

UNIVERZITA PARDUBICE  
Fakulta elektrotechniky a informatiky

Lokalizace lidského obličeje z fotografie  
Jaromír Juren

Bakalářská práce  
2011

Univerzita Pardubice  
Fakulta elektrotechniky a informatiky  
Akademický rok: 2010/2011

## ZADÁNÍ BAKALÁŘSKÉ PRÁCE

(PROJEKTU, UMĚLECKÉHO DÍLA, UMĚLECKÉHO VÝKONU)

Jméno a příjmení: **Jaromír JUREN**  
Osobní číslo: **I07653**  
Studijní program: **B2646 Informační technologie**  
Studijní obor: **Informační technologie**  
Název tématu: **Lokalizace lidského obličeje z fotografie**  
Zadávací katedra: **Katedra informačních technologií**

### Z á s a d y p r o v y p r a c o v á n í :

V toretické části bakalářské práce bude vytvořen přehled a zhodnocení dostupných metod detekčních algoritmů, jejich omezení, vývoj a využití v praxi.

V implementační části bude naprogramována aplikace ve vyšším programovacím jazyce (Java, C) implementující dostupné detekční algoritmy a ty pak budou odzkoušeny, posouzeny pozitivní a negativní faktory a přehledně vyhodnoceny.

Rozsah grafických prací:

Rozsah pracovní zprávy:

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

Seznam odborné literatury:

1. ŽÁRA, Jiří, BENEŠ, Bedřich, SOCHOR, Jiří, FELKEL, Petr. Moderní počítačová grafika. 2. vydání. Brno, Computer Press, 2005. ISBN: 80-251-0454-0.
2. ŠOCHMAN, Jan, MATAS, Jiří. WaldBoost - Learning for Time Constrained Sequential Detection Face detection. Proc. of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Computer Society, červen 2005, str. 150-157.
3. Face Recognition Homepage - Algorithms [online]. VCL, c2005-2010 [cit. 2010-10-29]. Dostupný z WWW: <http://www.face-rec.org/algorithms/>.
4. KRSEK, Pavel, MATAS, Jiří. Počítačová podpora detekce ?zajímavých? obrázků [online]. ČVUT, Fakulta elektrotechnická, Centrum aplikované kybernetiky. [cit. 2010-10-29]. Dostupný z WWW: <ftp://cmp.felk.cvut.cz/pub/cmp/articles/krsek/uo06-krsek.pdf>.

Vedoucí bakalářské práce:

**Ing. Zbyněk Kopecký**

Katedra informačních technologií

Datum zadání bakalářské práce: **17. prosince 2010**

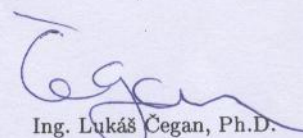
Termín odevzdání bakalářské práce: **13. května 2011**



prof. Ing. Simeon Karamazov, Dr.  
děkan



L.S.



Ing. Lukáš Čegan, Ph.D.  
vedoucí katedry

V Pardubicích dne 31. března 2011

### **Prohlášení autora**

Prohlašuji, že jsem tuto práci vypracoval samostatně. Veškeré literární prameny a informace, které jsem v práci využil, jsou uvedeny v seznamu použité literatury.

Byl jsem seznámen s tím, že se na moji práci vztahují práva a povinnosti vyplývající ze zákona č. 121/2000 Sb., autorský zákon, zejména se skutečností, že Univerzita Pardubice má právo na uzavření licenční smlouvy o užití této práce jako školního díla podle § 60 odst. 1 autorského zákona, a s tím, že pokud dojde k užití této práce mnou nebo bude poskytnuta licence o užití jinému subjektu, je Univerzita Pardubice oprávněna ode mne požadovat přiměřený příspěvek na úhradu nákladů, které na vytvoření díla vynaložila, a to podle okolností až do jejich skutečné výše.

Souhlasím s prezenčním zpřístupněním své práce v Univerzitní knihovně.

V Pardubicích dne 14. 12. 2011

Jaromír Juren

## **Poděkování**

Chtěl bych zde poděkovat panu Ing. Zbyňkovi Kopeckému za vedení mé práce. A členům mé rodiny za trpělivost.

## **Anotace**

Tato práce je zaměřena na nejpoužívanější přístupy pro lokalizaci obličeje v obraze. Součástí této práce je aplikace detekující obličej v obraze pomocí různých algoritmů. Tyto algoritmy jsou popsány a přehledně vyhodnoceny.

## **Klíčová slova**

lokalizace, detekce, fotografie, obličej, obraz

## **Title**

Localization of human faces from photographs.

## **Annotation**

This work is focused on the most widely used approaches for locating faces in an image. Part of this work is the application of face detection in an image using various algorithms. These algorithms are clearly described and evaluated.

## **Keywords**

localization, detection, photos, face, painting

# Obsah

<b>Seznam zkratk</b> .....	<b>8</b>
<b>Seznam obrázků</b> .....	<b>9</b>
<b>Seznam tabulek</b> .....	<b>10</b>
<b>1 Úvod</b> .....	<b>11</b>
<b>2 Znalostní metody</b> .....	<b>12</b>
2.1 Hierarchické metody na bázi pravidel .....	12
2.2 Přístupy s invariancí rysů .....	13
2.3 Detekce na bázi textury .....	13
2.4 Detekce barvy kůže .....	14
2.4.1 Detekce na základě barvy pixelů .....	14
2.4.2 Regiony s barvou kůže .....	14
2.4.3 Výběr na základě tvaru oblasti .....	15
2.4.4 Odkládání falešných poplachů .....	15
2.5 Rysy tváře .....	15
2.5.1 Model obličeje .....	15
2.5.2 Dojem skupin.....	16
2.5.3 Důkaz množin.....	17
<b>3 Srovnávání šablon</b> .....	<b>18</b>
3.1 Předdefinované šablony tváře.....	18
3.1.1 Segmentace pomocí barvy kůže .....	18
3.1.2 Generování šablony tváře .....	18
3.1.3 Porovnávání se šablonou .....	19
3.2 Deformovatelné šablony .....	19
3.3 Metody založené na vzhledu .....	20
<b>4 Přístup distribuce</b> .....	<b>21</b>
4.1 Neuronové sítě.....	22
4.1.1 Zpracování obrazu .....	23
4.1.2 Sloučení překrývajících se detekcí .....	23
4.2 Adaboost.....	24
<b>5 Aplikace</b> .....	<b>25</b>
5.1 Výběr vhodného barevného modelu.....	25

5.2	Detekce barvy kůže .....	28
5.3	Úprava obrazu.....	29
5.4	Lokalizace obličeje pomocí excentricity elipsy.....	32
5.5	Lokalizace pomocí nejvyššího nalezeného bodu kůže .....	33
5.6	Lokalizace pomocí rozpoznání očí v obraze .....	34
<b>6</b>	<b>Implementace .....</b>	<b>35</b>
6.1	Java .....	35
6.2	Vývojové prostředí .....	35
6.3	Použité prvky Java Swingu .....	35
6.3.1	JPanel.....	36
6.3.2	JLabel .....	36
6.3.3	JButton.....	36
6.3.4	JFileChooser .....	36
6.3.5	JFrame .....	36
6.4	Vzhled programu .....	36
<b>7</b>	<b>Vyhodnocení.....</b>	<b>38</b>
7.1	Detekce pomocí excentricity elipsy.....	38
7.2	Detekce pomocí nejvyššího bodu kůže .....	40
7.3	Detekce tváře pomocí očí .....	41
<b>8</b>	<b>Závěr .....</b>	<b>43</b>
	<b>Literatura .....</b>	<b>44</b>



## Seznam zkratek

RGB	Red, Green, Blue
PFGs	Partial Face Groups
HSV	Hue, Saturation, Value
HLS	Hue, Lightness, Saturation
PAL	Phase Alternating Line
YCbCr	luminosity Y Chrominance Blue, Chrominance Red

