

UNIVERZITA KOMENSKÉHO V BRATISLAVE
FAKULTA MATEMATIKY, FYZIKY A INFORMATIKY

DETEKCIA VÝZNAMNÝCH OBLASTÍ
VO VIDEU

Diplomová práca

UNIVERZITA KOMENSKÉHO V BRATISLAVE
FAKULTA MATEMATIKY, FYZIKY A INFORMATIKY

DETEKCIA VÝZNAMNÝCH OBLASTÍ
VO VIDEU

Diplomová práca

Študijný program: Aplikovaná informatika
Študijný odbor: 9.2.9. aplikovaná informatika
Školiace pracovisko: Katedra Aplikovanej Informatiky
Školiteľ: RNDr. Elena Šikudová, PhD.



Univerzita Komenského v Bratislave
Fakulta matematiky, fyziky a informatiky

ZADANIE ZÁVEREČNEJ PRÁCE

Meno a priezvisko študenta: Bc. Martin Kuchyňár
Študijný program: aplikovaná informatika (Jednoodborové štúdium, magisterský II. st., denná forma)
Študijný odbor: 9.2.9. aplikovaná informatika
Typ záverečnej práce: diplomová
Jazyk záverečnej práce: slovenský
Sekundárny jazyk: anglický

Názov: Detekcia významných oblastí vo videu
Spatio-temporal salient object detection

Cieľ: Metódy na detekciu významných oblastí vo videu:
1. Naštudovanie
2. Návrh zlepšenia
3. Implementácia
4. Porovnanie výsledkov

Vedúci: RNDr. Elena Šikudová, PhD.
Katedra: FMFI.KAI - Katedra aplikovanej informatiky
Vedúci katedry: doc. PhDr. Ján Rybár, PhD.
Dátum zadania: 20.10.2014

Dátum schválenia: 24.10.2014

prof. RNDr. Roman Ďurikovič, PhD.
garant študijného programu


.....
študent


.....
vedúci práce

Čestné vyhlásenie

Čestne prehlasujem, že som túto diplomovú prácu vypracovala samostatne s použitím uvedených zdrojov.

V Bratislave

.....

Pod'akovanie

Ďakujem svojmu vedúcemu práce za...

Abstrakt

Tu je text slovenskej verzie abstraktu

Kľúčové slová: *slovo1, slovo2, slovo3, slovo4*

Abstract

Text anglickej verzie abstraktu

Keywords: *word1, word2, word3, word4*

Obsah

1	Úvod	18
2	Prehľad literatúry	20
2.1	Úvod do problematiky	20
2.2	Metody pre statické obrázky	20
2.2.1	Baseline Center	20
2.2.2	Hrany	20
2.2.3	Ittiho model	21
2.2.4	Spektrálne rezidua	21
2.2.5	Sun Model	22
2.2.6	Rare Model	22
2.2.7	TODO	23
2.3	Metody pre videá	23
2.3.1	Zohľadnenie audio informácie	23
2.3.2	Detekcia pohybu	25
2.3.3	LUCAS KANADE	25
2.3.4	horn-schunck	28
2.4	Metódy Využívajúce neurónové siete	28
2.5	Metriky úspešnosti	28
2.5.1	NSS	28
2.5.2	AUC-Judd	28
2.5.3	KL-Div	28
2.6	Referenčné datasety	29
2.6.1	RSD	29
2.6.2	SAVAM	30
2.6.3	AUDITORY DATASET	30
2.7	Porovnanie štandardných Metód	30

3	Špecifikácia	31
3.1	Platforma pre riešenie	31
3.2	Očakávané výsledky	31
3.3	Ideálne Prípady	31
3.4	Problémové Prípady	31
4	Implementácia	32
4.1	Použitá metóda	32
4.2	Implementácia riešenia	32
4.3	Benchmarking	32
4.4	Možnosti pre zlepšenie	32
4.5	Diskusia	32
5	Záver	33
	Zoznam použitej literatúry	36

UNIVERZITA KOMENSKÉHO V BRATISLAVE
FAKULTA MATEMATIKY, FYZIKY A INFORMATIKY

DETEKCIA VÝZNAMNÝCH OBLASTÍ
VO VIDEU

Diplomová práca

UNIVERZITA KOMENSKÉHO V BRATISLAVE
FAKULTA MATEMATIKY, FYZIKY A INFORMATIKY

DETEKCIA VÝZNAMNÝCH OBLASTÍ
VO VIDEU

Diplomová práca

Študijný program: Aplikovaná informatika
Študijný odbor: 9.2.9. aplikovaná informatika
Školiace pracovisko: Katedra Aplikovanej Informatiky
Školiteľ: RNDr. Elena Šikudová, PhD.



