

Metody detekce pohybu ve videosekvenci

Petr Vytopil

Bakalářská práce
2016



Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně
Fakulta aplikované informatiky

Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně

Fakulta aplikované informatiky

akademický rok: 2015/2016

ZADÁNÍ BAKALÁŘSKÉ PRÁCE

(PROJEKTU, UMĚLECKÉHO DÍLA, UMĚLECKÉHO VÝKONU)

Jméno a příjmení: **Petr Vytopil**
Osobní číslo: **A13077**
Studijní program: **B3902 Inženýrská informatika**
Studijní obor: **Bezpečnostní technologie, systémy a management**
Forma studia: **prezenční**

Téma práce: **Metody detekce pohybu ve videosekvenci**

Téma anglicky: **Motion Detection Methods in Video Sequences**

Zásady pro vypracování:

1. Na základě literární rešerše popište základní principy používané pro detekci objektů ve statických obrazech.
2. Vytvořte ucelený přehled metod používaných pro detekci pohybu ve videosekvenci.
3. Podrobněji popište vybrané, často používané metody detekce pohybu, jejichž algoritmus je veřejně dostupný.
4. Porovnejte jednotlivé metody detekce pohybu podle různých kritérií.
5. Sestavte návod pro výběr vhodné metody detekce pohybu na základě konkrétní aplikace.

Rozsah bakalářské práce:

Rozsah příloh:

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

Seznam odborné literatury:

1. HLAVÁČ, Václav a Milan ŠONKA. Počítačové vidění. L. vyd. Praha: Grada, 1992, 252 s. ISBN 80-85424-67-3.
2. TALANTZIS, Fotios, Aristodemos PNEVMATIKAKIS a A CONSTANTINIDES. Audio-visual person tracking: a practical approach. London: Imperial College Press, 2012, xxiii, 209 s. ISBN 978-1-84816-581-6.
3. CORKE, Peter I. Robotics, vision and control: fundamental algorithms in Matlab. Berlin: Springer, 2011, xxiv, 570 s. ISBN 978-3-642-20143-1.
4. RAHMAN, Atiqur. Computer vision and action recognition: a guide for image processing and computer vision community for action understanding. Amsterdam: Atlantis Press, 2011, xxi, 211 s. ISBN 978-94-91216-20-6. Dostupné také z: <http://www.springerlink.com/content/978-94-91216-19-0/contents/>
5. DAVIES, E. Machine vision: theory, algorithms, practicalities. 3rd ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2005, xxxiii, 934 s. ISBN 0-12-206093-8.
6. CAPPELLINI, V. Time-varying image processing and moving object recognition, 4: proceedings of the 5th international workshop, Florence, Italy, September 5-6, 1996. Amsterdam: Elsevier, 1997, xiii, 332 s. ISBN 0-444-82307-7.
7. CHAQUET, Jose M., Enrique J. CARMONA a Antonio FERNÁNDEZ-CABALLERO. A survey of video datasets for human action and activity recognition. Computer Vision and Image Understanding [online]. 2013, 117(6), 633-659 [cit. 2016-02-01]. DOI: 10.1016/j.cviu.2013.01.013. ISSN 10773142. Dostupné z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1077314213000295>

Vedoucí bakalářské práce:

Ing. Petr Chalupa, Ph.D.

Ústav řízení procesů

Datum zadání bakalářské práce:

22. února 2016

Termín odevzdání bakalářské práce:

30. května 2016

Ve Zlíně dne 16. února 2016

doc. Mgr. Milan Adámek, Ph.D.
děkan



Ing. Jan Valouch, Ph.D.
ředitel ústavu

Jméno, příjmení: Petr Vytopil

Název bakalářské/diplomové práce: Metody detekce pohybu ve videosekvenci


Prohlašuji, že

- beru na vědomí, že odevzdáním diplomové/bakalářské 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/bakalářská práce bude uložena v elektronické podobě v univerzitním informačním systému dostupná k prezenčnímu nahlédnutí, že jeden výtisk diplomové/bakalářské práce bude uložen v příruční knihovně Fakulty aplikované informatiky Univerzity Tomáše Bati ve Zlíně a jeden výtisk bude uložen u vedoucího práce;
- byl/a jsem seznámen/a s tím, že na moji diplomovou/bakalářskou 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/bakalářskou práci nebo poskytnout licenci k jejímu využití jen s přípoštění-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/bakalářské 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/bakalářské práce využít ke komerčním účelům;
- beru na vědomí, že pokud je výstupem diplomové/bakalářské 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/bakalářské 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 26. 5. 2016


.....
podpis diplomanta

ABSTRAKT

Práce se zabývá metodami detekce pohybu ve videosekvenci. Zprvu jsou popsány základní principy pro detekci objektu a metody identifikace objektu ve statickém obraze. Dále práce popisuje metody detekce pohybu ve videosekvenci, kde jsou následně vybrány a podrobněji popsány tři často používané metody. Praktická část se zabývá porovnáním jednotlivých metod detekce pohybu. Na základě porovnání je vytvořen návod pro výběr vhodné metody formou diagramu.

Klíčová slova: obraz, detekce pohybu, segmentace obrazu, detekce objektu, identifikace, sekvence, pohyb

ABSTRACT

The thesis deals with methods of motion detection in video sequence. First the basic principles for object detection and object identification in a static scene are described. It also describes techniques used for detecting motion in video sequence and then are chosen and described in detail the three commonly used methods. The practical part deals with the comparison of different methods of motion detection. Diagram for appropriate method selection based on comparison is designed.

Keywords: image, motion detection, image segmentation, object detection, object identification, sequence, motion

Tímto bych chtěl poděkovat vedoucímu bakalářské práce Ing. Petru Chalupovi Ph.D. za cenné rady, připomínky a odborné vedení v průběhu zpracování této bakalářské práce.

OBSAH

ÚVOD	9
I TEORETICKÁ ČÁST	10
1 ZÁKLADNÍ PRINCIPY POUŽÍVANÉ PRO DETEKCI OBJEKTŮ VE STATICKECH OBRAZECH	11
1.1 SEGMENTACE OBRAZU	11
1.1.1 Prahování.....	12
1.2 DETEKCE HRAN	13
1.3 BINÁRNÍ MATEMATICKÁ MORFOLOGIE	14
1.3.1 Dilatace	14
1.3.2 Eroze	15
1.3.3 Otevření a uzavření	16
2 METODY IDENTIFIKACE PŘEDMĚTŮ	18
2.1 HOUGHOVA TRANSFORMACE.....	18
2.2 AKTIVNÍ KONTURY	18
2.3 TRÉNOVÁNÍ KLASIFIKÁTORŮ.....	19
2.4 DETEKCE VÝZNAMNÝCH BODŮ	19
2.5 UMĚLÉ NEURONOVÉ SÍTĚ	20
3 METODY DETEKCE POHYBU VE VIDEOSEKVENCI	21
3.1 ROZDÍLNÉ BODY	21
3.1.1 Odečet pozadí (Background subtraction).....	21
3.1.2 Rozdíl snímků (Frame subtraction).....	21
3.2 ROZDÍLNÉ HISTOGRAMY	21
3.2.1 Porovnání jasových histogramů snímků	21
3.2.2 Local binary pattern	22
3.3 OPTICKÝ TOK	23
3.4 SLIDING WINDOW	23
4 ČASTO POUŽÍVANÉ METODY DETEKCE POHYBU	25
4.1 OPTICKÝ TOK	25
4.2 ROZDÍLNÉ BODY	25
4.3 VÝZNAMNÉ BODY	26
II PRAKTICKÁ ČÁST	28
5 POROVNÁNÍ METOD DETEKCE POHYBU	29
5.1 KRITÉRIA.....	30
5.1.1 Náročnost na výpočetní výkon.....	30
5.1.2 Rychlost zpracování	31
5.1.3 Vhodnost pro live stream	32
5.1.4 Citlivost na změny osvětlení	32
5.1.5 Určení směru pohybu	33
5.1.6 Určení místa pohybu v obraze.....	34
5.1.7 Příprava pro spuštění metody.....	34
5.2 METODY.....	35
5.2.1 Odečet pozadí.....	35

5.2.2	Rozdíl snímků	35
5.2.3	Porovnání jasových histogramů	36
5.2.4	Local binary pattern	36
5.2.5	Optický tok.....	36
5.2.6	Sliding window	37
5.2.7	Trénování klasifikátorů	37
5.2.8	Aktivní kontury	37
5.2.9	Detekce významných bodů	38
5.3	NÁVOD PRO VÝBĚR METODY	38
ZÁVĚR		40
SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY.....		41
SEZNAM POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK.....		45
SEZNAM OBRÁZKŮ		46
SEZNAM TABULEK.....		47

ÚVOD

Detekce pohybu je využívána zejména za účelem ochrany života, zdraví a majetku. Se vzrůstající hodnotou majetku lidí, roste potřeba tento majetek chránit. Díky tomu se metody vyvíjí kupředu a snaží se zastoupit lidský faktor, který je zatím v jistých případech nenahraditelný. Dalším faktorem, který působí na vývoj metod je snaha co nejvíce přiblížit svět počítačů myšlení člověka a procesu lidského učení. Nejedná se však jen o použití při zabezpečení objektů, ale i o použití v průmyslu, kdy je na základě metod schopných detekce objektů možné detekovat vadné výrobky. Svě využití najde detekce pohybu i u tvoření statistik, kdy se například sleduje počet automobilů, které projedou určitým místem za určitý časový úsek. V neposlední řadě je možné metody detekce pohybu využít ke snížení objemu zaznamenaných dat tím, že se nebude ukládat celý záznam ale jen ta část, kde bude docházet k pohybu. Uplatnění metod detekce pohybu je široké.

Před samotnou detekcí pohybu se provádí analýza vstupních dat pomocí metod předzpracování obrazu, jako jsou segmentace obrazu nebo detekce hran. Následuje vyšší úroveň počítačového vidění, kde je obraz zpracován danou metodou. Stále nejvíce používané jsou konvenční metody jako metoda odečtu pozadí nebo metoda optického toku. Na poli metod detekce pohybu se stále více prosazují metody umělé inteligence, mezi které patří například umělé neuronové sítě.

Cílem první části této bakalářské práce je charakteristika metod detekce objektu ve statickém obraze, s tím souvisí i rozpoznávání objektů, a dále popis metod používaných k detekci pohybu ve videosekvenci.

Druhá část práce se zabývá porovnáním metod detekce pohybu ve videosekvenci na základě určených kritérií. Následuje sestavení návodu pro výběr vhodné metody pro konkrétní aplikaci na základě vlastností metod, vyplívajících z jejich principu funkce.

I. TEORETICKÁ ČÁST

1 ZÁKLADNÍ PRINCIPY POUŽÍVANÉ PRO DETEKCI OBJEKTŮ VE STATICKÝCH OBRAZECH

Pro detekci objektu ve statickém obraze se používá velké množství různých metod. V této části práce jsou představeny základní principy, ze kterých se vychází při zkoumání obrazu, zejména tehdy, kdy je potřeba oddělit objekty od pozadí. Tyto principy jsou dále implementovány do algoritmů, na jejichž základě fungují aplikace pro rozpoznání objektů v obraze.