## Seznam obrázků

Obrázek 1 Tří úrovněový detekční systém převzato z [1].....	12
Obrázek 2 Postup zpracování obrazu a) originální obraz b) $n=16$ c) $n=8$ d) $n=4$ a e) Výstupní obraz převzato z [1] .....	13
Obrázek 3 Textury obličejů a ne-obličejů převzato z [1].....	13
Obrázek 4 Ukázka postupu detektoru barvy kůže převzato z [1].....	14
Obrázek 5 modely obličejů z různých pohledů převzato z [1].....	16
Obrázek 7 proces selekce převzato z [1] .....	16
Obrázek 6 Skupiny rysů převzato z [1] .....	16
Obrázek 8 proces seskupování převzato z [1] .....	17
Obrázek 9 Prvních pět kroků počítání průměrného obličejů převzato z [2].....	18
Obrázek 10 Tisící, dvoutisící a třítisící krok průměrného obličejů převzato z [2] .....	19
Obrázek 11 Učení modelu manuální označení uzlů převzato z [1].....	19
Obrázek 12 Změna rozlišení a zasazení bodů do 283 dimenzionálního prostoru převzato z [1] .....	21
Obrázek 13 a) Dvanáct vzdáleností musí být vypočítáno pro testovací obrazec. b) Každý vzdálenost má dvě složky: Mahalanobis vzdálenost $D_1$ a $D_2$ Euclidean vzdálenost. převzato z [1].....	22
Obrázek 14 Příklad malé neuronové sítě převzato z [1].....	22
Obrázek 15 Umělá neuronová síť pro detekci obličejů z čelní strany. převzato z [1].....	23
Obrázek 16 Barevný model HSV převzato z [3].....	25
Obrázek 17 Barevný model HLS převzato z [3] .....	26
Obrázek 18 Převod modelu RGB do YCbCr převzato z [3] .....	26
Obrázek 19 Barevný model RGB a YCbCr v prostoru převzato z [3].....	27
Obrázek 20 Prostor barvy kůže v Barevných modelech RGB a YCbCr převzato z [3].....	27
Obrázek 21 Barva kůže u různých etnických skupin převzato z [1] .....	28
Obrázek 22 Porovnání fotografie a kanálů jednotlivých modelů nahoře kanály R, G, B a dole Y, Cb, Cr převzato z [2].....	28
Obrázek 23 Šablona pro detekci kůže v obraze převzato z [3] .....	29
Obrázek 24 binární obraz bez filtrace převzato z [4] .....	30
Obrázek 25 Jednoduchá mediánová filtrace převzato z [4].....	31
Obrázek 26 Mediánová filtrace se zadanými parametry převzato z [4] .....	32
Obrázek 27 elipsa převzato z [4] .....	33
Obrázek 28-Ukázka programu.....	37
Obrázek 29-Vyhodnocení prvních experimentů detekce pomocí excentricity .....	39
Obrázek 30-Vyhodnocení druhé série experimentů detekce pomocí excentricity .....	39
Obrázek 31-Vyhodnocení prvních experimentů detekce nejvyššího bodu kůže.....	40
Obrázek 32-Vyhodnocení druhé série experimentů detekce pomocí nejvyššího bodu kůže .....	41
Obrázek 33-Vyhodnocení prvních experimentů detekce pomocí očí .....	42
Obrázek 34-Vyhodnocení druhé série experimentů detekce pomocí očí .....	42

## Seznam tabulek

Tabulka 1- Detekce pomocí excentricity první experimenty .....	38
Tabulka 2-Detekce obličejů pomocí excentricity druhá série experimentů .....	39
Tabulka 3-Detekce pomocí nejvyššího bodu kůže první experimenty.....	40
Tabulka 4- Detekce pomocí nejvyššího bodu kůže druhá série experimentů .....	40
Tabulka 5-Detekce pomocí očí první experimenty .....	41
Tabulka 6-Detekce pomocí očí, druhá série experimentů .....	42

# 1 Úvod

Lokalizace obličeje z fotografie je v dnešní době považována za velmi významnou disciplínu. Ať už z pohledu biometrického, kde najde využití například při vytváření databází zločinců nebo z pohledu vlastního pořizování fotografií, kde můžeme lokalizovat obličej a na obličej zaostřit. Využití lokalizace obličeje se dnes nachází hojně v databázích fotografií, kde se používá především k označování osob na fotografii. Toto má dnes velký význam u sociálních sítí. Lokalizace obličeje nabývá na své významnosti především ve spojení s rozeznáváním obličejů a identifikace osob.

Za posledních 10 let se v oblasti lokalizace obličeje hodně pokročilo, jsou hlášeny a prozkoumány více než stovky přístupů pro detekci obličeje. Účinnost těchto metod výrazně pokročila, a to i na snímcích ve složitém prostředí. Zatímco v počátcích detekce obličeje byly přístupy zaměřeny hlavně na čelní detekci obličeje, dnes jsou metody již obecnější, které řeší natočení obličeje na fotografii, výraz tváře, etnickou příslušnost, barevné podmínky scény pořízené fotografie, vyfocení obličeje i z profilu, věk a další faktory, které ovlivňují lokalizaci obličeje. Mnoho z výše popsaných problémů už má spolehlivé řešení, ale některé ještě nejsou zcela vyřešené.

Práce je zaměřena na shrnutí přístupů těch nejpoužívanějších a nejúspěšnějších metod pro lokalizaci obličeje. Tyto metody se dají rozdělit do čtyř základních skupin, a to:

znalostní metody,

přístupy s invariancí rysů,

srovnávání šablon,

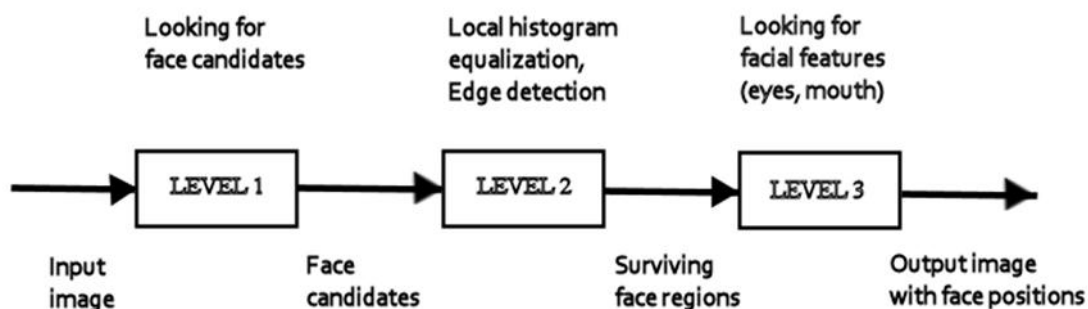
a přístup distribuce.

## 2 Znalostní metody

Znalostní metody jsou metody založené na nám známých rysech tváře. Takovým to metodám zpravidla předchází výzkum, kde se zjišťuje, co představuje nám známou lidskou tvář. Tyto pravidla nejsou u všech metod stejná, některé se zaměřují na relativní vzdálenost očí v poměru velikosti obličeje, polohu očí v obličeji, vzdálenost očí a úst a jiné vlastnosti lidského obličeje. Jiné se zaměřují na polohu rtů a nosu. Na začátku detekce obličeje podle rysů obličeje jsou hledány všechny námi zkoumané rysy obličeje. Vytvoří se seznam kandidátů na rys, který musí projít dalšími podmínkami. Hlavní nevýhodou tohoto přístupu je to, že námi zkoumaný obličej musí být čelem k fotografovi a tyto metody jsou náchylné k chybné detekci, při různých výrazech tváře. Tyto metody jsou ovšem dobře použitelné. Jako metody lokalizace obličeje se využívají velmi často.