Univerzita Komenského v Bratislave
Fakulta matematiky, fyziky a informatiky

ZADANIE ZÁVEREČNEJ PRÁCE

Meno a priezvisko študenta: Bc. Martin Kuchyňár
Študijný program: aplikovaná informatika (Jednoodborové štúdium, magisterský II. st., denná forma)
Študijný odbor: 9.2.9. aplikovaná informatika
Typ záverečnej práce: diplomová
Jazyk záverečnej práce: slovenský
Sekundárny jazyk: anglický


Názov: Detekcia významných oblastí vo videu
Spatio-temporal salient object detection

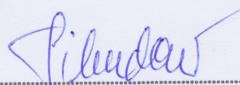
Cieľ: Metódy na detekciu významných oblastí vo videu:
1. Naštudovanie
2. Návrh zlepšenia
3. Implementácia
4. Porovnanie výsledkov

Vedúci: RNDr. Elena Šikudová, PhD.
Katedra: FMFI.KAI - Katedra aplikovanej informatiky
Vedúci katedry: doc. PhDr. Ján Rybár, PhD.
Dátum zadania: 20.10.2014

Dátum schválenia: 24.10.2014

prof. RNDr. Roman Ďurikovič, PhD.
garant študijného programu


.....
študent


.....
vedúci práce

Čestné vyhlásenie

Čestne prehlasujem, že som túto diplomovú prácu vypracovala samostatne s použitím uvedených zdrojov.

V Bratislave

.....

Pod'akovanie

Ďakujem svojmu vedúcemu práce za...

Abstrakt

Tu je text slovenskej verzie abstraktu

Kľúčové slová: *slovo1, slovo2, slovo3, slovo4*

Abstract

Text anglickej verzie abstraktu

Keywords: *word1, word2, word3, word4*

Obsah

1. Úvod

Ľudské oko je schopné spracovať 10^8 až 10^9 bitov obrazových dát za sekundu. Ľudský mozog nie je schopný spracovať také množstvo dát naraz, preto sa získané informácie filtrujú pomocou ľudského vizuálneho systému[18]. Ľudský vizuálny systém je pravdepodobne najzložitejším mechanizmom akým človek disponuje. Je natoľko kľúčovým pre fungovanie spoločnosti či jedinca, že psychológovia sa zaoberajú jeho výskumom. Už viacero dekád študujú vlastnosti tohoto mechanizmu z pohľadu psychológie, fyziológie alebo neurobiológie.

Vyfiltrované oblasti obrazu už je možné spracovať v výrazne rýchlejšie ako nefiltrované, ideálne v reálnom čase. Takéto oblasti sa nazývajú významné alebo charakteristické (v literatúre salient - prebrané v angličtine). Významné oblasti sú vyberané pomocou mnoha faktorov. Najznámejšími sú prechody vo farbe, intenzite alebo orientácií. Ľudský vizuálny systém taktiež využíva skúsenosti pri pozorovaní. Oblasť takto vyfiltrovaná nesú pre pozorovateľa viac potencionálnych informácií ako ostatné oblasti obrazu a preto sa stávajú salietnými.

V systémoch počítačového videnia sa snažíme využívať primárne tieto oblasti pre pridelenie väčšej časti zdrojov. Z tohoto dôvodu je zistenie zaujímavých oblastí častým prvým krokom mnohých algoritmov v oblasti počítačového videnia.

Algoritmy na detekciu významných oblastí sa delia do 3 skupín podľa princípu akým spracovávajú dáta[9]

1. Zdola-nahor: Prístup je cielený na nezávislosť od používateľa. Zameriava sa fyziologicky významné oblasti vizuálneho systému ako výrazné zmeny v tvare, jase alebo farbe.
2. Zhora-nadol: Prístup je založený na čiastočnom riadení zo strany používateľa (konanie je podmienené úlohou). Riadenie je prínosom pretože obsahuje aj informáciu používateľa a jeho prechádzajúcich vedomostí či skúseností, ktoré ovplyvňujú vnímanie.
3. Algoritmy využívajúce neurónové siete.

Cieľom práce je štúdium a výskum nových metód na detekciu významných oblastí vo videu. Následne porovnanie nových metód s existujúcimi v rôznych štandardných oblastiach ako aj

v rýchlosti výpočtu.

V prvej časti sa nachádza prehľad metód na detekciu významných oblastí vo videu, alebo metód na detekciu v statických obrazoch ktoré majú potenciál pre použitie aj vo videu. Ďalej detailné vysvetlenie fungovania metód ktoré budú použité v implementácii zlepšenia.

V druhej časti je popísaný postup a princíp zlepšenia. Následne porovnanie s metódami uvedenými v prvej časti.

V závere....

2. Prehľad literatúry

2.1 Úvod do problematiky

Saliency a teda detekcia významných oblastí je využívaná rôznych oblastiach. Počínajúc automatizáciou, modeli významných oblastí (anglicky saliency modelov) sú ťažiskom pri segmentácii obrazu alebo detekcii špecifických objektov. Od saliency modelov sú taktiež závislé aj programy ovládajúce zabezpečovacie zariadenia. Tu sa salieny modeli zužujú možnosti a proaktívne upozorňujú na porozrivé situácie. Až po reklamu kde je vizuálna pozornosť kľúčovým parametrom čo môže rozhodnúť o úspechu produktu, veď aký význam by mala reklama kde si nevšimnete prezentovaný produkt, alebo si všimnete iba jeho "menej" dokonalé časti.

2.2 Metody pre statické obrázky

Algoritmy pre statické obrázky tvoria základ všetkých saliency modelov a tvoria najstaršiu oblasť výskumu. V tejto časti uvediem prehľad algoritmov pre výpočet saliency modelov od najjednoduchších cez najznámejšie až po nejefektívnejšie. Na záver uvediem porovnanie všetkých metód pomocou všeobecne uznávaných metrík a dát získaných z zariadení merajúcich pohyb očí používateľa (eyetrackera).