1.1 Segmentace obrazu

Segmentace [1, 2, 3] je proces dělení obrazu do částí, které mají úzkou souvislost s objekty nebo oblastmi reálného světa zachyceného na obraze. Jedná se o jeden z nejdůležitějších kroků analýzy obrazu. Proces segmentace vede k vytvoření souboru vzájemně se nepřekrývajících oblastí, tedy na složky, se kterými je možné dále pracovat. Cílem je separovat pixely reprezentující pozadí od ostatních pixelů reprezentujících scénu.

Na základě výsledku se segmentace dělí na kompletní a neúplnou. Pokud objekty na výstupu jednoznačně korespondují s objekty na vstupu, jedná se o segmentaci kompletní. V opačném případě, kdy vytvořené segmenty přímo nesouhlasí s objekty na vstupu, se jedná o segmentaci neúplnou. Základním předpokladem pro správné určení složek je homogenita oblastí v obraze. Skutečnost ovšem bývá často odlišná a pixely mohou být zařazeny nesprávně. Na výstupy neúplné segmentace jsou uplatňovány další postupy, které umožní získat výslednou segmentaci obrazu.

Segmentace je rozčleněna na tři kroky [4]. Prvním z nich je **klasifikace**, což je rozhodovací proces aplikovaný na každý pixel obrazu. Je zvoleno N , což značí počet tříd, do kterých může být pixel zařazen. Každý pixel je přiřazen k jedné ze tříd c_i , kde i nabývá hodnot od 0 do $N - 1$. Nejčastěji je používáno $N = 2$, což je známé jako binární klasifikace nebo binarizace. Pixely jsou klasifikovány jako objekty ($i = 1$) nebo jako ne objekty/ pozadí ($i = 0$), které se zobrazí jako bílé respektive jako černé. Klasifikace je vždy „application specific“ - např. objekt odpovídá všem pixelům, které jsou jasné (vysoký jas) nebo jsou žluté nebo jsou červené.

Druhým krokem v procesu segmentace je **reprezentace**, kde pixely stejné třídy jsou spojeny k vytvoření prostorové sestavy $S_{i,1} \dots S_{i,m}$, tedy pixely jedné třídy mohou tvořit více sestav a jedna sestava obsahuje vždy jen pixely jedné třídy. Tyto sestavy mohou být

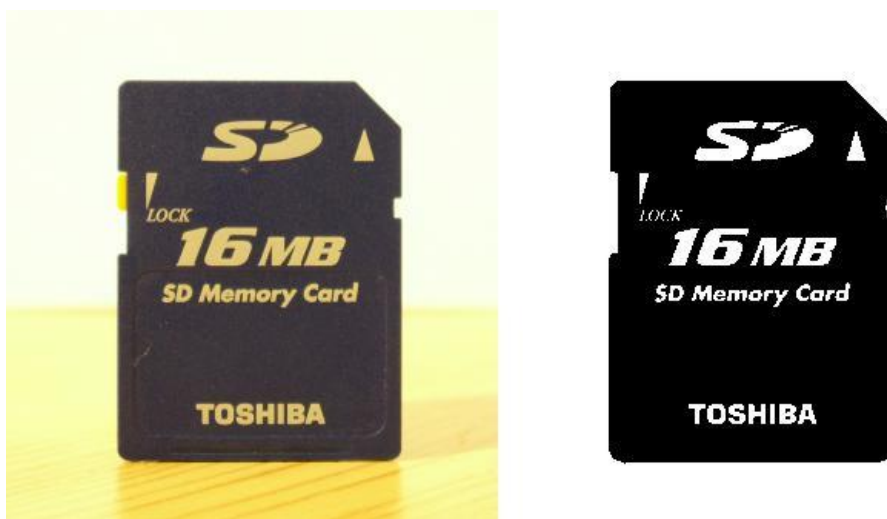
reprezentovány přiřazeným označením sestavy každému pixelu nebo seznamem souřadnic pixelů, které definují hranice vytvořené sestavy.

Ve třetím, posledním kroku, jsou sestavy $S_{i,j}$ označeny v rámci jejich vlastností, jako je velikost, pozice nebo ostrost.

Přínosem segmentace je i výrazné snížení objemu zpracovávaných dat. Proces segmentace se potýká s určitou obtíží, kdy je segmentace ovlivňována nejednoznačností obrazových dat a šumem.

1.1.1 Prahování

Barevný obraz je převeden na obraz v odstínech šedi. Černobílé obrázky jsou převedeny do binární podoby [3, 5], kde se objekty objeví jako bílé body na černém pozadí nebo jako černé body na bílém pozadí.



Obrázek 1. Ukázka prahování, vlevo původní obrázek, vpravo výsledek prahování [6].

Prahování obrazu je jednoduchá a efektivní metoda sloužící k rozdělení obrazu na objekty a pozadí [7]. Jestliže jsou objekty velké a nedisponují výraznými hranami, je obrázek rozdělen do několika oblastí, přičemž každá oblast má společný parametr jako jas nebo barva. Metoda prahování spočívá v odlišnosti úrovně jasu detekovaného objektu od pozadí. Tato analyzační technika je druhem segmentace, kdy jsou objekty izolovány od pozadí díky užití konverze obrázku v odstínech šedi na binární obrazec. Jako první krok je zapotřebí určit rozdílovou úroveň intenzity jasu nazývanou prahová hodnota T , která je určena z histogramu. Tato hodnota prahové úrovně je určena pokusně nebo za pomoci automatických metod určování prahu. Histogram obsahuje informace o počtu pixelů v obraze

s konkrétní hodnotou šedi. Následně každý pixel, který má hodnotu jasu menší než je prahová hodnota, je určen jako pixel pozadí. Ostatní pixely s větší hodnotou jasu než prahovou, jsou určeny jako pixely objektu. Výstupem je tedy binární obraz. Tato metoda je neefektivnější při uplatňování na obrázky s vysokou úrovní kontrastu. Mezi veliké výhody prahování patří jednoduchost a rychlost této metody. Metoda prahování se používá samostatně nebo se vyskytuje jako součást algoritmů určených k rozpoznání objektů na obraze.

Prahová hodnota může být definována jako [1] $T = T[x, y, p(x, y), f(x, y)]$, kde $f(x, y)$ představuje úroveň šedi bodu (x, y) a $p(x, y)$ je lokální vlastnost tohoto bodu. Touto lokální vlastností může být střední úroveň šedi okolí kolem bodu (x, y) .

Prahový obrázek $g(x, y)$ je definován jako:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) > T \\ 0 & f(x, y) \leq T. \end{cases} \quad (1)$$

Pixely nesoucí označení 1 odpovídají objektům, pixely označené 0 odpovídají pozadí.

Obvykle je potřeba určit více prahových hodnot a to zejména kvůli změnám jasu objektu i pozadí způsobenými nerovnoměrným osvětlením. Za takovýchto podmínek se nabízí využití lokálního prahování, kdy je obraz rozdělen do několika podobrazů u kterých se následně postupuje jako u „běžného“ prahování. Každý podobraz projde procesem lokálního prahování. S nalezením hrany mohou souviset obtíže jako např. propast mezi vrcholy na histogramu je příliš široká, šum mezi vrcholy histogramu, jeden z hlavních vrcholů v histogramu je mnohem větší než druhý vrchol, údolí mezi vrcholy na histogramu není zjevné. Obdobný postup je možné použít nejen na jasové složky, ale i barevné složky pixelů.

1.2 Detekce hran

Detekce hran [8] prošla již více než třicetiletou evolucí a dlouhou dobu byla alternativní metodou k segmentaci obrazu. Detekce hran se využívá k hledání hranic objektů. Metoda detekce hran má znatelnou výhodu a tou je okamžité snížení redundance vlastních obrazových dat. Tato vlastnost je velice praktická jelikož ohromně snižuje nároky na místo uložení dat a množství následných operací zpracování obrazu.

Hrany [2] jsou místa v obraze, kde dochází k náhlé změně hodnoty jasu. Pixely odpovídající těmto místům se nazývají hrany. Kritériem pro detekci hran nejčastěji bývá ve-

likost první nebo druhé derivace intenzity jasu. Při zpracování počítačem se užívá konvoluce obrazu s maskou, která aproximuje první nebo druhou derivaci.

Hrana [7] je dána tím, jak náhle se mění hodnota obrazové funkce $f(x, y)$. Změnu funkce udává její gradient, vektorová veličina ∇ , určující směr největšího růstu funkce neboli směr gradientu a strmost tohoto růstu (velikost, modul gradientu). Pixely s velkým modulem gradientu jsou nazývány hranami. Ve zpracování obrazu bývá výpočet gradientu [6] zjednodušen na tvar

$$g = |g_x| + |g_y|. \quad (2)$$

Gradientní operátory je možné využít i k ostření obrazu. Cílem ostření je upravit obraz do takové podoby, aby měl strmější hrany.

1.3 Binární matematická morfologie

Při využití matematické morfologie [1, 8, 10, 11] se využívá matematických nástrojů, díky kterým je možné oddělit požadované části obrazu pro následné zpracování. Metody matematické morfologie se uplatňují na zpracování binárního obrazu, kde objekt je popsán jako množina bodů v dvourozměrném prostoru nesoucích hodnotu jedna. Nástroje využívané v matematické morfologii jsou založeny na nelineárních operacích v obrazu. Mezi tyto operace se řadí zejména dilatace, eroze, otevření a uzavření, které patří mezi nejčastěji používané strukturní elementy v oblasti matematické morfologie.