### 2.1 Hierarchické metody na bázi pravidel

Hierarchické metody velmi často používají tříúrovňovou architekturu. Pro snížení výpočetní náročnosti algoritmu se u obrázků v různých rozlišeních používá subsampling, kde je sestavena matice pixelu, kde každý pixel se skládá z  $n \times n$  pixelů ( $n = 1$  pro originální obraz, 4, 8, 16 pro zmenšení rozlišení). Zde je každý pixel nahrazen průměrnou intenzitou pixelů v matici  $n \times n$ .

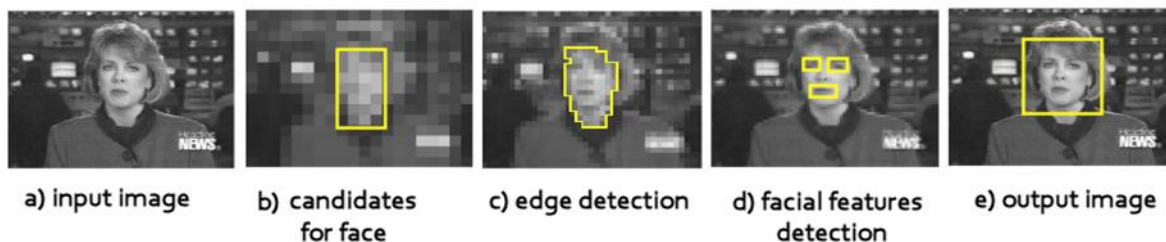


Obrázek 1 Tří úrovňový detekční systém převzato z [1]

Na první úrovni je vstupní obraz transformován na nejnižší rozlišení pomocí metody popsané výše. Potom skenujeme obrázek a hledáme kandidáty na obličej. A to pomocí elementárních pravidel na základě obecného popisu obličeje. Velmi často je použito rozložení intenzity a rozdílů v typické tváři (centrální pozice v obličeji, kde jsou umístěny oči, ústa a nos, jsou obvykle tmavší, zatímco v horní části a kolem obličeje jsou světlé části a mají v podstatě jednotnou intenzitu).

Na druhé úrovni kandidáty na obličej znovu testujeme a to podle podrobnějších pravidel. Zde můžeme kandidáta potvrdit nebo vyvrátit. Velmi často se používá ekvalizace histogramu a následně detekce hran. Oblasti, které jsou i po těchto operacích uznány jako kandidáti na obličej jsou dále zkoumány na třetí úrovni.

Na třetí úrovni jsou použita pravidla, která reagují na výraz tváře.



Obrázek 2 Postup zpracování obrazu a) originální obraz b)  $n=16$  c)  $n=8$  d)  $n=4$  a e) Výstupní obraz převzato z [1]

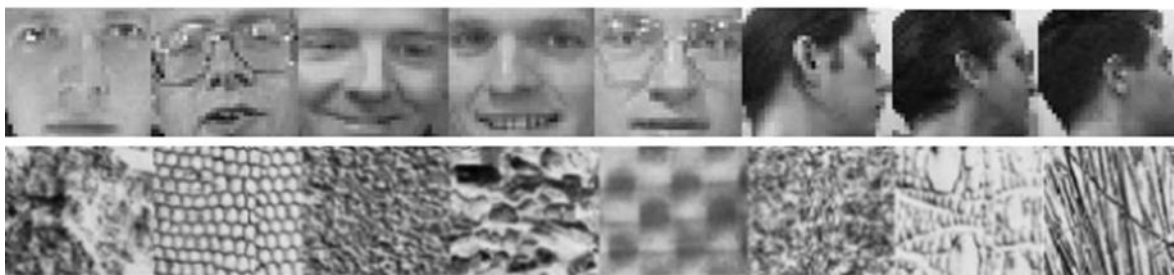
Pomocí toho přístupu se však nedosahuje vysoké objasněnosti. Základní myšlenky pro snížení výpočetní náročnosti při detekci obličeje byly použity v pozdějších sofistikovanějších systémech detekce obličejů.

## 2.2 Přístupy s invariancí rysů

Invariativní přístupy jsou založené na vyhledávání obrázků pro soubory rysů obličeje, jako je obočí, nos, vlasová linie, ústa anebo skupina lidí, jejichž tváře jsou snadno rozeznatelné, jako tváře. Velkou výhodou těchto přístupů je, že mají lepší toleranci k variacím představující výraz obličeje. I když tento přístup lze snadno rozšířit na více zobrazení, je schopen fungovat i v jiných podmínkách, které jsou na obrázku, jako je např. osvětlení, protože obraz struktury výrazů v obličejí příliš kolísá a může být mnohem obtížnější zjistit funkci detektorů.

## 2.3 Detekce na bázi textury

Povrch lidského obličeje se poměrně hodně liší od všech ostatních povrchů a této vlastnosti využívá detekce tváře pomocí textury. Textura je strukturální vlastnost povrchu a při využití této struktury je systém více robustní vůči rozdílnosti barvy, měřítka, světelnosti a vzhledu. Texturové funkce mohou bez námahy zachytit pravidelnost, směrovost a zrnitost vzorů. Pomocí porovnání s těmito vzory můžeme rozlišit obličej od ostatních objektů.



Obrázek 3 Textury obličeje a ne-obličeje převzato z [1]

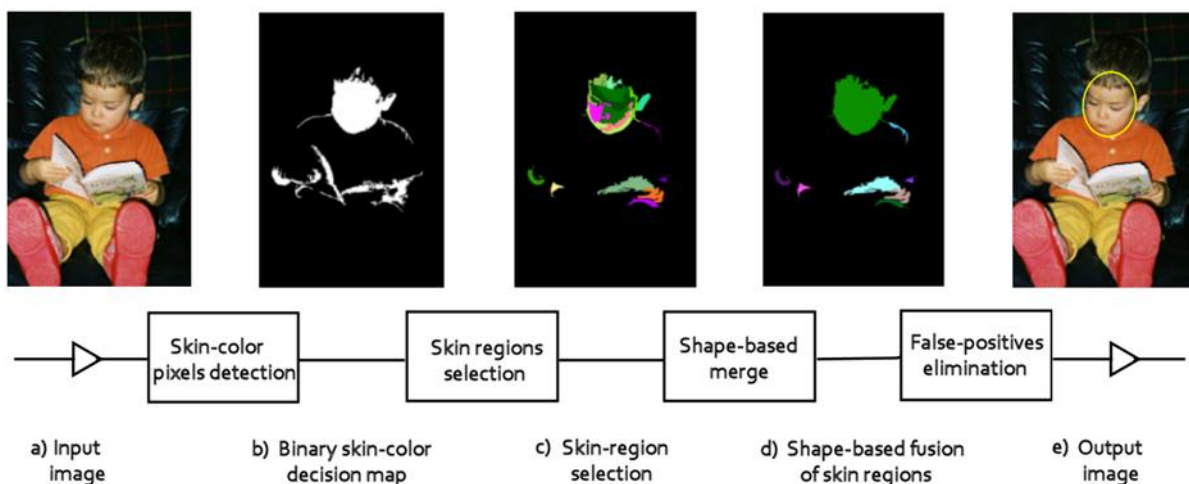
## 2.4 Detekce barvy kůže

Bertrand Chupeau a kolektiv popsali nový algoritmus pro automatickou detekci obličeje na barevných obrázcích. Tato metoda je vhodná pro zpracování obrázků v reálném čase a barvě (např. při pohybu), avšak na černobílých obrázcích je mnohem efektivnější. Tatož metoda je založena na distribuci barvy lidské kůže a liší se od většiny metod. Různí lidé mají různé barvy pleti, ale několik výzkumů ukázalo, že hlavní rozdíl spočívá v intenzitě barvy odstínu pleti než jen v její barevnosti. Například ve světlých světelných podmínkách s odlišnou orientací nebo úhlem pohledu se barva pleti výrazně nelišila. Celý tento algoritmus je tedy založen na rozložení barev lidské kůže. Tato metoda má 4 kroky:

1. Detekce pixelů s barvou kůže.
2. Region segmentace a výběr barevné oblasti na kůži.
3. Výběr na základě tvaru oblasti.
4. Odkládání falešných poplachů.