2.2.1 Baseline Center

Baseline center je triviálny model ktorý sa vypočítava pomocou Gaussovej krivky vzhľadom na pomer strán čím predpokladá salientné oblasti presne v strede obrazu. Nezachytáva však žiadne sémantické aspekty videa ako ani podvedome informácie vnímanania obrazu iba rozlíšenie dané optikou skenujúcou scénu. TODO jeden obrazok-povodny/mapa/eyetracker vizualizacia

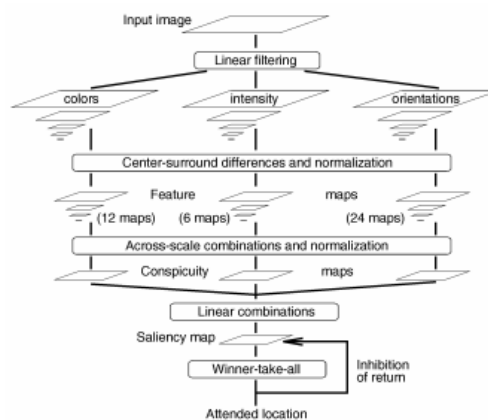
2.2.2 Hrany

Skupina algoritmov využívajúca význačné prechody v obraze inak nazývané hrany. Metódy tohoto typu sú vyžívané hlavne v prírodných scénach kde nie je (hlavne sémanticky) význačný objekt. Takéto metódy zakladajú priamo na štúdiu fyziologických vlastností

ľudského vyzuálneho systému. Následná imitácia processov odohrávajúcich sa na sietnici viedla ku vzniku saliecy modelov, generujúcich plausibilné výsledky[4].

2.2.3 Ittiho model

Najznámejším modelom pre výpočet významných oblastí pre statické farebné obrazy je ittiho model navrhnutý v roku 1998. Model zakladá na rozložení obrazu na 3 základné charakteristiky obrazu a to farbu, intenzitu, orientáciu.

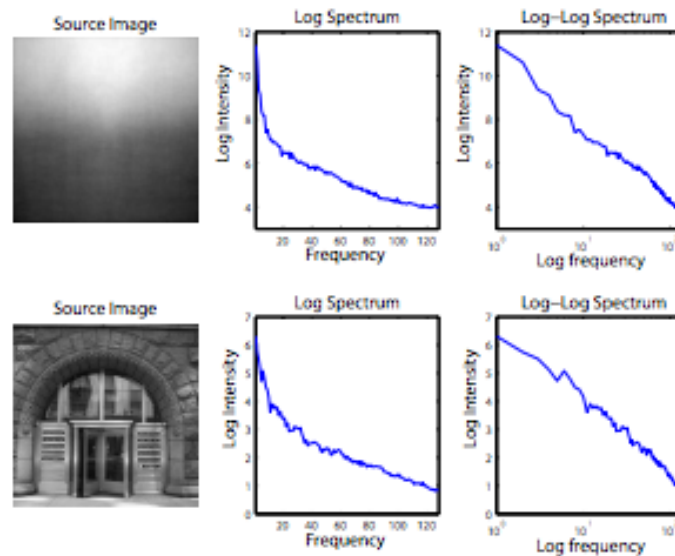


Obr. 2.1: Itti model general workflow.

Chrakteristika farby obsahuje 12 máp (šedotónové obrazy), pričom model používa farebný model RGB. Nazačiatku sa vypočíta intenzita podľa vzťahu $I = (R + G + B)/3$. Pomocou mapy I sa následne normalizujú všetky farebné kanáli modelu RGB. Model extrahuje 4 farebné kanáli červený (r), zelený (g), modrý (b), žltý (y) a pomocou Gausových pyramíd vytvorí 3 rôzne mapy každej farebnej zložky separátne. Červená zložka sa počíta difenčným spôsobom ako $R = r - (g + b)/2$, zelená ako $G = g - (r + b)/2$, modrá ako $B = b - (r + g)/2$ a žltá ako $Y = (r + g)/2 - |r - g|/2 - b$. Chrakteristika intenzity obsahuje 6 máp. Získaná je pomocou orientovaných gáborových filtrov s orientáciou $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$. Dokopy 42 máp charakteristík je následne linárne skombinovaných do jednej saliency mapy[12].

2.2.4 Spektrálne rezidua

Medtoda využíva princíp, že potláča štatisticky často opakujúce sa časti obrazu a do popredia stavia časti obrazu ktoré sa štatisticky odlišujú od ostatných. Na detekciu používa rýchlu fourierovu transformáciu. Pomocou nej rozdelí obrázok na amplitúdovú časť a fázovú časť.