1.3.1 Dilatace

„Dilatace [9] \oplus skládá body dvou množin pomocí vektorového součtu. Dilatace $X \oplus B$ je bodovou množinou všech možných vektorových součtů pro dvojice pixelů, vždy pro jeden z množiny X a jeden z množiny B “. Definice dilatace je vyjádřena následujícím vztahem:

$$X \oplus B = \{p \in \mathcal{E}^2 : p = x + b, x \in X, b \in B\}. \quad (3)$$

Dilataci je možné vyjádřit také jako sjednocení posunutých bodových množin. Dilatace je invariantní vůči posunu a je snadno a rychle implementovatelná. Dilatace se pyšní několika zajímavými vlastnostmi. Mezi tyto vlastnosti patří zejména komutativnost

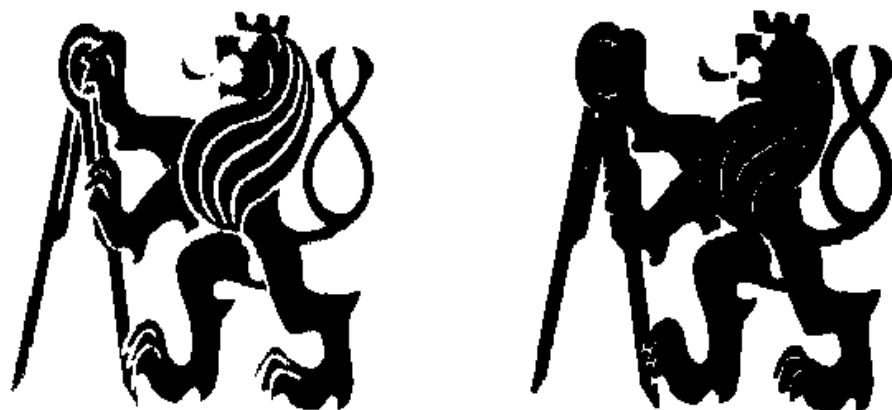
$$X \oplus B = B \oplus X \quad (4)$$

a asociativita

$$X \oplus (B \oplus C) = (X \oplus B) \oplus C. \quad (5)$$

Dilatace je založena na [11] postupném zvětšování hranic regionů na černobílém obraze. Výsledkem této operace je zvětšení bílých ploch a naopak zmenšení černých ploch mezi těmi bílými. Do procesu dilatace vstupují dva datové vstupy. Jedním z těchto vstupů je zdrojový obrázek, druhým datovým vstupem je množina souřadných bodů někdy také označována jako tvořící element. Tento tvořící element udává zvětšení bílých ploch. Tvořící element se aplikuje na obraz pouze jedním průchodem. Pakliže při průchodu obrazem dojde k identifikaci bílého pixelu, je element aplikován na tento pixel a jeho okolí.

Dilatace slouží jako [1, 9] proces pro zaplnění malých mezer, úzkých zálivů a tvoří základ pro následné zpracování do složitějších operací. Jedná se o proces zvětšování objektů, tudíž pokud je žádoucí zachování původního rozměru objektů, je na místě kombinace dilatace a eroze.



Obrázek 2. Dilatace. Vlevo výchozí obrázek [9].

1.3.2 Eroze

Eroze [9] \ominus je duální operací k dilataci a je vyjádřena předpisem

$$X \ominus B = \{p \in \mathcal{E}^2 : p + b \in X \text{ pro každé } b \in B\}. \quad (6)$$

Z předchozího vztahu vyplývá, že pro každý bod p obrazu v binárním obrazovém prostoru \mathcal{E}^2 se ověřuje, zda pro všechna možná $p + b$ leží výsledek v původním obrazu X . Pokud ano, je zapsána v reprezentativním bodě hodnota 1, v opačném případě hodnota 0. B představuje strukturní element.

Eroze [1, 9, 11] skládá dvě bodové množiny s využitím rozdílů vektorů. Eroze však není inverzní transformací dilatace. To znamená, že pokud je na obraz použita eroze a následně dilatace, výstupem není původní obraz před erozí. Jedná se o proces, při kterém dochází k odstranění slupky v obraze, což vede ke zmenšení obrazu, kdy jsou odstraněny drobné nerovnosti. Výsledkem eroze je i vyhlazení obrazu. U eroze se, stejně jako u dilatace využívá tvořícího elementu. Objekty menší než tvořící element zmizí z obrazu a díky tomu je složitější objekt rozdělen na několik jednodušších objektů. U větších objektů dochází i k odstranění hraničních obvodových pixelů. K nalezení objektů v obraze je zapotřebí ještě odečíst erodovaný obrázek od původního obrázku. Po tomto kroku je obrys objektu poměrně zřejmý. Mezi výhody použití eroze se řadí schopnost eliminace irelevantních detailů v obraze. Eroze, na rozdíl od dilatace není komutativní.



Obrázek 3. Eroze. Vlevo výchozí obrázek [9].

1.3.3 Otevření a uzavření

Jedná se o kombinace dilatace a eroze [9]. Výsledkem otevření i uzavření je zjednodušený obraz, obsahující méně detailů. Odlišnou vlastností od dilatace a eroze je invarianost vzhledem k posunu strukturního elementu. Podstatnou vlastností otevření a uzavření je idempotentnost, což znamená, že použitím těchto dvou operací nedochází ke změně předchozího výsledku, je zachována velikost objektů.

Otevření je operace [9, 11], kdy je eroze následovaná dilatací. Oddělí objekty, které jsou spojeny úzkou šíjí, ruší úžiny a eliminuje úzké výčnělky, zjednoduší strukturu objektu. Podstatným znakem otevření je vyhlazování kontury objektu. Další vlastností je odstranění šumových pixelů. Otevření [8] je definováno jako

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B. \quad (7)$$

Uzavření je operace [1, 9], kdy je dilatace následovaná erozí. Spojí objekty nacházející blízko sebe, spojí úzké mezery a dlouhé úzké zálivy, eliminuje malé díry a zaplňuje mezery v konturách. Uzavření, stejně jako otevření také vyhlazuje kontury objektu. Uzavření [9] je definováno jako

$$X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B. \quad (8)$$

„Pokud se obraz X nezmění po otevření strukturním elementem B , říkáme, že je obraz X otevřený vzhledem k B . Podobně, pokud se obraz X nezmění po uzavření strukturním elementem B , říkáme, že je uzavřený vzhledem k B “ [9].



Obrázek 4. Otevření, výchozí obrázek vlevo [9].



Obrázek 5. Uzavření, výchozí obrázek vlevo [9].

2 METODY IDENTIFIKACE PŘEDMĚTŮ

V této části práce jsou popsány metody identifikace předmětu, tedy rozpoznání předmětu definovaného předmětu, v obraze. Všechny metody uvedené v této kapitole je v podstatě možné využít pro detekci pohybu ve videosekvenci. K detekci pohybu se však používají zejména metody aktivní kontury, trénování klasifikátorů, detekce významných bodů.

2.1 Houghova transformace

Jedná se o metodu [12] určenou k rozpoznání jednoduchých geometrických útvarů v obraze. Mezi jednoduché geometrické útvary se řadí přímky a kuželosečky (elipsy, kružnice). Houghova transformace je využívána k nalezení parametrů matematického modelu hledaného objektu za předpokladu známých oblastí vstupních dat (pixelů).

Přímku v rovině je možné popsat jako

$$x \cos \theta + y \sin \theta = r. \quad (9)$$

Kde r je délka normály od přímky k počátku souřadnic, θ je úhel mezi normálou a osou x . Vstupními daty jsou souřadnice pixelů (x, y) a neznámými jsou parametry r, θ . Pokud jsou dosazeny souřadnice bodu, pak množina všech možných řešení vytvoří v Houghově prostoru spojitou křivku. Jestliže se do Houghova prostoru promítnou všechny body ležící na přímce p , pak je zřejmé, že přímky odpovídající jednotlivým bodům, se protínají v jediném bodě. Tento bod průniku, jsou hledané parametry přímky p . Výhodou této metody, je robustnost vůči nepravidelnostem a porušení hledané křivky.

2.2 Aktivní kontury

Pomocí Houghovy transformace je možné detekovat objekty mající dané geometrické vlastnosti jako ovál, přímka úsečky atp., tedy poměrně jednoduché předměty. Díky metodě aktivních kontur [5] je však možné detekovat složitější objekty. Kontura bývá označována také jako had.

Kontura neboli had, je obrys v obrazové rovině, znázorňující hranice objektu v obraze a je definován sadou kontrolních bodů. Algoritmus je opakovací, tedy je stanoven počáteční had a dále je had optimalizován v jednotlivých krocích. V každém časovém kroku se každý kontrolní bod pohybuje směrem ke svým sousedům. Každý kontrolní bod, který tvoří hada, má tendenci se přibližovat k jasnějším sousedním pixelům a naopak oddalovat se od tmavých částí obrazu. K požadované funkci hada je zapotřebí použít kvantitu

nazvanou energie. Je nutné definovat energie pro hada tak, aby objekty, které chceme detekovat, měly nízkou energii, jelikož had se musí vyvíjet tak, že každým krokem se jeho energie snižuje. Celková energie je součet vnitřní a vnější energie. Čím delší had je, tím větší je vnitřní energie. Posledním krokem je hlazení hada, tedy dosažení stavu, kdy úhel mezi kontrolními body je co nejnižší. Ostrý úhel v kontrolním bodě značí velké zakřivení, s tím souvisí zvětšení interní energie, ze které vyplývá síla, která pohybuje každým kontrolním bodem k vyhlazovací křivce skrz jeho nejbližší 4 sousedy. Počáteční had může být stanoven ručně, náhodně nebo s využitím dalšího zpracování obrazu.

Metodu aktivních kontur je možné použít i pro sledování pohybu v obraze, jelikož had může mít dynamické vlastnosti.

2.3 Trénování klasifikátorů

Jedná se o metodu určení konkrétního objektu s využitím trénování klasifikátoru na detekci určitého objektu [13]. Ke správné funkci této metody je potřeba zajistit velké množství obrázků sledovaného předmětu. Obrázky předmětu musí být ze všech stran a úhlů pohledu. Po nasnímání předmětu musí být ještě pořízeno množství snímků prostředí bez daného objektu. Díky těmto snímkům (objektu a pozadí) je vytvořena trénovací množina, na základě které se klasifikátor zdokonaluje v rozpoznání určeného objektu. Trénování může trvat i několik dní. Doba trénování závisí na počtu vzorků, s tím však souvisí i přesnost klasifikátoru. Čím více vzorků, tím vyšší přesnost. Ve fázi trénování klasifikátoru je nutné ručně označit předmět v každém pozitivním snímku.

Mezi nevýhody této metody se řadí fakt, že je poměrně náročná na hardware, který zpracovává obraz, ale je možné ji využít i pro detekci objektů ve videosekvenci. Dalším omezením je schopnost detekce pouze jednoho konkrétního objektu. Výhodou této metody je, při její správné funkci, určení přímo hledaného objektu a ne pouze určité oblasti v obraze.

2.4 Detekce významných bodů

Jak již z názvu vyplývá, je tato metoda založena na detekci významných bodů v obraze [13]. Nelze univerzálně definovat pojem významný bod, ale obecně se dá říci, že se jedná o určitou oblast v obraze, která je něčím zajímavá. Na základě detekce těchto významných bodů vzniklo mnoho algoritmů, označovaných jako detektory. Tyto detektory se

dělí do tří základních skupin: blob detektory (detektory oblastí), edge detektory (detektory hran), corner detektory (detektory rohů).

Co se týče po sobě následujících obrazů, metoda detekce významných bodů se skládá ze dvou základních kroků [14]. Prvním krokem je **hledání významných bodů**, kdy jsou hledána místa obrazu co nejméně podobná svému okolí, jde zejména o vrcholy nebo hranice objektů. Druhým krokem je **nalezení korespondence**, kdy se hledá korespondence mezi významnými body dvou následujících obrazů.

Pro analýzu pohybu jsou podstatné pouze ty významné body, jejichž poloha se mění v čase. Analýzu pohybu pomocí metody detekce významných bodů lze použít pouze pro obrazy snímané v časových intervalech, které nelze považovat za velmi malé. Nehodí se tedy pro live stream.