### 2.4.1 Detekce na základě barvy pixelů

Jako první věc se při detekci obličeje většinou detekuje kůže. Mnoho lidí by chtělo vytvořit barevný prostor, ale poslední studie ukázaly, že jako nejlepší se jeví barevný prostor. YCbCr je jedním z nejjednodušších a nejuspěšnějších barevných prostorů pro určování barvy pleti. YCbCr je rozložena do třech kanálů kde Cb je rozdíl mezi červenou a modrou složkou modelu RGB. Cr je rozdíl mezi zelenou a červenou složkou a Y je hodnota jasu, která je přirozeně oddělena od obou kanálů. To umožňuje při detekci kůže ignorovat jas, který detekci stěžuje v různých světelných podmínkách.



Obrázek 4 Ukázka postupu detektoru barvy kůže převzato z [1]

### 2.4.2 Regiony s barvou kůže

Při tomto přístupu je obrázek rozdělen nezávisle na výsledku detekce barvy kůže, do regionů s podobnou barvou pixelů. Díky tomu je obrázek rozdělen na rozdílné homogenní regiony. A poté jsou regiony s obsahem pixelů s barvou kůže menší než 50% odebrány. Dokud nezbudou jen regiony s víc jak 50% obsahem barvy kůže.

### 2.4.3 Výběr na základě tvaru oblasti

Lidská tvář má eliptický tvar a to se využije hned po určení regionů. Tento přístup je velmi efektivní a podaří se nám pomocí něho najít nad 90% tváří v obraze, ale jeho nevýhodou je mnoho falešných detekcí. Velmi často detekujeme část ruky, nohy nebo úplně jiný elipsovité objekt.

### 2.4.4 Odkládání falešných poplachů

Jako poslední krok při detekci obličeje pomocí detekce barvy kůže je odkládání falešných poplachů. Při tomto kroku se velmi často používá excentricita elips vybraných v předchozím kroku. Nemusí to, ale tak být a dají se použít i jiná pravidla. Při použití excentricity elipsy se vyřadí ty objekty, které jsou příliš hubené nebo příliš široké. Dále zde můžeme odstranit objekty (elipsy) s různým náklonem např. větším než  $45^\circ$ . Při určování těchto pravidel musíme být velmi opatrní. Při nastavování těchto pravidel bychom v tomto příkladu mohli odstranit i správně detekované tváře v jiném náklonu.

Všeobecně je mnoho metod založených na detekci tváře pomocí barvy kůže. Také je zde velká výhoda malé náročnosti při správné implementaci. A jednoduchost implementace. Ovšem tyto algoritmy se vyznačují velkým množstvím falešné detekce, a tak se velmi často používají v kombinaci s jinými algoritmy, např. rozpoznávání vzorů, učení z příkladů. Tyto metody bývají velmi náročné, aby se snížila jejich náročnost dají se jim k porovnání pouze výsledky z detekce pomocí barvy kůže.

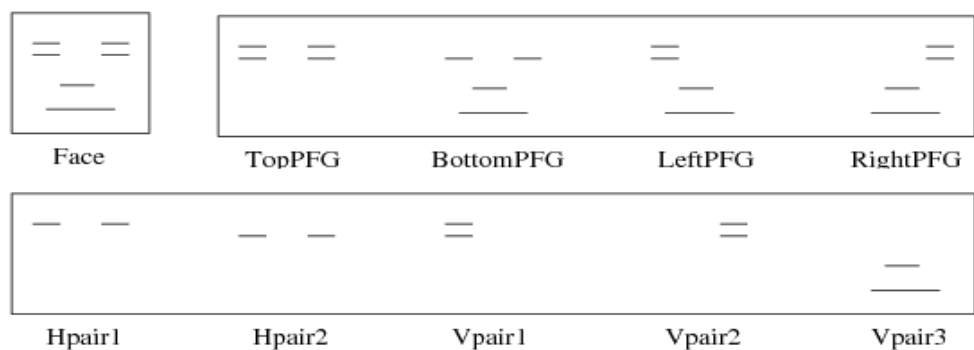
## 2.5 Rysy tváře

Algoritmy založené na hledání rysů tváře využívají její souměrnost a její dané vlastnosti. Tyto metody se zaměřují na body v obličeji jako jsou oči, ústa, nos nebo obočí. U těchto objektů se využívá jejich předem známe polohy, která je na tváři přesně definovaná.

### 2.5.1 Model obličeje

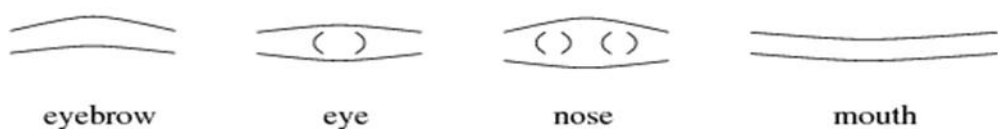
Za obličej můžeme považovat objekt, který na sobě bude mít 6 rysů a to 2 oči, dvoje obočí, nos a ústa. Jako obličej můžeme také uznat objekt, co obsahuje skupinu pouze 4 těchto rysů. Těmto skupinám se říká *Partial Face Groups (PFGs)* a jsou spojeny do horizontálních a vertikálních párů. Tyto páry jsou zobrazeny na následujícím obrázku.





Obrázek 5 modely obličejů z různých pohledů převzato z [1]

Při použití nižšího rozlišení je všech 6 rysů velmi tmavých. Tyto tmavá místa můžou být modelována do párů. Vzhledem k tomu že hrany u těchto rysů jsou neměnné použijeme detekci hran. Vodorovné hrany jsou důležitější než svislé.



Obrázek 6 Skupiny rysů převzato z [1]

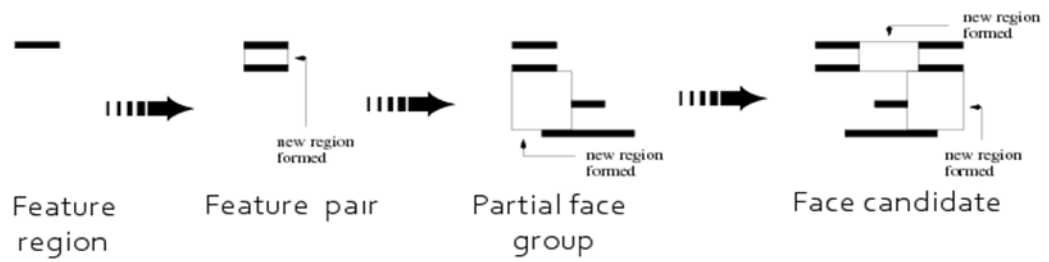
### 2.5.2 Dojem skupin

Pro snížení falešné detekce se používá perceptuální rámec seskupení. V první fázi je obraz naskenován a jsou definovány body a oblasti zájmu.



Obrázek 7 proces selekce převzato z [1]

Následně se provádí seskupení, hodnocení a zdůvodnění aktivit založených na detekci smysluplných objektů. Tyto kandidátní (objekty) jsou seskupeni (y) do obličejů pomocí předem nalezených šedých oblastí a známých geometrických vlastností. Kandidáti, kteří nejdou rozdělit jsou vyloučeni.



