŽUNIĆ, 2008. MeasuringElongationfromShapeBoundary. *Journal of MathematicalImaging and Vision* [online]. **30**(1), 73-85 [cit. 2024-05-04]. ISSN 0924-9907. Dostupné z: doi:10.1007/s10851-007-0039-0

[26] ŠKOLOUDÍK, D., 2015. Atherosclerotic plaque characteristics associated with a progression rate of the plaque in carotids and a risk of stroke. Clinical trial NCT02360137. Dostupné z: https://gdiag.fbmi.cvut.cz/

[27] TAKACS, Gabriel, Vijay CHANDRASEKHAR, Sam TSAI, David CHEN, Radek GRZESZCZUK a Bernd GIROD, 2013. Rotation-invariant fast featuresforlarge-scalerecognition and real-timetracking. *SignalProcessing: Image Communication* [online]. **28**(4), 334-344 [cit. 2024-04-11]. ISSN 09235965. Dostupné z: doi:10.1016/j.image.2012.11.004

[28] VYMAZAL, Tomáš, Pavel MICHÁLEK a Olga KLEMENTOVÁ, 2023. *Anesteziologie (nejen) k atestaci*. 2., přepracované a doplněné vydání. Praha: Grada Publishing. ISBN 978-80-271-3898-2.