2.5 Umělé neuronové sítě

Jde o metodu [15, 16] založenou na vzájemném propojení jednotlivých neuronů vazbami, čímž se vytvoří jakási síť, aby byly schopny účelně zpracovávat informace. Vazby mezi neurony hrají významnou roli zejména, co se týče uložení znalostí neuronové sítě. Tato metoda se inspirovala biologickými systémy. Umělé neuronové sítě, na rozdíl od konvenčních metod, pracují samostatně bez algoritmu a informace zpracovávají paralelně. Zpracovávají tedy vysoký počet dílčích operací současně. Oproti konvenčním metodám se tato metoda liší také schopností učení. Vlastnosti umělé neuronové sítě jsou dány typem použitých neuronů, které mají vliv na přenosové funkce neuronové sítě, dále vzájemným uspořádáním a propojením neuronů, způsobem učení a způsobem vybavování. Mezi nevýhody umělé neuronové sítě je možné zařadit problematickou volbu topologie sítě, tedy volbu vzájemného uspořádání a propojení neuronů, a nemožnost zpětné interpretace způsobu dosažení výsledku.

Činnost neuronové sítě je založena na dvou základních fázích. Jedná se o fázi adaptivní a fázi aktivní. V první, adaptivní, fázi se síť učí, kdy dochází ke změnám v síti a síť se přizpůsobuje na řešení problému. Učení je realizováno pomocí nastavování vah mezi uzly. Druhou fází je vykonání naučené činnosti. Naskýtají se dvě možnosti učení neuronové sítě a to s učitelem nebo bez učitele. Pokud se jedná o učení s učitelem, umělá neuronová síť se učí nastavováním vah a srovnáváním aktuálního výstupu s výstupem požadovaným tak, aby došlo k minimalizaci rozdílu mezi skutečným a žádaným výstupem.

3 METODY DETEKCE POHYBU VE VIDEOSEKVENCI

3.1 Rozdílné body

3.1.1 Odečet pozadí (Background subtraction)

Jedná se o základní metodu rozpoznávání pohybu, odečet pozadí [5, 17, 18]. Tato metoda je určena k odhalování pohybujících se objektů a je založena na porovnávání referenčního snímku pozadí s aktuálně snímaným obrazem. Je porovnáván každý pixel obou obrázků. Zároveň je vyhodnocení kombinováno s prahováním pro označení objektů. Výsledný obraz je získán po odečtení referenčního obrázku pozadí od aktuálního snímku. Výsledkem je binární obraz, na kterém jsou vyobrazeny rozdílné objekty od referenčního snímku pozadí. Objekty jsou reprezentovány bílými pixely a pozadí černými pixely. Díky použití prahování je možné do jisté míry redukovat stíny, v závislosti na zvolené prahové hodnotě.

V reálných podmínkách je prakticky nemožné vystačit si pouze s jedním snímkem pozadí. Dochází ke změnám osvětlení snímané scény v závislosti na změně počasí a na aktuální části dne (den, noc). Na základě tohoto faktu se využívá dynamického modelování pozadí, kdy dochází k omezení působení nežádoucích jevů. Na základě této metody je možné určovat směr pohybu.

3.1.2 Rozdíl snímků (Frame subtraction)

Tato metoda [5, 17, 18] je založena na porovnávání dvou po sobě následujících snímků a je vždy označena změna pohybu jen mezi těmito dvěma snímky. V binárním snímku pixely nesoucí hodnotu 0 znamenají nezměněná místa mezi dvěma po sobě následujícími snímky. Nevýhodou je nedetekování stojících objektů. S využitím této metody pracuje mnoho algoritmů, které se liší zejména v požadavcích na paměť a v rychlosti zpracování.

3.2 Rozdílné histogramy

3.2.1 Porovnání jasových histogramů snímků

Jde o metodu [19, 20] detekce pohybu ve scéně. Je porovnáván histogram jasových hodnot pixelů. Srovnávají se dva histogramy. Prvním je histogram jasových hodnot pixelů referenčního snímku pozadí, který reprezentuje statickou scénu bez pohybujících se objek-

tů. Druhým histogramem je histogram aktuálního snímku. Jakákoliv změna obrazu oproti referenčnímu snímku znamená změnu histogramu jasových hodnot pixelů. Porovnávání obrázky jsou nejprve převedeny do odstínů šedi. Díky tomu, jsou jednotlivé histogramy rozděleny do 256 sekcí, přičemž každá z nich, reprezentuje počet pixelů o dané hodnotě jasu. Jak velká změna histogramů bude vyhodnocena jako detekce pohybu, závisí na zvolení prahové hodnoty.

Metoda porovnání jasových histogramů snímků ve své základní podobě sice dokáže detekovat pohyb, avšak určit oblast pohybu v obraze už nedokáže. Tato nedokonalost se dá vyřešit rozdělením obrazu na několik menších částí a porovnávat histogramy těchto částí. Tímto způsobem je možné najít místo v obraze kde došlo k pohybu. Tato metoda je náchylná na světelné podmínky, zejména se jedná o změnu počasí nebo intenzitu slunečního svitu.

Díky porovnávání aktuálního obrazu s referenčním snímkem je ušetřeno spoustu výpočetního výkonu, protože jeden histogram, ze dvou porovnávaných je vždy už vytvořeni a zbývá pouze vytvořit histogram aktuálního snímku.

3.2.2 Local binary pattern

Metoda Local Binary Pattern (LBP) [19, 21] nezpracovává pouze jednotlivé pixely, ale pracuje i s jejich okolím. Je tedy nutné určit okolí pixelu a váhy těchto sousedních pixelů. Obraz, který se zpracovává, musí být převeden do odstínů šedi, aby bylo možné pracovat s jasovými hodnotami pixelů. Dalším krokem je stanovení prahové hodnoty středového pixelu. Jakmile je stanovena prahová hodnota, porovnává se jasová hodnota středového pixelu s jeho okolními pixely, kdy pixely s hodnotou jasu vyšší nebo rovnou hodnotě jasu středového pixelu jsou označeny jako 1 a pixely s nižší hodnotou jasu než středový pixel jsou označeny jako 0. Tyto hodnoty jednotlivých okolních pixelů jsou vynásobeny jejich příslušnými vahami. Hodnota středového pixelu je vypočtena jako součet hodnot okolních pixelů, které vyšly v předchozím kroku. Tímto způsobem jsou zpracovány veškeré pixely snímku. Na základě vypočtených hodnot je sestavován histogram snímků. Porovnávají se histogramy po sobě následujících snímků. Jelikož je obraz černobílý, je histogram rozdělen na 256 tříd. Každá třída vždy reprezentuje počet pixelů v obraze s příslušnou hodnotou jasu. Pokud je rozdíl histogramů větší než zvolený práh, došlo k pohybu.

Mezi výhody této metody se řadí zejména rychlost zpracování, nízké systémové nároky, tolerance na změnu intenzity osvětlení a není ovlivňována drobnými pohyby.

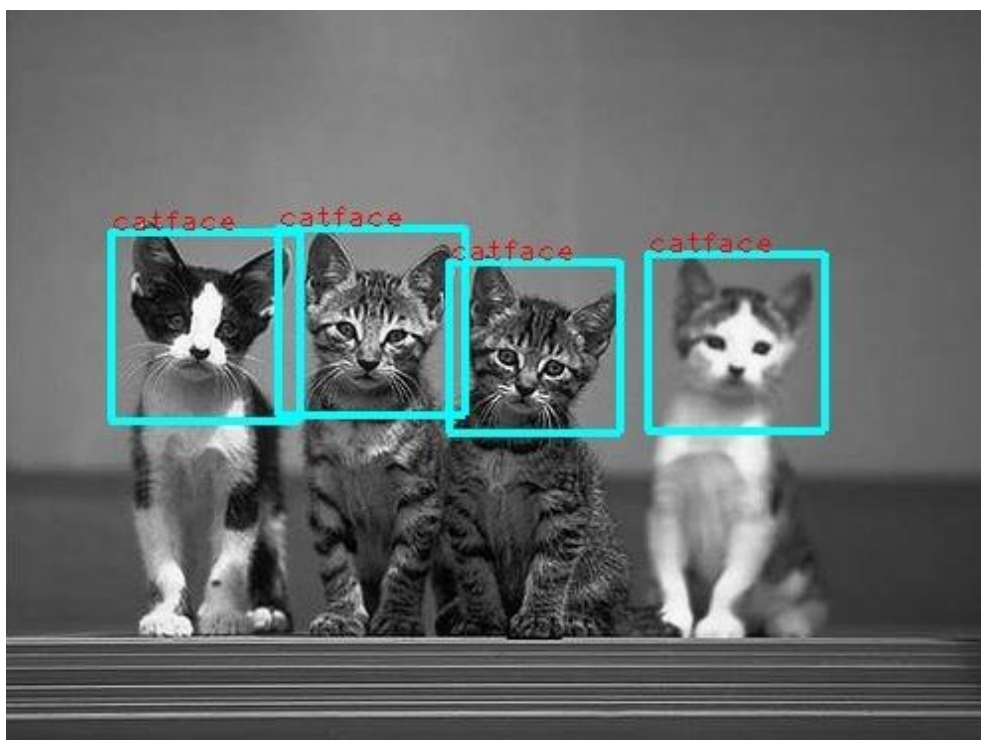
3.3 Optický tok

Metoda optického toku [5, 17, 19, 20] spočívá v zachycení změny obrazu v čase. Tato metoda zobrazuje veškeré změny obrazu za časový interval dt . Každému bodu obrazu je přiřazen dvourozměrný vektor rychlosti nesoucí informace o směru a velikosti rychlosti pohybu v daném místě obrazu. Metoda optického toku je tedy schopna určit směr pohybu objektu.

Nevýhodou metody optického toku je vysoká náročnost na výpočetní výkon, s čímž souvisí i časová náročnost této metody. Z důvodu velké časové náročnosti se tato metoda nehodí pro real – time zpracování dat. Další z nevýhod je citlivost na intenzitu osvětlení, ke správné činnosti metody optického toku je zapotřebí zajistit konstantní světelné podmínky.

3.4 Sliding Window

Tato metoda hraje podstatnou roli v detekci objektů v obraze [22]. Jejím základem je obdélníkové okno, které se postupně přesouvá po obraze a detekuje předměty.



Obrázek 6. Detekce pomocí sliding window [23].

Toto obdélníkové okno je oblast ve tvaru obdélníku s pevně stanovenou šířkou a délkou. Okno se pohybuje po obraze horizontálně i vertikálně a postupně projde každou částí obrazu. Aby bylo možné detekovat předměty různých rozměrů, jak malé tak i velké, je nutné použít několik rozměrů oken. Když jsou definovány rozměry defaultního okna, stanoví se ještě rozměry menších oken a větších oken pro detekci malých respektive velkých objektů. Pokud by byla použita pouze jedna velikost okna, není zaručeno rozpoznání předmětu z důvodu rozmanitých velikostí předmětů v obraze.