Obrázek 8 proces seskupování převzato z [1]

### 2.5.3 Důkaz množin

Každá skupina je hodnocena pomocí Bayesovské sítě, tak se dá zbavit stále vysokého počtu falešných detekcí. Tato síť je navržena tak, aby určila pravděpodobnost, že daný model je tvář. Výhodou je, že tato metoda odhalí tváře v různých polohách a výrazech. Celková objasněnost se pohybuje kolem 85% při 28% falešné detekce. Dále existuje velký počet metod založených na detekci rysů tváře a tento výše popsáný postup je základní kámen těchto metod.

### 3 Srovnávání šablon

Mezi metodami lokalizace obličeje jsou techniky detekování pomocí šablon dobře známy jako náročné na výkon. Pro tento úkol se používá několik standardních šablon tváře, které popisují obličej jako celek nebo jenom jeho jednotlivé části a jejich vztahy. Cílem je procházet všechny pixely v obrázku a porovnávat je se vzory. Pro detekci tváře se využívá korelace. Kvůli snížení výpočetní náročnosti se často využívá změna rozlišení anebo multirozklady. Pro snížení doby realizace se zmenšuje množina tváří pro sestavení šablony (počet tváří pro sestavení šablony tváří). Celý postup je celkem jednoduchý, jak na pochopení, tak na implementaci. Jedná se o výpočetně náročný postup, který se stává nepřesný pro tváře v různých výrazech.

#### 3.1 Předdefinované šablony tváře

Obecný rámec detekce obličeje pomocí předdefinovaných šablon může být založen na párování s průměrnou šablonou tváře. Algoritmus se skládá ze tří částí. První část je detekce barvy pleti pro segmentaci barevných obrázků. Druhý krok je vygenerování šablony a poslední krok je detekce obličeje pomocí šablony na šedobarevném obrázku.

##### 3.1.1 Segmentace pomocí barvy kůže

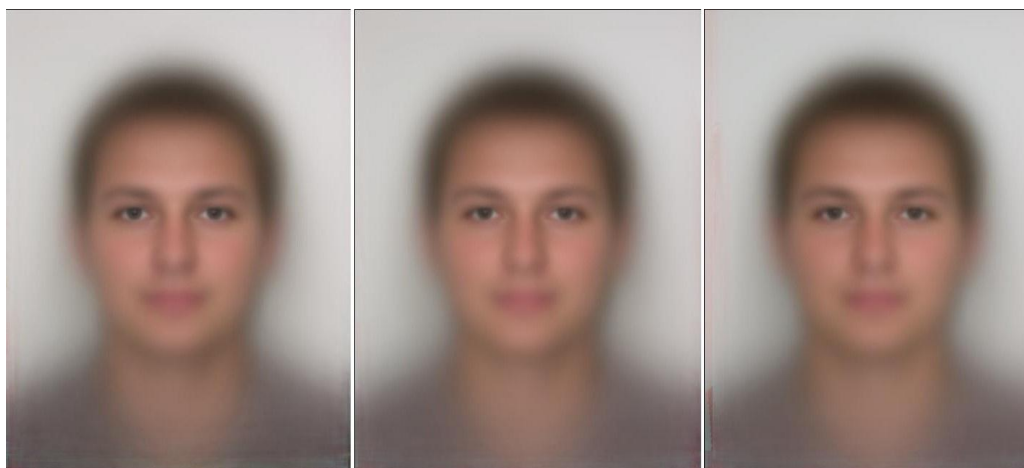
V tomto bodě se provede standardní detekce pomocí barvy kůže, jak bylo popsáno už výše. Můžeme zde vyloučit objekty, které nejsou tváře například pomocí excentricity elipsy.

##### 3.1.2 Generování šablony tváře

Jedna tvář nemusí být porovnatelná s druhou tváří ovšem my vytvoříme průměrnou tvář s předem definované množiny tváří. Tato množina tváří by ideálně měla být, co největší a měla by obsahovat různá etnika a věk. Pro vytvoření takové šablony jsou potřeba kvalitní obrázky obličejů, jako vyhovující se nejvíc zdají fotky z občanek či jiných dokladů určujících totožnost. Tyto obrázky mají určitá pravidla pořizování.



Obrázek 9 Prvních pět kroků počítání průměrného obličeje převzato z [2]



Obrázek 10 Tisící, dvoutisící a třítisící krok průměrného obličejů převzato z [2]

### 3.1.3 Porovnávání se šablonou

Pro porovnání nými skenovaného obrázku se šablonou je velmi důležité rozlišení šablony, které by mělo být měněno podle velikosti nými detekované oblasti s barvou kůže, anebo také poloha tváře (náklon), který jsme taky v některých případech schopni zjistit.

Tato metoda se zdá jako velmi účinná i při své náchylnosti na světelné podmínky. Dosahuje asi 95% úspěšné detekce a 4% falešné detekce.

## 3.2 Deformovatelné šablony

Deformovatelné šablony řeší problém předem definovaných šablon. Na předem definovaných šablonách musí být detekovaná tvář orientovaná svisle a obličej musí mířit přímo na kameru. Deformovatelné šablony se snaží tento problém řešit. Snaží se přizpůsobit šablonu na daný obrázek a ne pouze porovnávat šablony.

Deformovatelné šablony učinily poměrně velký pokrok za poslední 10 let. Jako nejlepší přístup v poslední době se ukazuje přístup s učením tvarů modelu. Pro školení tohoto tvaru se nejdřív použijí výrazné kontury obličejů, jako jsou oči, brada, ústa, tváře a nos. Tyto kontury jsou v prvních krocích označeny manuálně. V dalších krocích je použit větší set obrázků. Zde jsou kontrolovány už detekce automatické.



Obrázek 11 Učení modelu manuální označení uzlů převzato z [1]

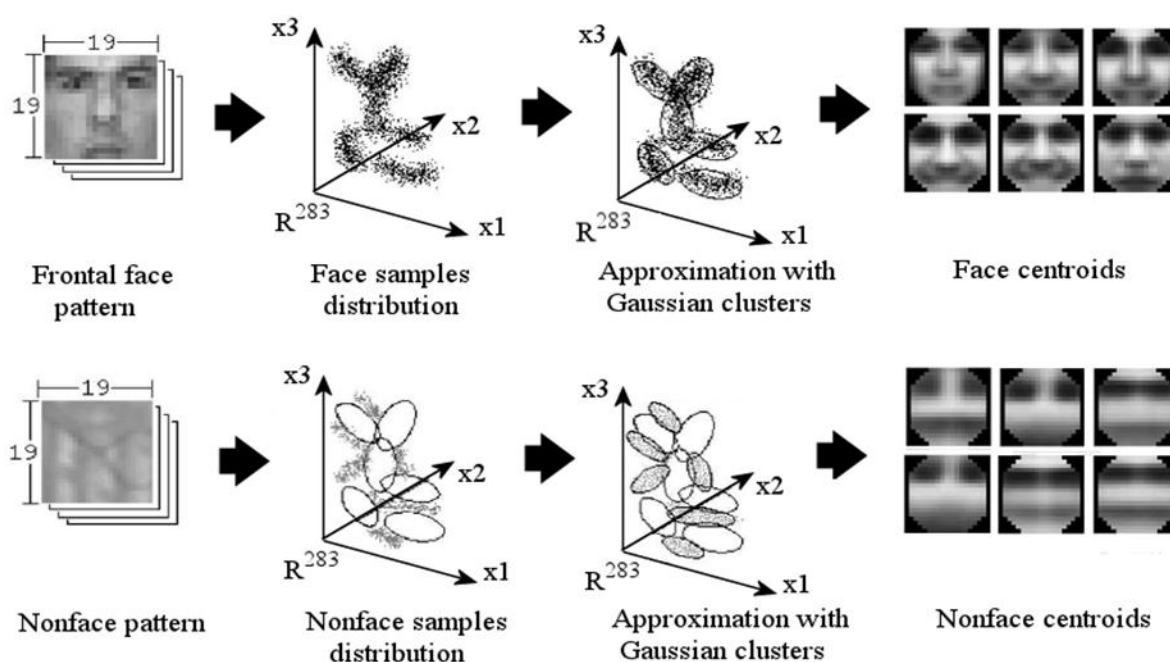
### **3.3 Metody založené na vzhledu**

Metody založené na vzhledu nevyužívají přímo šablony, jak tomu bylo v minulých příkladech, ale používají velký soubor správně a špatně detekovaných obličejů. Fungují ve dvou fázích. První je určení, kde se manuálně označí tváře. Druhý krok je klasifikace, kde pomocí pravděpodobnosti a statistických dat vyhodnocujeme, jestli obraz obsahuje obličej. Tyto metody jsou velmi rychlé, robustní a úspěšné. Můžou detekovat tváře s různými výrazy i rotací. Pro správné fungování potřebují velké množství pozitivních a negativních příkladů.