Obr. 2.2: Príklad rozloženia typovo rôznych obrázkov

Amplitúdová zložka sa následne vyhladí čím sa do popredia dostanú iba informácie ktoré sa vymykajú z priemeru. Odčítaním od pôvodnej amplitúdoje zložky dostaneme iba časti obrazu ktoré sú významné [11]. TODO obrazok asi porovnanie s itty

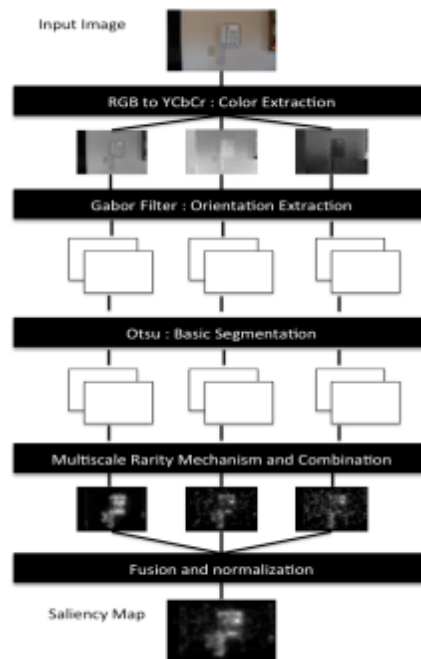
2.2.5 Sun Model

Sun model (Saliency Using Natural statistics) sa snaží symulovať potencionálne ciele sledovania ľudského vyzuálneho systému. Model aktívne ohodnocuje tieto ciele odhadom pravdepodobnosti zhladom na všetky pozorované charakteristiky. Charakteristiky sú spracovávané separátne a teda model nepočíta s chrakteristikamy navzájom sa ovplyvňujúcimi. Údaje získané z všetkých charakteristík následne spracuje štatisticky. Model zakladá hlavne na Bayesovom pravidle[TODO referencia?]. Za výsledok hľadania potom udáva asimetrie v týchto štatistických štruktúrach[19].

2.2.6 Rare Model

Výrazná väčšina modelov pozornosti typu bottom-up funguje ustálením postupom kde sa z pôvodného obrazu extrahuje definovaná množina chrakteristík paralelne a tie následne kombinujú alebo inak použiju na výpočet výslednej mapy pozonosti. Rare model navrhuje sekvenčnú architektúru kde z pôvodného obrázku extrahuje nízko úrovňové príznaky. Následne na výsledkoch sériovo vykonáva extrakciu ďalších príznakov (v literatúre nazívané mid-level). Nakoniec ako posledný krok spojí a normalizuje výsledné chrakteristiky do konečnej mapy významných oblastí. Rare model ako nízko úrovňové chrakteristiky používa jas a colorimetrické rozdieli (ako farebný model používa YCbCr) a následne na mapách

rozložených žložiek farebného modelu detekuje orientáciu pomocou gáborových filtrov[16]. Po extrakcii všetkých charakteristík použije iteratívnu metódu pre optimálne kvantovanie založenú na metóde Otsu[1]. Na takto upravenom vstupe sa následne vyhľadávajú vzácne (z angl. rare) oblasti obrazu. Metóda preskúmala možnosti nesequenčnej extrakcie príznakov z obrazu bol novým prístupom v oblasti modelov pozornosti.



Obr. 2.3: Rare model workflow

2.2.7 TODO

Context-Aware saliency, Weighted Maximum Phase Alignment Model, Torralba saliency, Murray model

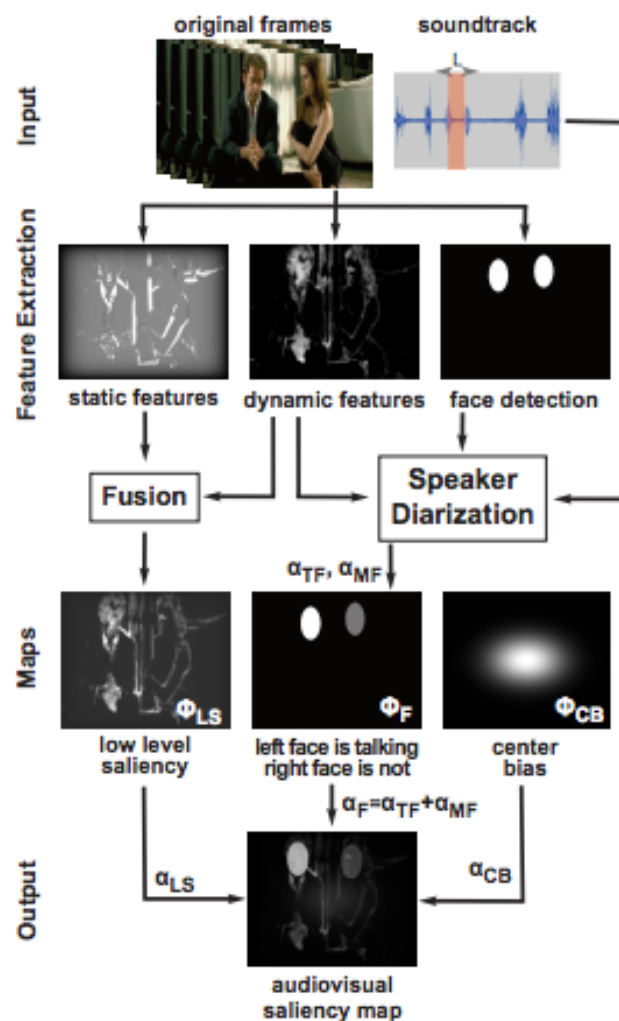
2.3 Metody pre videá

Video obsahuje rozsiahlejšie možnosti ako iba obrazová informácia, pribúdajú ďalšie rozmery ako je pohyb objektov na obraze alebo vplyv zvuku na ľudské vnímanie. Avšak oproti obrazu obsahuje je potrebné spracovávať veďšie množstvo dát. Navyše vo veďšine algoritmov využívajúcich saliency modely je potrebné aby model dával výsledky v reálnom čase. Používané hlavne v oblasti zabezpečovacej techniky.