Pokud je použito velké množství různých rozměrů oken, zvyšují se nároky na výpočetní výkon. Stejně je tomu, i pokud se okna posouvají po malých kouscích. Jestliže je zvoleno velké množství rozměrů oken a zároveň malé rozdíly mezi pozicemi posunutí oken, je čas potřebný na zpracování příliš velký.

4 ČASTO POUŽÍVANÉ METODY DETEKCE POHYBU

4.1 Optický tok

Metoda optického toku dokáže sledovat pohyb pixelu mezi snímky ve videosekvenci a zjistit tak směr a velikost rychlosti pohybu. Pro zpracování obrazu metodu optického toku je vhodné převést barevný obraz na obraz černobílý, z důvodu snížení náročnosti metody [24]. V černobílém obraze je každému pixelu přiřazena pouze jedna číselná hodnota, zatímco v obraze barevném jsou každému pixelu přiřazeny tři hodnoty. Metoda je velice náročná na výpočetní výkon a nelze ji uplatnit na každý pixel obrazu [20]. Metoda zachycuje všechny změny v obraze v čase dt . Každému bodu v obraze odpovídá dvourozměrný vektor rychlosti, nesoucí informace o směru a velikosti rychlosti pohybu v daném místě obrazu. Metoda porovnává vždy dva snímky.

Pro výpočet optického toku je použit popis obrazu pomocí jasové funkce polohy a času $f(x, y, t)$. Po rozvoji do Taylorovy řady a zanedbání členů vyšších řádů platí:

$$f(x, y, t) + \frac{\delta f}{\delta x} dx + \frac{\delta f}{\delta y} dy + \frac{\delta f}{\delta t} dt = f(x, y, t) + f_x dx + f_y dy + f_t dt. \quad (10)$$

Za předpokladu neměnného osvětlení při translačním pohybu daném hodnotami dx , dy , platí:

$$-f_t = f_x \frac{dx}{dt} + f_y \frac{dy}{dt}. \quad (11)$$

Cílem výpočtů je také určení rychlosti charakterizované jako:

$$\mathbf{v} = (dx/dt, dy/dt)^T. \quad (12)$$

Je nutno podotknout, že soustava souřadnic má počátek v levém horním rohu obrazu. Osa x tedy směřuje doprava, osa y dolů. Uvažujme obecný obrazový bod $\mathbf{u} = [u_x, u_y]$ na prvním snímku. Úkolem metody je nalézt obrazový bod $\mathbf{v} = \mathbf{u} + \mathbf{d} = [u_x + d_x, u_y + d_y]$ na druhém snímku takový, aby \mathbf{u} a \mathbf{v} byly maximálně podobné. Vektor $\mathbf{d} = [d_x, d_y]$ je rozdíl poloh stejného bodu na po sobě jdoucích obrazech. Je nazýván obrazová rychlost, nebo také optický tok [24].

4.2 Rozdílné body

Zde je rozebrán algoritmus založený na kumulativním rozdílu snímků [25], který pracuje s barevnými snímky. Prvním krokem je načtení referenčního snímku $r(x, y)$, se

kterým se bude sekvence snímků porovnávat. Je třeba načíst snímek scény bez pohybujícího se objektu, aby byla zaručena správná funkčnost. Poté probíhá načítání snímků sekvence. Pro i – tý snímek sekvence $k_i(x, y)$ je vypočten rozdílový snímek $d(x, y)$ oproti referenčnímu snímku $r(x, y)$. Je nutné ukládat krajní hodnotu intervalu (zde 0), z důvodu možných výsledků mimo interval. Je zde uveden výpočet pouze pro jeden barevný kanál. Výpočet pro ostatní kanály probíhá obdobně. Matematické vyjádření výpočtu pro kanál červené barvy

$$d_R(x, y) = \begin{cases} 0 \\ k_{iR}(x, y) - r_R(x, y). \end{cases} \quad (13)$$

Tento rozdílový snímek je přičten v každém kroku i k výslednému snímku $o(x, y)$. Výsledný snímek může být inicializován ve dvou variantách. První možností je nulový snímek, hodnoty všech pixelů mají nulovou hodnotu. Druhá možnost je načtení referenčního snímku a stopa pohybu bude zobrazena v původní scéně. Přičítání probíhá ve všech třech barevných kanálech. V této fázi může dojít k překročení maximální hodnoty intervalu pro každý kanál, tedy hodnoty menší než 0, nebo větší než 255. Je nutné, pro hodnoty vyšší než 255, ukládat hodnotu 255. Pro červený kanál výsledného snímku bude v každém kroku i platit

$$O_R(x, y) = \begin{cases} 255 \\ O_R(x, y) + d_R(x, y). \end{cases} \quad (14)$$

Ve výsledném snímku $o(x, y)$ je zaznamenána postupně poloha pohybujícího se objektu.

4.3 Významné body

Pro metodu významných bodů je popsán algoritmus nazývaný Harrisův operátor [26]. Operátor je tvořen symetrickou maticí, ze které se počítají vlastní čísla α a β . Platí 3 kritéria:

1. Obě vlastní čísla jsou malá, tedy autokorelační funkce je plochá, pak část obrazu pod zvažovaným oknem má přibližně konstantní intenzitu.
2. Jedno z vlastních čísel je malé zatímco druhé velké, což značí hranu, posun podél hrany indikuje malé vlastní číslo, zatímco posun kolmo na hranu značí vlastní číslo o vysoké hodnotě.
3. Obě vlastní čísla jsou velká, důsledkem projití autokorelační funkce přes pík, tedy roh.

Pro získání významných bodů je třeba zhodnotit parametry α a β . Při výpočtu se používá stopa matice označena jako T a determinant matice označen jako D :

$$T(M) = \alpha + \beta = A + B, \quad (15)$$

$$D(M) = \alpha\beta = AB - C^2, \quad (16)$$

kde M je symetrická matice ve tvaru

$$M = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}. \quad (17)$$

Z determinantu a stopy matice je následně vypočtena proměnná R , na základě níž je určeno, zda se jedná o hranu, roh či plochu:

$$R = D - k \cdot T^2. \quad (18)$$

Jestliže R vyjde kladné, jde o roh. Pokud je R záporné hodnoty, znamená to hranu. Malé hodnoty R indikují plochu o konstantní intenzitě. Stanovení, zda se jedná o významný bod, je uskutečněno na základě prahování, tedy stanovením prahové hodnoty.

II. PRAKTICKÁ ČÁST

5 POROVNÁNÍ METOD DETEKCE POHYBU

V této kapitole jsou porovnány jednotlivé metody, uvedené v kapitole 3, této práce. Vzhledem k tomu, že metody identifikace objektů v obraze, uvedené dříve v této práci, je možné použít také pro detekci pohybu ve videosekvenci, zařadil jsem některé z nich do metod určených k porovnání. Tedy metody z kapitoly 3 jsou ještě doplněny o metody aktivní kontury, trénování klasifikátorů a detekci významných bodů. Metody jsou porovnány na základě několika kritérií. Jako kritéria, podle kterých jsou jednotlivé metody porovnány, jsem zvolil:

1. Náročnost na výpočetní výkon
2. Rychlost zpracování
3. Vhodnost pro live stream
4. Citlivost na změny osvětlení
5. Určení směru pohybu
6. Určení místa pohybu v obraze
7. Příprava pro spuštění metody (příprava)

Pro lepší přehlednost je vytvořena tabulka, kde jsou uvedeny na řádcích jednotlivé metody a ve sloupcích stanovená kritéria. Každá metoda je vždy ohodnocena stavem splnění kritéria. Pro kritéria číslo 1 až 4 může splnění kritéria danou metodou nabývat stavů **vysoká**, **nízká** např. nízká náročnost na výpočetní výkon. Pro kritéria číslo 5, 6 a 7 to jsou stavy **ano**, **ne**, to znamená, že metoda dané kritérium splňuje či nikoliv. Funkce a vlastnosti metod, závisí na použitém algoritmu, proto je srovnání postaveno na obecných vlastnostech daných metod a samozřejmě také na mém subjektivním úsudku. Pokud nebyla k dispozici přímo informace, zda metoda splňuje určitá kritéria, stanovil jsem to na základě principu funkce dané metody.

Tabulka 1. Porovnání metod detekce pohybu.

Metoda	Náročnost na výpočetní výkon	Rychlost zpracování	Vhodnost pro live stream	Citlivost na změny osvětlení	Určení směru pohybu	Určení místa pohybu	Příprava
Odečet pozadí	NÍZKÁ	VYSOKÁ	VYSOKÁ	VYSOKÁ	NE	ANO	ANO
Rozdíl snímků	NÍZKÁ	VYSOKÁ	VYSOKÁ	VYSOKÁ	NE	ANO	NE
Porovnání jasových histogramů snímku	NÍZKÁ	VYSOKÁ	VYSOKÁ	VYSOKÁ	NE	NE	ANO
Local binary pattern	NÍZKÁ	VYSOKÁ	VYSOKÁ	NÍZKÁ	NE	NE	ANO
Optický tok	VYSOKÁ	NÍZKÁ	NÍZKÁ	VYSOKÁ	ANO	ANO	NE
Sliding window	VYSOKÁ	NÍZKÁ	NÍZKÁ	NÍZKÁ	ANO	ANO	ANO
Trénování klasifikátorů	VYSOKÁ	NÍZKÁ	NÍZKÁ	NÍZKÁ	ANO	ANO	ANO
Aktivní kontury	VYSOKÁ	NÍZKÁ	NÍZKÁ	VYSOKÁ	ANO	ANO	ANO
Detekce významných bodů	VYSOKÁ	NÍZKÁ	NÍZKÁ	NÍZKÁ	ANO	ANO	NE

5.1 Kritéria

Zde jsou rozebrány jednotlivé kritéria s uvedením, které metody dané kritérium splňují či nikoliv.

5.1.1 Náročnost na výpočetní výkon

Toto kritérium je velice podstatné. Odvíjí se od něj splňování dalších kritérií jako rychlost zpracování a vhodnost pro live stream. Na základě náročnosti metody na výpočetní výkon se volí nejen vhodnost metody pro konkrétní aplikaci ale i sortiment použitého hardwaru. Metody, které mají vysokou náročnost na výpočetní výkon, jsou užívány tam, kde není prioritou zpracování obrazu v reálném čase. Vlivy ovlivňující náročnost metody na výpočetní výkon jsou zejména použitý algoritmus, kvalita záznamu, záznamové zařízení.

Každá metoda je zpracována několika odlišnými algoritmy. Některé jsou náročné více, některé méně. Jak jsou dané algoritmy náročné, se odvíjí zejména od toho, zda pracují s každým pixelem obrazu, nebo pro nižší náročnost jen s určitým, hrubším množstvím pixelů, a zda pracují s kvalitním obrazem ve vysokém rozlišení, nebo jej převádí do nižších rozlišení. Tyto modifikace obrazu, které provádí algoritmy před samotným zpracováním obrazu, mají samozřejmě vliv na správné vyhodnocení situace. Modifikovat obraz lze tedy jen do jisté míry.