## 4 Přístup distribuce

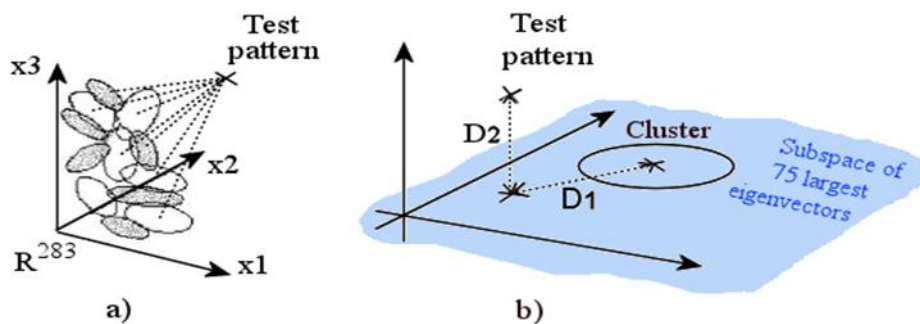
Distribučně založené modely se snaží najít shodu distribučního modelu s kandidátem. Obecně platí, že jsou kandidáti promítáni do zmenšeného distribučního prostoru, a pak podle klasifikátoru se rozhodne, zda je kandidát tvář či ne. Rozhodování se dá provádět na základě určení, a to na svislé čelní pohledy na tvář. Sung a Poggio při vytváření této metody použili 4150 pozitivních tváří a 6189 objektů, které tvář připomínají, ale jsou klasifikovány negativně. Negativní příklad je velmi těžké definovat, je to daleko širší spektrum objektů než u příkladu pozitivního. Za tímto účelem se negativní vzory shromažďují pomocí bootstrap metody.

Každý obličej a ne-obličej je normalizován a zpracován do rozlišení 19x19 pixelů, což může být reprezentováno jako 361 dimenzionální vektor (redukován na 283 dimenzi pomocí použití oválného vzoru tváře). Pak jsou všechny modely klastrovány do šesti obličejů a 6 ne-obličejů pomocí eliptických k-klastering algoritmů, a každý kluster je aproximován pomocí Gaussovy funkce s prototypem vzoru a kovarianční matice.



Obrázek 12 Změna rozlišení a zasazení bodů do 283 dimenzionálního prostoru převzato z [1]

Pro testování nového vzoru definujeme vzdálenost mezi testovacím obrazcem a každým obličejem a ne-obličejem. Tímto způsobem získáme soubor dvanácti vzdáleností. Každé měření vzdáleností mezi testovacím obrazcem a vzorem má dvě hodnoty. První složkou je vzdálenost  $D1$  mezi projekcí a testovacím obrazcem a druhá je vzdálenost  $D2$  mezi testovacím obrazcem a jeho projekcí v podprostoru.

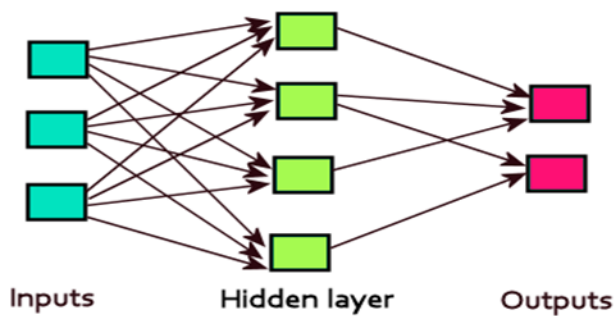


Obrázek 13 a) Dvanáct vzdáleností musí být vypočítáno pro testovací obrazec. b) Každý vzdálenost má dvě složky: Mahalanobis vzdálenost D1 a D2 Euclidean vzdálenost. převzato z [1]

Těchto dvanáct párů obrazů tvoří vektor vzdáleností dvacetičtyř hodnot pro každý testovací obrazec. Posléze je na vektor aplikován perceptron sítě, který je vyškolen k určení, zda je vstupní model tvář či ne. Tato metoda detekuje tváře vyčerpávajícím skenováním obrazu a je motivací pro mnoho dalších prací.

#### 4.1 Neuronové sítě

Z hlediska detekce obličejů jsou umělé neuronové sítě velmi oblíbené a úspěšné přístupy a jsou implementovány v mnoha systémech. Umělé neuronové sítě zpracovávají informace pomocí vzoru a jsou inspirovány biologickým nervovým systémem zpracování informací. Dají se použít na modelové komplexní relace mezi vstupy a výstupy anebo na hledání vzorů v datech. Systém zpracování informací se skládá z velkého počtu vysoce propojených prvků zpracování tzn. neuronů. Umělá neuronová síť může být konfigurována pro různé činnosti, jako je třídění dat a jejich rozpoznávání. Tato konfigurace se provádí procesem učení. Učení v umělé neuronové síti způsobuje změny v její struktuře a zahrnuje úpravy spojů mezi neurony stejně jako u biologického vzoru.



Obrázek 14 Příklad malé neuronové sítě převzato z [1]

Hlavní výhodou použití neuronových sítí pro detekci obličejů je proveditelnost a robustnost daného řešení. Pokud se nám povede správně vybrat model umělé neuronové sítě, a také při učení vybereme správná data, je tato metoda velmi přesná. Výběr učícího algoritmu vyžaduje velké množství experimentů. Vzhledem k tomu, že umělé neuronové sítě se učí příkladem, i tyto příklady musí být vybrány velmi pečlivě jinak přijdeme o náš vynaložený čas. Také moc komplexní model může znamenat problém s učením sítě.

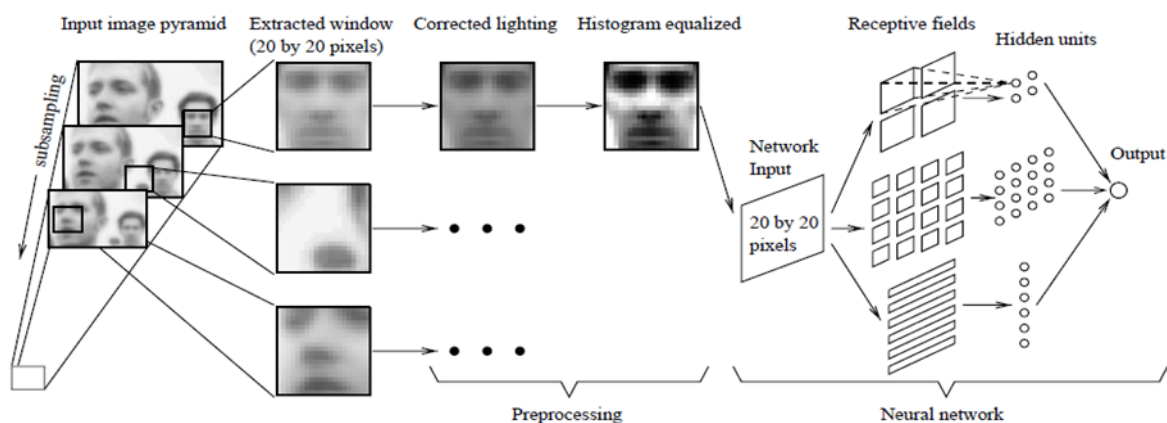
V oblasti neuronových sítí používaných při detekci obličeje, byli nejvýznamnější svojí prací Rowley, Baluja a Kanade. Jejich systém je schopen detekovat svislé čelní plochy v odstínech šedé a používá jednu nebo více neuronových sítí přímo na části vstupního obrazu. Použití rozhodčího řízení mezi více sítěmi výrazně zlepšuje přesnost jejich detektoru. Systém pracuje ve dvou fázích.