2.3.1 Zohľadnenie audio informácie

Saliency modely využívajú rôznorodé druhy príznakov a to od geneticky zakorenených ako sú prechody farieb, alebo intenzít, až po sémantické príznaky ako je detekcia tváre [17].

Majoritná vedšina saliency modelov využíva iba obrazovú zložku ale zvuková stopa býva ponechaná stranou ale úplne zanedbaná. Použitie zvuku je známimtrikom filmovej scény uz desatročia, kde režiséri posilnujú kontrolu nad diváckou pozornosťou pomocou práve pomocou zvukového doporovodu. Prvé štúdie sa zaoberali detekciou reči a tváre, kde je spojitosť jednoznačná [7]. Neskoršie štúdie dokazujú korelácie aj na všeobecnejšej úrovni a pokusy o extrakciu samotnej charakteristiky zo zvukovej stopy[8]. Tieto pokusy viedli aj zostaveniu modelov zohľadnujúch zvukovú stopu ako samostatnú charakteristiku spolu s kombináciou s nízko-urovnovým príznakmi obrazu [6].



Obr. 2.4: Audiovisual model workflow.[6]

Model extrahuje video na sekvenciu obrazov (framy) a audio stopu v tvare grafu vlnovej dĺžky. Potom extrahuje 3 typy rôznych chrakteristík. Nízko-úrovnové príznaky založené na biologicky inširovaných saliency modeloch rozdelených na dynamickú časť a satickú časť. Statická časť sa zameriava na najasnejšie a najkontrastnejšie časti obrazu. Dynamická časť sa zameriava na relatívny pohyb objektov vhl'adom na pozadie (eliminácia pohybu

kamery). Tieto 2 časti sa nakoniec spoja. Ďalšou charakteristikou použitou v tomto modeli je detekcia tváre. Každý objekt klasifikovaný ako tvár je v saliency mape nahradený oválnym objektom, intenzita daných objektov je daná pomocou metódy Speaker Diarization, ktorá detekuje podľa zvukovej stopy objekt ktorý generuje zvuk. Metóda predpokladá striedavú konverzáciu n objektov oddelenú pauzou. Následne spojí vyššie spomínané charakteristiky do jden výslednej mapy. Ako posledný krok preloží cez celú mapu baseline center model popísaný v časti 2.2.1.

2.3.2 Detekcia pohybu

V tejto časti sa zmeriame na segmentáciu objektov ktoré sa na scéne pohybujú. Metódy tohoto typu sa snažia vizualizovať 3D prostredia (v našom prípade disponujeme výskou, šírkou, časom) na 2D výstup (obrazový výstup). Takáto informácia dokáže priblížiť výpočtové modeli blyžšie k realite. Ľudský vizuálny systém totiž nepoužíva iba 2d vstup (ako to prebieha vo drvivej vedšine metód na výpočet významných oblastí). Taktéto obrazy sú v ľudskom vizuálnom systéme vysoko hodnotené. Dôvody, prečo takto ľudský vizuálny systém pridáva prioritu práve takýmto oblastiam môžeme nájsť v antropológií (citácia?). Vysvetlenie je jednoduché a to snaha zabezpečiť bezpečné prostredie okolo seba a všetko pohybujúce sa narušuje pocit bezpečnosti. V nasledujúcom texte rozoberieme 2 najpožívanejšie algoritmy používané na detekciu oblastí pohybu v obraze a výpočet vektoru posunu. Výpočet vektoru pohybu je však iba projekcia 3D vsupných dát do 2D obrazu, nemsí vždy reprezentovať iba pohyb. Prvým z nich bude LUCAS KANADE[5], a druhým Horn Schunck[3]. Oba tieto algoritmi požívajú jeden spoločný predpoklad a to, že jas daného objektu sa časom nemení. To značí, že objekt sa na scéne môže presunúť ale svoj jas nemôže zmeniť. Matematicky vyjadrené $I(x(t),y(t),t)$ je obrazová dvojrozmerná funkcia ktorá sa mení vzhľadom na čas. Keďže sa jas obrazu nemení môžeme povedať, že platí:

$$I(x + dx/dt, y + dy/dt, t+) = I(x, y, t) \quad (2.1)$$

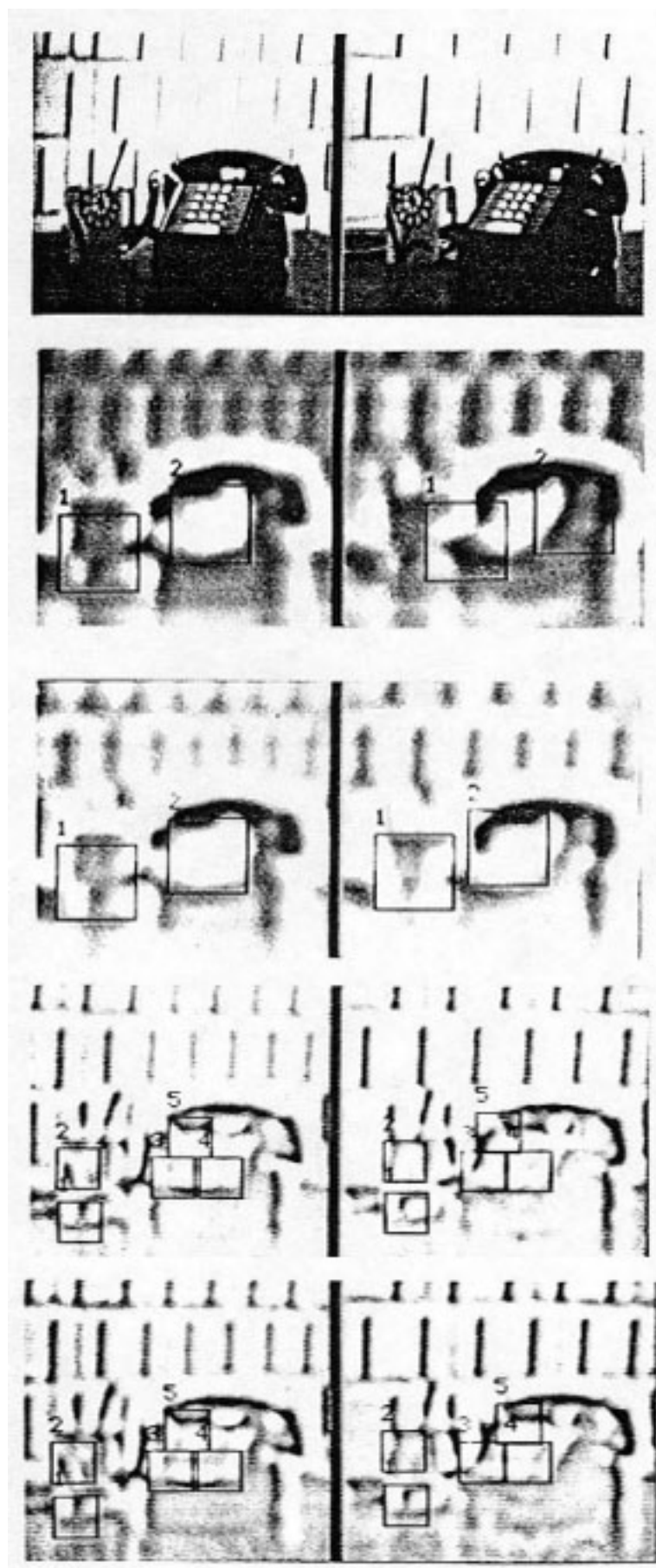
Z čoho je ľahko odvoditeľné, že:

$$dI/dt = /dx/dt + /dy/dt + dI/dt = 0 \quad (2.2)$$

2.3.3 LUCAS KANADE

Algoritmus prvotne vnikol ako návrh pre časovú optimalizáciu problému výpočtu vektoru posunu medzi dvoma krivkami. Povodné intuitívne riešenie vyžadovalo $O(M^2 * N^2)$ času pre výpočet daného vektoru ak M,N bolo rozlíšenie daného obrazového vzoru. Vtedy navrhovaná optimalizácia vyžadovala zadanie rozsahu hľadania, pomocou ktorého sa vypočítali diferencie pre celý obraz a pre ďalšiu iteráciu sa rozsah vypočítal pomocou

horolezeckého algoritmu. Metóda Lucas Kanade využíva priestový gradient pre výpočet nových hodnôt a zároveň upravuje hodnotu rozsahu pri výpočte každého obrazového pixelu v obraze a nie iba po výpočte celého obrazu. Pomocou takejto úpravy naivného algoritmu sa časová zložitosť zlepšila na $O(M^2 \log N)$ [5].



Obr. 2.5: Vyzualizacie výsledkov algoritmu Lucas-Kanade vždy po 1 iterácii

2.3.4 horn-schunck

TODO:

2.4 Metódy Využívajúce neurónové siete

TODO:

2.5 Metriky úspešnosti

Metriky úspešnosti sú algoritmy pre čo najpresnejšie vyjadrenie presnosti modelov v merateľných jednotkách. Takýto algoritmus dostáva na vstupe čisté dáta z eye trackera. Tieto je potrebné predspracovať z dôvodu, že každý výrobca poskytuje iné zariadenia na hardwarovej úrovni a výrobcovia neštandardizujú výstup do jednotnej formy. Následne je potrebné vytvoriť mapy fixácií ktorá sa používa ako jeden zo vstupných parametrov v algoritmoch rátajúcich metriky úspešnosti.

Metriky úspešnosti možno rozdeliť do 3 štandardných skupín podľa druhu hodnôt na ktorý porovnávajú reálne dáta (v literatúre nazívané ground truth) s vygenerovanými mapami význačných oblastí[15].