Kvalita záznamu nemusí být vždy přehnaně vysoká. V případech, kdy není potřeba detekce a následná identifikace objektu, ale jen zjištění zda došlo ve snímané scéně k pohybu, postačí nižší kvalita záznamu s nižším rozlišením, tedy méně náročná na výpočetní výkon. Kvalita záznamu se odvíjí také od použitého záznamového zařízení, většinou kamery. Kamera ovlivňuje, jak kvalitní obraz bude poskytnut k dalšímu zpracování.

Náročnost na výpočetní výkon byla u metod odečet pozadí, rozdíl snímků, porovnání jasových histogramů a LBP označena jako nízká. Tato skutečnost je založena na faktu, že tyto čtyři metody jsou poměrně jednoduché a není potřeba zpracovávat množství složitých výpočtů. Tyto metody si vystačí s méně kvalitním obrazem.

Naopak u metod optický tok, sliding window, trénování klasifikátorů, aktivní kontury a detekce významných bodů byla náročnost na výpočetní výkon označena jako vysoká. Tyto metody jsou poměrně složité a tudíž náročné na výpočty. Tyto metody již vyžadují vyšší kvalitu obrazu, kde jsou lépe znatelné hrany objektu.

5.1.2 Rychlost zpracování

Rychlost zpracování obrazu závisí na kvalitě obrazového záznamu a zejména na výpočetním výkonu zařízení zpracovávajícího obraz. Z tabulky je patrné, že metody, které jsou náročné na výpočetní výkon, mají také nízkou rychlost zpracování. Rychlost zpracování obrazu jednotlivými metodami se razantně liší. Rychlost zpracování obrazu se pohybuje od jednotek milisekund, např. metoda odečtu pozadí, až po časové úseky v řádu sekund, např. metoda optického toku. Rychlost zpracování je ovlivnitelná zvýšením výkonu zařízení pro zpracování obrazu nebo použitým algoritmem. Některé algoritmy snižují požadavky na výkon a tím i na rychlost zpracování.

U metod odečet pozadí, rozdíl snímků, porovnání jasových histogramů a LBP byla rychlost zpracování označena jako vysoká. Vysoká rychlost zpracování těchto metod je dána zejména jejich jednoduchostí.

Zbývající metody, tedy metoda optický tok, sliding window, trénování klasifikátorů, aktivní kontury a detekce významných bodů, byly klasifikovány jako metody s vysokou rychlostí zpracování, kdy se rychlost zpracování jednoho snímku pohybuje v řádu desítek milisekund až jednotek sekund. Tyto metody jsou náročnější na výpočetní výkon, a proto se od nich dá vyšší čas zpracování očekávat.

5.1.3 Vhodnost pro live stream

Vhodnost metod pro zpracování obrazu v reálném čase se liší a odvíjí se od nároků na výpočetní výkon a od rychlosti zpracování. Metody vhodné pro zpracování obrazu v reálném čase jsou v zásadě metody jednodušší. Metody, které mají nízké požadavky na výpočetní výkon, zpracovávají obraz dostatečně rychle na to, aby mohly být použity pro live stream. Záleží samozřejmě, jakou frekvenci obrazu má záznam. Záznam většinou má frekvenci 25 snímků za vteřinu. Na základě této informace by měly metody určené pro zpracování obrazu v reálném čase zpracovat jeden snímek za časový interval, který by neměl být větší než 4 milisekundy. Metody s vysokou rychlostí zpracování jsou vhodné pro zpracování obrazu v reálném čase, naopak metody s nízkou rychlostí zpracování obrazu pro live stream vhodné nejsou.

Metody, které byly vyhodnoceny, jako vhodné pro zpracování obrazu v reálném čase jsou odečet pozadí, rozdíl snímků, porovnání jasových histogramů a LBP. Jak již vyplývá z informací uvedených výše, jedná se o jednoduché metody s nízkými nároky na výpočetní výkon a vysokou rychlostí zpracování obrazu.

Metody, vyhodnocené jako nevhodné pro použití zpracování obrazu v reálném čase jsou optický tok, sliding window, trénování klasifikátorů, aktivní kontury a detekce významných bodů. Tyto metody jsou poměrně složité a mají vysoké požadavky na výpočetní výkon, s čímž souvisí čas potřebný ke zpracování obrazu.

5.1.4 Citlivost na změny osvětlení

Toto kritérium je velice podstatné. Bylo hodnoceno, jak je výsledek detekce pohybu ovlivněn změnou světelných podmínek. Některé metody jsou na změny osvětlení citlivé více, jiné jsou zase citlivé méně. Tato citlivost se odvíjí od principu funkce jednotlivých metod. Ovšem to, že je některá metoda citlivá na změny osvětlení, neznamená, že je nepoužitelná. Některé metody se hodí do podmínek, kde dochází ke změnám osvětlení, jiné se zase hodí do prostředí, kde je osvětlení neměnné.

Metody citlivé na změnu osvětlení jsou odečet pozadí, rozdíl snímků, porovnání jasových histogramů snímků, optický tok a aktivní kontury. Při metodě odečtu pozadí je tato citlivost způsobena referenčním snímkem pozadí, který se nemění. Tedy, i pokud nedojde k pohybu ale jen ke změně osvětlení, s tím souvisí i vznikání/ zánikání stínů, může být v důsledku změny osvětlení scény, vyhodnocen pohyb v obraze. Tento jev je nežádoucí

kvůli vzniku planých poplachů. Zvýšit toleranci metody odečtu pozadí je možné pomocí modelování pozadí v průběhu dne, v určitých časových intervalech. Metoda porovnávání jasových histogramů snímků porovnává histogramy snímků s referenčním snímkem pozadí, a jelikož jsou porovnávány jasové hodnoty pixelů, je zjevné že změna osvětlení působí potíže. Podobně jako u metody odečtu pozadí je možné citlivost na změnu osvětlení snížit pomocí aktualizace referenčního snímku. Metoda aktivních kontur má problémy při změnách intenzit osvětlení s označováním objektu. Změnou intenzity osvětlení nejsou přechody mezi objektem a okolím tak znatelné a dochází k nepřesnému ohraničení objektu nebo do konce i ke ztracení objektu.

Metody, které zvládají svou činnost, detekci pohybu, i v podmínkách, kdy se mění intenzita osvětlení, jsou LBP, sliding window, trénování klasifikátorů, detekce významných bodů. Metoda LBP je sice založena na srovnávání jasových histogramů snímků ale práce s okolím pixelů jí pomáhá redukovat citlivost na změnu osvětlení. Metoda trénování klasifikátorů je schopna rozpoznat předmět téměř za jakýchkoliv světelných podmínek, záleží zejména na snímcích použitých při učení klasifikátorů.

5.1.5 Určení směru pohybu

Určení směru pohybu není vždy žádanou informací. Někdy tato funkce potřeba je, jindy zase není. Jedná se zejména o určení směru pohybu objektu horizontálním nebo vertikálním směrem. Je možné určit také, zda se objekt pohybuje směrem k záznamovému zařízení, nebo jestli se objekt pohybuje směrem od záznamového zařízení. Některé metody umějí určit i směr rotace objektu např. metoda optického toku. Metody, které umí určit směr pohybu objektu, jsou většinou náročnější na výpočetní výkon.

Určování směru pohybu poskytuje informaci o tom, kam, jakým směrem se objekt pohybuje. Tato informace se využívá k odhadnutí dalšího pohybu objektu, tedy odhaduje vývoj pohybu objektu. Ve složitějších aplikacích má tato funkce své opodstatněné využití, ale např. u detekce vniknutí do střeženého prostoru si své místo asi nenajde.

Metody umožňující určení směru pohybu objektu jsou optický tok, sliding window, trénování klasifikátorů, aktivní kontury a detekce významných bodů. Tyto metody sice umějí určit směr pohybu objektu ve videosekvenci, ale na úkor vysokých požadavků na výpočetní výkon.

Určit směr pohybu neumějí metody odečet pozadí, rozdíl snímků, porovnání jasových histogramů a LBP, ale zase jsou málo náročné na výpočetní výkon.

5.1.6 Určení místa pohybu v obraze

Určení konkrétního místa v obraze, kde došlo k pohybu, zvládne většina srovnávaných metod. Určit místo pohybu není potřeba vždy, avšak určitě není na škodu, pokud to daná metoda detekce pohybu zvládá. Metody, které nejsou schopny určit místo pohybu v obraze jsou metoda **porovnání jasových histogramů snímků** a metoda **local binary pattern**. Obě tyto metody porovnávají histogramy celých snímků, ze kterých je možné určit zastoupení pixelů dané jasové třídy, avšak určení na jaké pozici se bod s danou hodnotou jasu nachází, již histogram neumožňuje. Existuje několik algoritmů této metody, které se liší svými vlastnostmi. Některé z algoritmů umí určit místo pohybu v obraze rozdělením snímku na několik částí a pro každou část zvlášť vyhodnotit rozdíl jasových histogramů dvou snímků a tudíž určit ty části obrazu, ve kterých došlo ke změně. Pro srovnání byly východiskem základní obecné funkce metod. U těchto dvou metod, metoda porovnání jasových histogramů a metoda LBP, byl stanoven stav splňování kritéria určení místa pohybu v obraze, jako negativní. Ostatní metody zařazené do porovnání umějí určit místo pohybu v obraze.

5.1.7 Příprava pro spuštění metody

Toto kritérium značí, zda je potřeba provést nějaké úkony před spuštěním detekce pohybu.

U metody odečtu pozadí je zapotřebí pořídit referenční snímek pozadí, se kterým se následně porovnávají snímky.

Pro metodu porovnání jasových histogramů je potřeba pořídit referenční snímek pozadí, převést jej do odstínů šedi, a vyhodnotit jeho jasový histogram, který bude dále sloužit pro porovnání s histogramy snímků videosekvence.

U metody LBP je nutné převést obraz do odstínů šedi, aby bylo možné pracovat s jasovými hodnotami. Dále je potřeba určit okolí pixelu, se kterým se bude pracovat, váhy těchto okolních pixelů a prahovou hodnotu středového pixelu.

Pro sliding window se musí určit rozměry oken a horizontální i vertikální velikost posunu okna.

U metody aktivních kontur je nutné definovat energie pro hada tak, aby objekty, které chceme detekovat, měly nízkou energii.

Metoda trénování klasifikátorů vyžaduje proces učení, kdy je nasnímáno pozadí i samotný objekt, až se metoda naučí rozpoznat konkrétní objekt, je připravena k použití.

Metody, které nevyžadují žádné operace před samotnou detekcí pohybu, jsou metody rozdílů snímků, optický tok a detekce významných bodů.

5.2 Metody

V této části jsou uvedeny metody detekce pohybu zařazené do srovnání. U každé metody je rozebráno splnění/ nesplnění jednotlivých kritérií na základě, kterých je možné zvolit vhodnost metody pro konkrétní aplikaci.