#### 4.1.1 Zpracování obrazu

Obraz pro umělou neuronovou síť musí být zpracován na úroveň oválných kandidátů. Síť má síťnicové spojení s jeho vstupní vrstvou. K dispozici jsou tři typy skrytých jednotek: 4, které mají rozměr 10x10 pixelů a 16 subregionů (tato čtvercová pole umožňují odhalit takové vlastnosti, jako oči, nos, nebo koutky úst), které mají rozměr 5x5 pixelů. Šest na pohled překrývajících se subregionů o rozměrech 20x5 pixelů. Jsou to vodorovné pruhy obrazových bodů (pro detekci úst nebo párů očí). Síť má jediný, skutečný výstup hodnocení v rozsahu  $<-1, 1>$ , uvede, zda tvář je či není přítomna v okně.

#### 4.1.2 Sloučení překrývajících se detekcí

Sloučení překrývajících se detekcí a rozhodčí řízení mezi více sítěmi zvyšuje spolehlivost detektoru. Každá síť je vyškolená podobným způsobem, ale náhoda a počáteční školící vzorek může znamenat veliké rozdíly ve výsledcích. Pro rozhodnutí mezi sítěmi nám mohou velmi elegantně posloužit logické operátory nebo systém hlasování sítí.



Obrázek 15 Umělá neuronová síť pro detekci obličeje z čelní strany. převzato z [1]

Experimenty ukázaly, že jsme takto schopni detekovat s 90% úspěšností a s minimálním počtem falešných detekcí. Systém se dá rozšířit i na nesvislé tváře, ale riskujeme ztrátu detekce svislých.

K dispozici je už dnes velké množství jiných neuronových systémů. Výše popsaný systém byl navržen pro obrázky ve stupni šedi. Dnes už se používají i hierarchické neuronové sítě a sítě s modifikovanými pravidly.



## 4.2 Adaboost

Jako velmi úspěšný nástroj pro řešení lokalizace obličeje ve fotografii se zdá systém založený na adaboost. Tento systém je asi 15x rychlejší než stávající systémy a je přitom stejně přesný. Tento detektor se dá použít jako real time detektor. Metoda využívá nový přístup reprezentace obrázků a tzv. integrální obraz. Prostřednictvím toho můžou být obdélníkové funkce použity velmi rychle. Algoritmus učení je založen na adaboost, která vybere malé množství kritických vizuálních prvků z většího souboru a tyto prvky efektivně třídí. Kromě toho jsou předměty tříděny v kaskádě, abychom co nejrychleji odhalili náš bod zájmu (tvář).

## 5 Aplikace

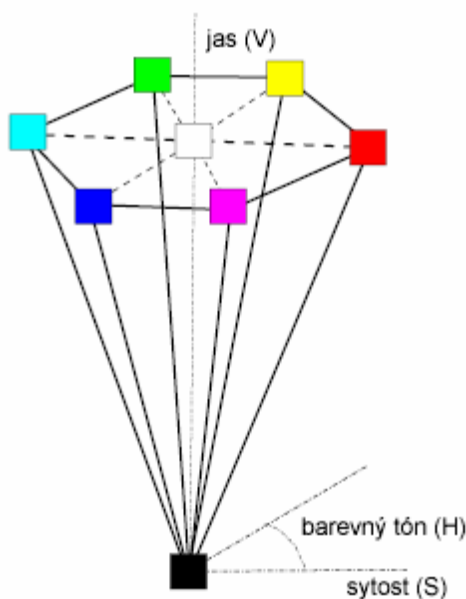
Prvním krokem pro přípravu aplikace je vybrání detekčních metod pomocí, kterých budu aplikaci připravovat. Nejlépe popsané metody na českém internetu jsou metody založené na detekci pomocí barvy kůže. Jako první metodu jsem zvolil metodu, kde ověřím zda kandidáta uznám za obličej pomocí excentricity elipsy. Jako druhou metodu zvolím metodu navrhovanou panem ing. Zbyňkem Kopeckým a to, že nejvyšší oblast na obrázku, kde naleznu barvu kůže budu považovat za obličej. Poslední metodou je ověření obličeje pomocí nalezení páru očí.

### 5.1 Výběr vhodného barevného modelu

Výběr vhodného barevného modelu, je velmi důležitá část projektu. Ne každý barevný model je vhodný pro detekci barvy kůže. Standardně se na vstup programu dostane obraz v barevném prostoru RGB. Dále budu předpokládat, že tento obraz bude barevný a ne pouze obraz ve stupních šedi. Výzkum v této oblasti odhalil velké rozdíly mezi kompaktností a významností barvy kůže v jednotlivých modelech.

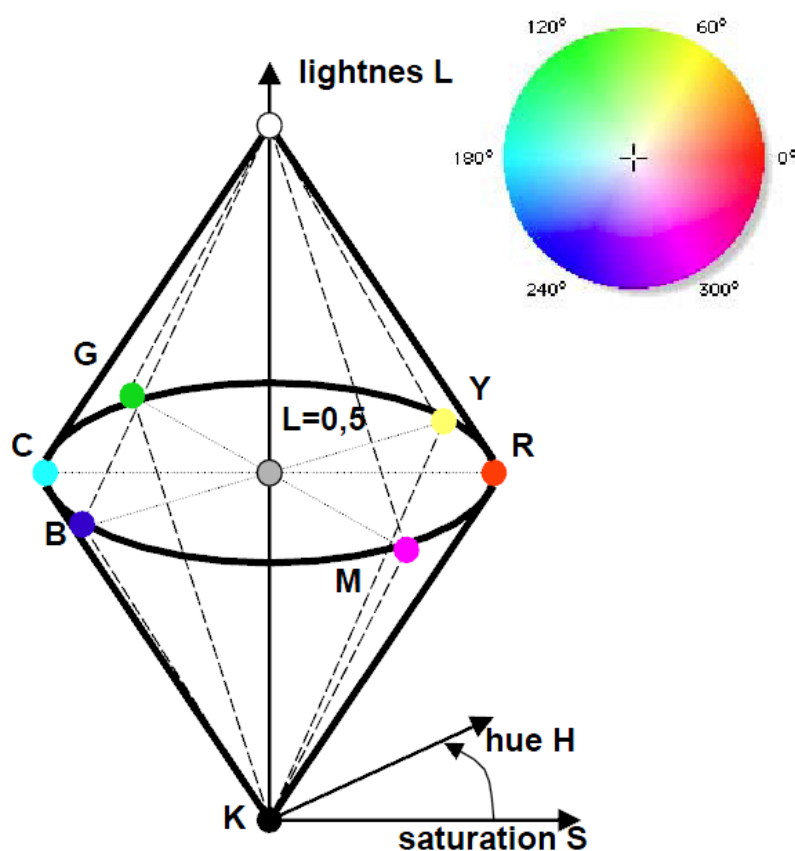
Jako základní barevný model by se dal označit model RGB tento model je složen ze tří složek červené, modré a zelené. Vzhledem k tomu, že tento model neodděluje jasovou složku není pro detekci barvy kůže moc dobře použitelný. Tento problém odstraňuje barevný model HSV.