1. **Založené na porovnávaní hodnôt** - NSS, Percentile, Pf
2. **Založené na vyhodnocovaní vzdialeností** - AUC-Judd, AUC-Zhao, AUC Borji, AUC-Li
3. **Založené na distribúcií** - KL-Div, EMD, CC, SRCC

2.5.1 NSS

NSS (Normalized Scanpath Saliency) metrika navrhnutá v roku 2005 ktorej autormi sú R. J. Peters a L. Itti. Metrika zakladá na ohodnotení salientných oblastí vzhľadom na pozíciu fixácií samostatne a následná normalizácia podľa počtu fixácií.

Pre každú fixáciu používa:

2.5.2 AUC-Judd

2.5.3 KL-Div

Každý projekt vytvárajúci model významných oblastí si volí vlastné metriky úspešnosti podľa ktorých sa určuje úspešnosť daného modelu. Pre meranie úspešnosti modelov je okrem

$$NSS(p) = (SM(p) - \mu_{SM}) / \sigma_{SM} \quad (2.3)$$

Obr. 2.6: kde SM je mapa význačných oblastí a p je bod danej fixácie pre ktorú sa hodnota vypočítava.

$$NSS = 1/N * \sum_{p=1}^N NSS(p) \quad (2.4)$$

Obr. 2.7: normalizácia vzhľadom na počet fixácií

samotných algoritmov pre meranie úspešnosti potrebné zabezpečiť dostatočne rôznorodú skupinu testovacích dát tkz. datasetov.

2.6 Referenčné datasety

Dataset je testovacia množina ktorá sa snaží obsiahnuť dostatočne rôznorodé vzorky vhodné pre komplexné testovanie. Pri zostavovaní datasetov sú dôležité nielen videá ale eyetracker data alebo nejakým spôsobom zverejnené fixácie, aby bolo možné výsledky validovať pomocou vyššie uvedených metrík. Poslednou charakteristikou datasetu je množstvo ľudí na ktorých boli dané videá nahrávané.

Príklady datasetov:

- **RSD**[13]
- **SAVAM**[10]
- **AUDITORY DATASET**[courot-dataset]

2.6.1 RSD

Regional Saliency Dataset je zaujímavý o čo najobširnejšie testovanie je rozdelený do 4 hlavných kategórií:

- **bezpečnostné záznamy** - Štandardné záznamy z bezpečnostných kamier obsahujú statické pozadie a salientné pohybujúce sa objekty. Pre túto časť datasetu využili záznamy z projektu CAVIAR[14].
- **Grafika** - Použité animované filmy/seriáli ktoré obsahujú 2D aj 3D grafiku.
- **Prirodzené videá s prvkami grafiky** - Prirodzené videá podobné bezpečnostným ale s prvkami umelo vložených priamo do obrazového kanálu.

- **Prirodzené videá** - Videá bez pridaných grafických prvkov, tak ako boli nasnímané kamerou.

Na vyznačenie zaujímavých oblastí nezvolili techniku (eyetracke) ale manuálne vyznačovanie zaujímavých oblastí pomocou používateľov. Výskumu sa zúčastnilo 17 mužov 6 žien medzi 10-23 rokov, na označení každého z videa sa podieľalo 10-23 ľudí.



Obr. 2.8: Ukážka z každej kategórie videa s oznčeným významnými oblastami

2.6.2 SAVAM

SAVAM (Semiautomatic Visual-Attention Modeling) je dataset nahrávaný priamo pomocou eyetrackera pri sledovaní videí v HD rozlíšení pričom pre každému nahrávanému používateľovi sú pridelené dáta separátne pre každé oko. Dôkopy obsahuje 13minút videa ktoré bolo otestované na 50 používateľoch rôzneho veku. Dataset je rozdelený na videá z filmov, ukážky z komerčných videí a stereoskopické videá. SAVAM taktiež poskytuje všetky raw dáta z eyetrackera ako aj vizualizácie daných dát[10].

2.6.3 AUDITORY DATASET

Posledný dataset ako jediný poskytuje aj audio informácie ktoré je možné ďalej spracovávať.

2.7 Porovnanie štandardných Metód

3. Špecifikácia

3.1 Platforma pre riešenie

3.2 Očakávané výsledky

3.3 Ideálne Prípady

3.4 Problémové Prípady

4. Implementácia

4.1 Použitá metóda

4.2 Implementácia riešenia

4.3 Benchmarking

4.4 Možnosti pre zlepšenie

4.5 Diskusia

5. Záver

Cieľom diplomovej práce bolo...

V práci som.....

Ďalší možný rozvoj....