5.2.1 Odečet pozadí

Metoda odečtu pozadí má nízké nároky na výpočetní výkon. S tím souvisí i náklady na pořízení zařízení, zejména tedy kamery a zařízení zpracovávajícího obraz. Rychlost zpracování je vysoká, což je založeno na nízké náročnosti na výpočetní výkon. Na téměř jakémkoliv zařízení je rychlost zpracování obrazu dostatečně vysoká, aby bylo možné vyhodnocovat data v reálném čase. Metoda odečtu pozadí je citlivá na změny osvětlení snímané scény, je tedy vhodné použít tuto metodu v souvislosti s neměnným osvětlením. Nehodí se tedy na zpracování obrazu exteriéru, kde dochází ke změnám osvětlení prostředí v závislosti na fázi dne, ale i v závislosti na počasí. Metodu odečtu pozadí je tedy vhodné použít na zpracování obrazu v prostředí konstantního osvětlení, nejčastěji v interiéru. Tato metoda sice neumí určit směr pohybu objektu, ale dokáže určit místo v obraze, kde došlo k pohybu. Metoda je tedy vhodná pro detekci pohybu v reálném čase, s možností určení místa pohybu v obraze, kde nedochází, nebo jen minimálně, ke změnám osvětlení.

5.2.2 Rozdíl snímků

Metoda porovnávání rozdílů snímků funguje trošku jinak než metoda odečtu pozadí, má však velice podobné vlastnosti. Metoda rozdílů snímků má nízké nároky na výpočetní výkon, tedy nízké nároky na finance, co se týče nákladů na pořízení hardwaru. S nízkými nároky na výpočetní výkon se pojí vysoká rychlost zpracování, díky které je tato metoda vhodná pro live stream. Citlivost na změnu osvětlení je u této metody vysoká, nehodí se tedy pro použití vyhodnocovaných pořízených v exteriérech, ale je vhodné ji použít na

zpracování obrazu zachyceného v prostředí s konstantní úrovní osvětlení, tedy zejména v interiérech. Určit směr pohybu objektu v obraze tato metoda neumí, co však zvládá je určení místa pohybu v obraze. Metoda je tedy určena pro detekci pohybu v reálném čase, doplněna o možnost určení místa pohybu v obraze, kde nedochází, nebo jen minimálně, ke změnám osvětlení.

5.2.3 Porovnání jasových histogramů

Metoda porovnání jasových histogramů má, stejně jako dvě předchozí metody, nízké požadavky na výpočetní výkon, není tedy finančně náročné obstarat požadované zařízení. Díky tomu, že má tato metoda nízké nároky na výpočetní výkon, disponuje vysokou rychlostí zpracování obrazu, tudíž je vhodná pro live stream. Citlivost na změnu osvětlení této metody je vysoká. Metoda porovnání jasových histogramů však neumí určit směr pohybu v obraze ani určit místo pohybu v obraze. Metoda porovnání jasových histogramů je tedy vhodná pro detekci pohybu v reálném bez požadavku na určení místa pohybu nebo směru pohybu objektu.

5.2.4 Local binary pattern

Stejně jako metody odečtu pozadí, rozdílu snímků a porovnání jasových histogramů i tato metoda, LBP, má nízké nároky na výpočetní výkon. Finanční náročnost pořízení potřebného zařízení je nízká. Metoda LBP se pyšní vysokou rychlostí zpracování pořízeného obrazu a je tedy vhodná pro live stream. Na rozdíl od předchozích metod není metoda LBP tolik citlivá na změny osvětlení. Se změnami osvětlení snímané scény si poradí hravě téměř vždy. Nezáleží tedy pro jaké snímané prostředí, v souvislosti se změnou osvětlení, je tato metoda zvolena. Metoda LBP si ovšem, stejně jako metoda porovnání jasových histogramů, neporadí s určením směru pohybu, ale ani s určením místa pohybu v obraze. Metoda LBP je vhodná pro detekci pohybu v obraze v reálném čase nezávisle na osvětlení a při zachování nízkých nároků na výpočetní výkon.

5.2.5 Optický tok

Metoda optického toku je metodou náročnější na výpočetní výkon. Náklady na potřebné zařízení mohou být vyšší. Vzhledem k náročnosti metody je rychlost zpracování obrazu poměrně nízká a nedostačuje pro live stream. Je však možné, upravením algoritmu snížit nároky na výpočetní výkon, stále jsou ale vysoké. Metoda optického toku se vyznačuje svou vysokou citlivostí na změnu osvětlení. Při výběru použití této metody na kon-

krétní aplikaci, hraje roli prostředí, z hlediska stálosti osvětlení. Tato metoda je hodně efektivní, co se týče určení směru pohybu, dokáže rozpoznat i směr rotace objektu. Určení místa pohybu v obraze tato metoda zvládá. Metoda optického toku je vhodná pro aplikace nenáročné na rychlost zpracování, kde je potřeba určit směr pohybu, nebo místo pohybu v obraze.

5.2.6 Sliding window

Tato metoda, stejně jako metoda optického toku, má vysoké nároky na výpočetní výkon. Je to samozřejmě ovlivnitelné počtem oken a velikostí posunu oken. Pro uspokojivé výsledky detekce pohybu jsou parametry metody většinou nastaveny tak, že jsou nároky na výpočetní výkon stále poměrně vysoké. Rychlost zpracování je nízká, avšak citlivost na změnu světelných podmínek je u této metody nízká. Je tedy celkem nepodstatné, zda ke změnám úrovně osvětlení ve zpracovávaném obraze dochází či nikoliv. Tato metoda umí rozpoznat místo v obraze, kde došlo k pohybu a umí také určit směr pohybu objektu. Metoda sliding window je vhodná pro aplikace nenáročné na rychlost zpracování, kde je potřeba určit směr pohybu, nebo místo pohybu v obraze, nezávisle na změnách osvětlení snímané scény.

5.2.7 Trénování klasifikátorů

Metoda trénování klasifikátorů je náročná na výpočetní výkon. Funkčnost této metody se odvíjí od procesu učení. Tato metoda se vyznačuje nízkou rychlostí zpracování obraz a není tedy vhodná pro live stream. Metoda trénování klasifikátorů umí označit přímo objekt v obraze, umí však označit jen jeden objekt, jehož rozpoznání se naučila. Umí určit směr pohybu objektu. Náročnost na změny osvětlení je poměrně nízká, ale záleží na procesu učení. Metoda je tedy vhodná k detekci pohybu konkrétního objektu.

5.2.8 Aktivní kontury

Metoda aktivní kontury je náročná na výpočetní výkon, dochází k velkému množství výpočtů. Rychlost zpracování je nízká a nehodí se pro zpracování dat v reálném čase. Tato metoda však umí poměrně přesně určit hranice objektu. Díky hadovi, který obepíná objekt, je možné určit i směr pohybu obrazu, jelikož had se pohybuje spolu s objektem. Tato metoda je však citlivá na změny osvětlení, kdy při změně osvětlení dochází k nepřesnému určení objektu, nebo dokonce i k úplnému ztracení předmětu. Metoda aktivní kontury je vhodná pro sledování pohybu objektu, ale jen za předpokladu stálé úrovně osvětlení.

5.2.9 Detekce významných bodů

Metoda detekce významných bodů je náročná na výpočetní výkon, dochází k detekci významných bodů objektu jako hrany nebo rohy. Rychlost zpracování je nízká, kvůli vysokým požadavkům na výpočetní výkon a s tím souvisí i nevhodnost pro live stream. Detekce pohybu téměř není ovlivněna světelnými podmínkami, tedy zejména změnou osvětlení. Na základě určení významných bodů objektu, zvládá tato metoda určení místa pohybu v obraze. Díky významným bodům, a tedy označení objektu, je možné určit i směr pohybu objektu. Metoda detekce významných bodů se tedy hodí pro detekci pohybu, s určením místa pohybu v obraze a je schopna sledovat pohyb objektu v obraze.

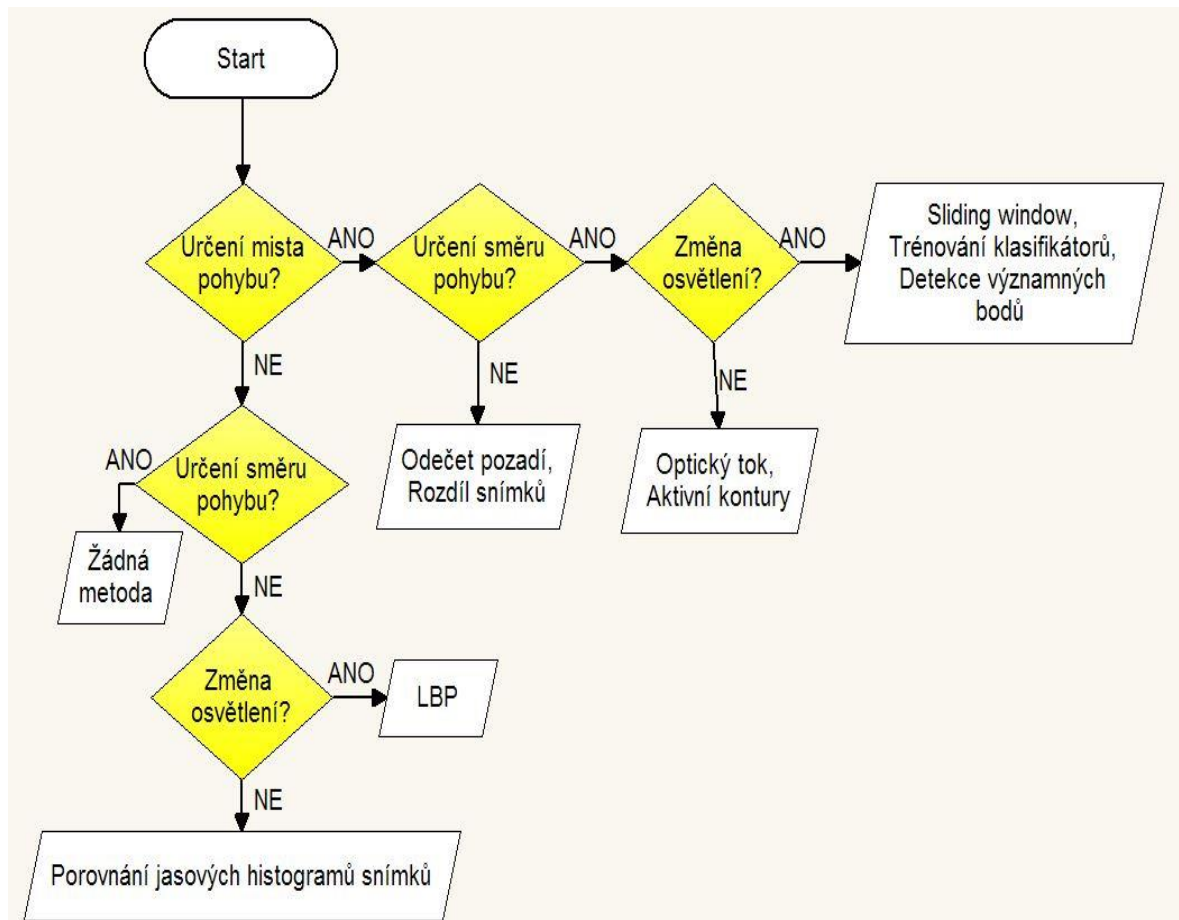
5.3 Návod pro výběr metody

Pro výběr metody na základě konkrétní aplikace jsem vytvořil diagram, který graficky znázorňuje proces výběru metody, na základě požadavku na kritéria:

- Určení místa pohybu v obraze
- Určení směru pohybu
- Změna osvětlení snímané scény

Diagram byl sestaven na základě informací, o vlastnostech metod, obsažených v této práci. Diagram slouží k usnadnění výběru metody detekce pohybu. Jedná se v podstatě jen o jiný druh vyjádření informace, kterou obsahuje *Tabulka 1*.

Rozhodování začíná u kritéria určení místa pohybu v obraze, následně směr pohybu v obraze a na závěr se rozhoduje, zda dochází ke změnám osvětlení snímané scény či nikoliv. Výstupem rozhodování je metoda detekce pohybu, která splňuje požadovaná kritéria. Další vlastnosti metod a jejich upřesnění je možné zjistit z předchozí kapitoly.



Obrázek 7. Diagram pro výběr metody detekce pohybu.

Rozhodování může probíhat následovně:

- Je potřeba určit místo pohybu?
- ANO
- Je potřeba určit směr pohybu?
- NE
- Výsledek: Metoda rozdílu snímků nebo metoda odečet pozadí

Obdobným způsobem je možné vybrat vhodnou metodu na základě diagramu na Obrázek 7. Pole s textem „Žádná metoda“ značí, že zvoleným kritériím neodpovídá žádná z metod.

ZÁVĚR

Práce je zaměřena na metody detekce pohybu ve videosekvenci. Tématem práce bylo nejprve popsat metody detekce objektu ve statickém obraze a následně metody detekce pohybu ve videosekvenci. Na základě těchto popsaných metod došlo ke srovnání metod detekce pohybu a byl vytvořen návod pro výběr vhodné metody pro konkrétní aplikaci.

V teoretické části práce jsou nejprve popsány základní principy sloužící k detekci objektů ve statickém obraze. Tyto principy jsou dále využívány metodami identifikace objektů. Metody identifikace objektů je možné využít také pro detekci pohybu ve videosekvenci. Dále jsou popsány samotné metody detekce pohybu ve videosekvenci, které se liší ve vlastnostech a účelu použití dané metody. Následuje podrobnější popis často používaných metod detekce pohybu. Pro tento podrobnější popis jsem zvolil metodu optického toku, metodu rozdílných bodů a metodu detekce významných bodů.

Praktická část práce se zabývá porovnáváním metod detekce pohybu a s tím souvisejícím návodem pro výběr vhodné metody. Do porovnání byly zahrnuty metody detekce pohybu ve videosekvenci a tři metody identifikace objektu. Tyto tři vybrané metody se používají i k detekci pohybu. Porovnání jednotlivých metod detekce pohybu probíhalo na základě zvolených kritérií, jež jsem považoval za podstatná. Hodnocení stavu splňování kritéria danou metodou bylo založeno na vlastnostech jednotlivých metod, vycházejících z jejich principu činnosti. Za účelem porovnání metod byla vytvořena tabulka s hodnocením metod podle zvolených kritérií. Na základě tabulky byly jednotlivé metody porovnány z hlediska kritérií a následně z hlediska jednotlivých metod detekce pohybu. Sestavená tabulka a její následný rozbor, slouží jako návod pro výběr vhodné metody detekce pohybu pro konkrétní aplikaci. Pro jisté zjednodušení byl sestaven diagram, zobrazující proces rozhodování při výběru vhodné metody. Výstupem procesu rozhodování na základě diagramu je konkrétní metoda, splňující zohledněné parametry, jejíž přesnější údaje o vlastnostech jsou k nalezení v textu rozboru tabulky.

SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY

- [1] HÁJOVSKÝ, Radovan, Radka PUSTKOVÁ a František KUTÁLEK. *Zpracování obrazu v měřicí a řídicí technice: učební text : studijní materiály pro studijní obor Měřicí a řídicí technika, Elektronika Fakulty elektrotechniky a informatiky* [online]. Ostrava: Vysoká škola báňská - Technická univerzita, 2012 [cit. 2016-05-25]. ISBN 978-80-248-2596-0. Dostupné z: <http://www.person.vsb.cz/archivcd/FEI/ZOMRT/Zpracovani%20obrazu%20v%20merici%20a%20ridici%20technice.pdf>
- [2] *Metody rozpoznání objektů v obrazu* [online]. [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://www.fbmi.cvut.cz/files/predmety/3528/public/Metody%20rozpozn%C3%A1n%C3%AD%20objekt%C5%AF%20v%20obrazu.pdf>
- [3] ŠPAŇEL, Michal. *Obrazové segmentační techniky: Přehled existujících metod* [online]. Brno, 2005, 2006-01-19 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://www.fit.vutbr.cz/~spanel/segmentace/>
- [4] CORKE, Peter I. *Robotics, vision and control: fundamental algorithms in MATLAB*. Berlin: Springer, 2013. Springer tracts in advanced robotics, 73. ISBN 978-3-642-20143-1.
- [5] ZÍTKA, Michal. *Detekce pohybu v obraze* [online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2008 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/13859>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií. Ústav automatizace a měřicí techniky. Vedoucí práce Karel Horák.
- [6] File:Thresholding example.jpg. WIKIMEDIA COMMONS [online]. 2006 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Thresholding_example.jpg
- [7] *Image Thresholding: Analyzing images using image thresholding techniques. MathWorks* [online]. [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://www.mathworks.com/discovery/image-thresholding.html?requestedDomain=www.mathworks.com>
- [8] DAVIES, E. *Machine vision: theory, algorithms, practicalities*. 3rd ed. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2005, xxxiii, 934 s. ISBN 0-12-206093-8.

- [9] HLAVÁČ, Václav a Miloš SEDLÁČEK. *Zpracování signálů a obrazů*. Vyd. 2., přeprac. Praha: Vydavatelství ČVUT, 2005. ISBN 80-010-3110-1.
- [10] MUDROVÁ, Martina. *Matematická morfologie a segmentace obrazu* [online]. 2004 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: [Http://uprt.vscht.cz/mudrova/zob/prednasky/10-MORFOLOGIE/morfologie.pdf](http://uprt.vscht.cz/mudrova/zob/prednasky/10-MORFOLOGIE/morfologie.pdf)
- [11] ŠEBELA, Miroslav. *Detekce objektu ve videosekvencích* [online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2010 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/6156>. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií. Ústav telekomunikací. Vedoucí práce Petr Číka.
- [12] Hledání parametrického popisu objektů pomocí Houghovy transformace [online]. 2008-10-24 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://cmp.felk.cvut.cz/cmp/courses/ZS1/Cviceni/cv5/hough.htm>
- [13] KIRÁL', Lukáš. *Odhad polohy pohybujícího se předmětu z obrazových dat* [online]. Plzeň, 2013 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: https://otik.uk.zcu.cz/bitstream/handle/11025/10436/bakalarska_prace.pdf?sequence=1
- [14] ZÍTKA, Michal. *Detekce pohybu v obraze* [online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2008 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/13859>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií. Ústav automatizace a měřicí techniky. Vedoucí práce Karel Horák.
- [15] MRÁZ, Stanislav. *Rozpoznání gest ruky v obraze* [online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2011 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/8284>. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií. Ústav automatizace a měřicí techniky. Vedoucí práce Karel Horák.
- [16] ŠŤASTNÝ, Petr. *Moderní metody identifikace objektů* [online]. Brno, 2011 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: http://is.muni.cz/th/255824/fi_b_a2/Stastny.pdf
- [17] KOZINA, Lubomír. *Detekce a počítání automobilů v obraze (videodetekce)* [online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komu-

- nikáčnických technologií, 2010 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/15566>. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií. Ústav automatizace a měřicí techniky. Vedoucí práce Peter Honec.
- [18] RAHMAN, Atiqur. *Computer vision and action recognition: a guide for image processing and computer vision community for action understanding*. Amsterdam: Atlantis Press, 2011, xxi, 211 s. ISBN 978-94-91216-20-6. Dostupné také z: <http://www.springerlink.com/content/978-94-91216-19-0/contents/6312>
- [19] *Detekce pohybu ve videu a jejich identifikace* [online]. [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://fbmi.cvut.cz/files/predmety/3528/public/Detekce%20pohybu%20ve%20videu.pdf>
- [20] HOPJAN, Tomáš. *Identifikace osob pro kamerový systém* [online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta informačních technologií, 2010 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/53000>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta informačních technologií. Ústav počítačové grafiky a multimédií. Vedoucí práce Michal Hradiš.
- [21] BARTL, Vojtěch. *Mapování pohybu osob stacionární kamerou* [online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta informačních technologií, 2015 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/52326>. Diplomová práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta informačních technologií. Ústav počítačové grafiky a multimédií. Vedoucí práce Adam Herout.
- [22] LAPTEV, Ivan. *Object detection* [online]. Paříž [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <https://www.di.ens.fr/~laptev/objectdetection.html>
- [23] GRULICH, Jan. *Návrh softwarového modulu pro vyhodnocování optického toku* [online]. Brno, 2014 [cit. 2016-05-26]. Dostupné z: <https://core.ac.uk/download/files/697/30293907.pdf>. Vysoké učení technické v Brně. Vedoucí práce Stanislav Věchet.
- [24] LIBIŠ, Zdeněk. *Sledování objektu ve videosekvencích* [online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2011 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/4199>. Diplomová

práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií. Ústav telekomunikací. Vedoucí práce Petr Číka.

- [25] TRÁVNÍČEK, Vojtěch. *Porovnávání významných bodů pro detekci objektů v obraze*[online]. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií, 2013 [cit. 2016-05-25]. Dostupné z: <http://hdl.handle.net/11012/26194>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně. Fakulta elektrotechniky a komunikačních technologií. Ústav biomedicínského inženýrství. Vedoucí práce Vratislav Harabiš.

SEZNAM POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK

LBP Local Binary Pattern.

SEZNAM OBRÁZKŮ

<i>Obrázek 1. Ukázka prahování, vlevo původní obrázek, vpravo výsledek prahování [6].</i>	12
<i>Obrázek 2. Dilatace. Vlevo výchozí obrázek [9].</i>	15
<i>Obrázek 3. Eroze. Vlevo výchozí obrázek [9].</i>	16
<i>Obrázek 4. Otevření, výchozí obrázek vlevo [9].</i>	17
<i>Obrázek 5. Uzavření, výchozí obrázek vlevo [9].</i>	17
<i>Obrázek 6. Detekce pomocí sliding window [23].</i>	23
<i>Obrázek 7. Diagram pro výběr metody detekce pohybu.</i>	39

SEZNAM TABULEK

<i>Tabulka 1. Porovnání metod detekce pohybu.</i>	30
--	----