Zoznam použitej literatúry

- [1] “A threshold selection method from gray-level histograms”, *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 1, s. 62–66, Jan. 1979, ISSN: 0018-9472. DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.
- [2] AIGNER, Wolfgang - MIKSCH, Silvia - MÜLLER, Wolfgang - SCHUMANN, Heidrun - TOMINSKI, Christian, “Visualizing time-oriented data-a systematic view”, *Comput. Graph.*, vol. 31, no. 3, s. 401–409, Jun. 2007, ISSN: 0097-8493.
- [3] AL KANAWATHI, J. - MOKRI, S.S. - IBRAHIM, N. - HUSSAIN, A. - MUSTAFA, M.M. “Motion detection using horn schunck algorithm and implementation”, in *Electrical Engineering and Informatics, 2009. ICEEI '09. International Conference on*, vol. 01 : Aug. 2009. S. 83–87. DOI: 10.1109/ICEEI.2009.5254812.
- [4] AN, Kwang-Hwan - LEE, Minho - SHIN, Jang-Kyoo, “Saliency map model based on the edge images of natural scenes”, in *Neural Networks, 2002. IJCNN '02. Proceedings of the 2002 International Joint Conference on*, vol. 1 : 2002. S. 1023–1027. DOI: 10.1109/IJCNN.2002.1005616.
- [5] B.D. LUCAS, & Kanade. 1981. *An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision*. [online]. : 1981. [cit. 8.4.2013]. Dostupné na internete: https://www.ri.cmu.edu/pub_files/pub3/lucas_bruce_d_1981_1/lucas_bruce_d_1981_1.pdf.
- [6] COUTROT, A. - GUYADER, N. “An audiovisual attention model for natural conversation scenes”, in *Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on* : Oct. 2014. S. 1100–1104. DOI: 10.1109/ICIP.2014.7025219.
- [7] COUTROT, Antoine - GUYADER, Nathalie, “How saliency, faces, and sound influence gaze in dynamic social scenesshort title??”, *Journal of Vision*, vol. 14, no. 8, p. 5, 2014. DOI: 10.1167/14.8.5. eprint: /data/Journals/JOV/933549/i1534-7362-14-8-5.pdf. Dostupné na internete: +%20http://dx.doi.org/10.1167/14.8.5.

- [8] COUTROT, Antoine - GUYADER, Nathalie - IONESCU, Gelu - CAPLIER, Alice, “Video viewing: do auditory salient events capture visual attention?”, *annals of telecommunications-Annales des télécommunications*, vol. 69, no. 1-2, s. 89–97, 2014.
- [9] DUNCAN, K. - SARKAR, S. “Saliency in images and video: a brief survey”, *Computer Vision, IET*, vol. 6, no. 6, s. 514–523, Nov. 2012, ISSN: 1751-9632. DOI: 10.1049/iet-cvi.2012.0032.
- [10] GITMAN, Y. - EROFEEV, M. - VATOLIN, D. - ANDREY, B. - ALEXEY, F. “Semiautomatic visual-attention modeling and its application to video compression”, in *Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on* : Oct. 2014. S. 1105–1109. DOI: 10.1109/ICIP.2014.7025220.
- [11] HOU, Xiaodi - ZHANG, Liqing, “Saliency detection: a spectral residual approach”, in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on* : Jun. 2007. S. 1–8. DOI: 10.1109/CVPR.2007.383267.
- [12] ITTI, L. - KOCH, C. - NIEBUR, E. “A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 20, no. 11, s. 1254–1259, Nov. 1998, ISSN: 0162-8828. DOI: 10.1109/34.730558.
- [13] LI, Jia - TIAN, Yonghong - HUANG, Tiejun - GAO, Wen, “A dataset and evaluation methodology for visual saliency in video”, in *Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME'09, New York, NY, USA* : IEEE Press, 2009. S. 442–445, ISBN: 978-1-4244-4290-4. Dostupné na internete: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1698924.1699033>.
- [14] PROF. ROBERT FISHER, Prof. James Crowley. 2005. CAVIAR. [online]. : 2005. [cit. 8.4.2013]. Dostupné na internete: <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/>.
- [15] RICHE, N. - DUVINAGE, M. - MANCAS, M. - GOSSELIN, B. - DUTOIT, T. “Saliency and human fixations: state-of-the-art and study of comparison metrics”, in *Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on* : Dec. 2013. S. 1153–1160. DOI: 10.1109/ICCV.2013.147.
- [16] RICHE, N. - MANCAS, M. - GOSSELIN, B. - DUTOIT, T. “Rare: a new bottom-up saliency model”, in *Image Processing (ICIP), 2012 19th IEEE International Conference on* : Sep. 2012. S. 641–644. DOI: 10.1109/ICIP.2012.6466941.

- [17] SHARMA, P. - CHEIKH, F.A. - HARDEBERG, J.Y. "Face saliency in various human visual saliency models", in *Image and Signal Processing and Analysis, 2009. ISPA 2009. Proceedings of 6th International Symposium on* : Sep. 2009. S. 327–332. DOI: 10.1109/ISPA.2009.5297732.
- [18] ŠIKUDOVÁ, E. - ČERNEKOVÁ, Z. - BENEŠOVÁ, W. - HALADOVÁ, Z. - KUČEROVÁ, J. 2014. *Počítačové videnie. Detekcia a rozpoznávanie objektov*, first : Wikina, Livornská 445, 109 00 Praha 10, 2014. .
- [19] ZHANG, Lingyun - TONG, Matthew H. - MARKS, Tim K. - SHAN, Honghao - COTTRELL, Garrison W. "Sun: a bayesian framework for saliency using natural statistics", *Journal of Vision*, vol. 8, no. 7, p. 32, 2008. DOI: 10.1167/8.7.32. eprint: /data/Journals/JOV/933536/jov-8-7-32.pdf. Dostupné na internete: +%20http://dx.doi.org/10.1167/8.7.32.

Prílohy

CD obsahujúce:

- Elektronickú verziu
- Zdrojáky
- atď