HSV model má tři základní parametry a to barevný tón, sytost a jas. Pro zobrazení barev v modelu HSV, jak je vidět na obrázku č. 16, používáme šestiboký jehlan umístěný do souřadnicového systému tak, že vrchol jehlanu se nachází v počátku a osa jehlanu je shodná se svislou osou, která zároveň znázorňuje změny úrovně jasu.



Obrázek 16 Barevný model HSV převzato z [3]

Jako další vhodný model by mohl být barevný model HLS tento model má stejné složky jako model HSV, ale je reprezentován jinak. Oba modely jsou vhodné, ale pro naše účely složité a barevný prostor kůže zde není kompaktní.



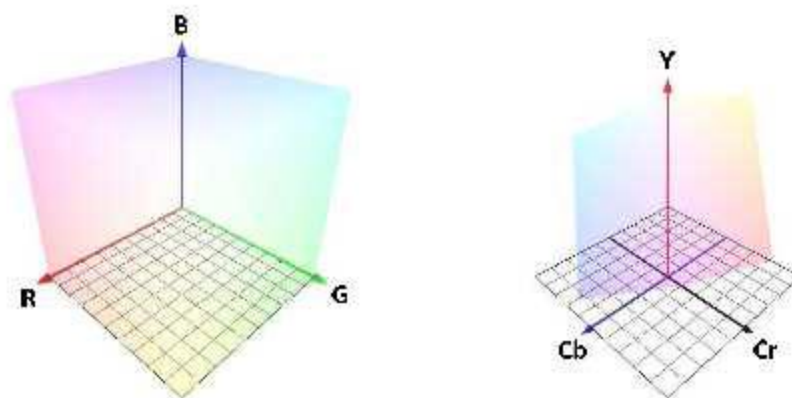
Obrázek 17 Barevný model HLS převzato z [3]

Jako nejvhodnější kandidát se zdá barevný model YCbCr, tento model využívá televizní standart PAL. Vyznačuje se svojí jednoduchostí a přirozeností pro člověka. Složka Y je složkou jasovou, složky Cb a Cr jsou barevné chromizační složky a převod mezi modely RGB a YCbCr je velmi jednoduchý.

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112.000 \\ 112.000 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

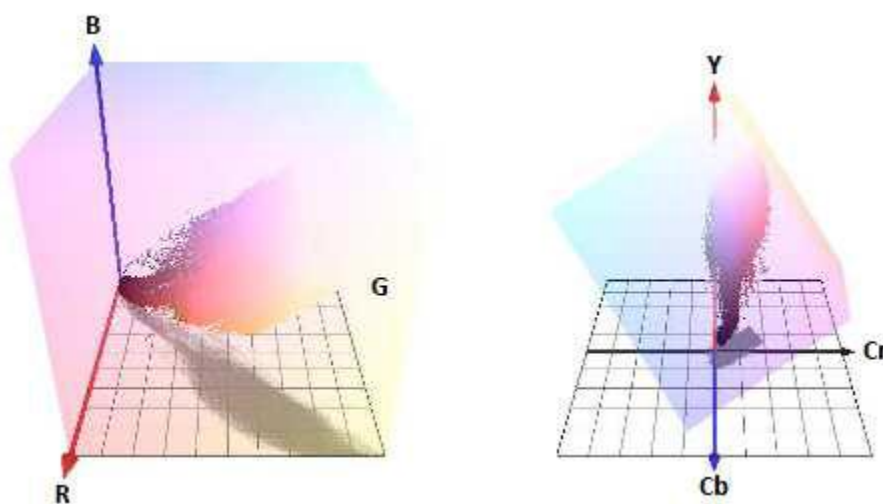
Obrázek 18 Převod modelu RGB do YCbCr převzato z [3]

Tento model je pro detekci obličejů asi nepoužívanějším modelem, proto i moje aplikace bude využívat tento barevný model pro detekci barvy kůže.



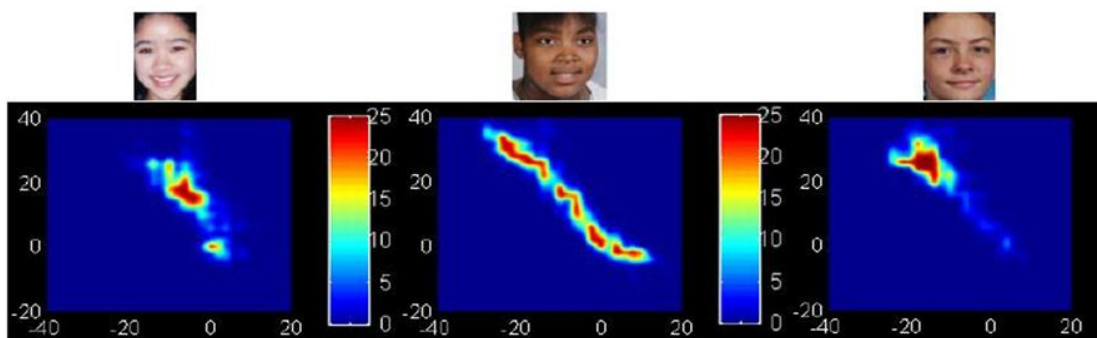
**Obrázek 19** Barevný model RGB a YCbCr v prostoru převzato z [3]

To, že je tento model přínosem, dokládá následující obrázek, na kterém je vidět rozložení barvy kůže v modelu RGB a v modelu YCbCr. Velkou roli zde hraje kompaktnost tohoto prostoru.



**Obrázek 20** Prostor barvy kůže v Barevných modelech RGB a YCbCr převzato z [3]

Při detekci barvy kůže je také velmi důležitá detekce u různých etnických skupin obyvatel. Ovšem při použití barevného prostoru YCbCr je tento problém velmi eliminován, jelikož většina etnika je zahrnuta v námi zvoleném prostoru barvi kůže.



Obrázek 21 Barva kůže u různých etnických skupin převzato z [1]



Obrázek 22 Porovnání fotografie a kanálů jednotlivých modelů nahoře kanály R, G, B a dole Y, Cb, Cr převzato z [2]

## 5.2 Detekce barvy kůže

Barvu kůže můžeme detekovat za pomoci vzoru nebo zadáním rozsahu v barevném prostoru. Jsou dostupné šablony se vzory barvy kůže v různých částech těla. Výhodou detekce pomocí vzoru je poměrně veliká přesnost detekce a nevýhodou je nutnost experimentů před sestavením šablony.



**Obrázek 23** Šablona pro detekci kůže v obraze převzato z [3]

Podobnou přesnost můžeme dosáhnout, ale i explicitním zadáním parametrů barevného prostoru kůže. I u tohoto přístupu je nutné experimentování pro nalezení ideálního nastavení rozsahu barvy kůže. Tyto parametry lze zjistit z dokumentace jiných projektů.

Jako poslední nejjednodušší krok se jeví detekce kůže, kde se nám problém zmenšil pouze na otázku, zda je daný pixel součástí podprostoru barvy kůže.

### **5.3 Úprava obrazu**

Když máme obraz převedený do barevného modelu YCbCr a detekovány pixely s barvou kůže je vhodné tento obraz upravit. Nejvíce palčivým problémem se mě zdál šum který po převedení a lokalizování zbyl, rozhodl jsem se použít filtrační metodu zvanou mediánová filtrace.



**Obrázek 24**binární obraz bez filtrace převzato z [4]

Mediánová filtrace patří mezi nelineární filtrace obrazu. Nedochozí zde k výpočtu střední hodnoty, ale pouze k určení mediánu. Hlavní nevýhodou filtrace mediánem v obdélníkovém okolí je to, že porušuje tenké čáry a ostré rohy v obraze. Tento nedostatek se dá obejít, když se použije jiný tvar okolí. Aby se snadno určil prostřední prvek, používají se posloupnosti s lichým počtem prvků, např. v obrázcích se používá lokální čtvercové okolí, jehož rozměry jsou 3 x 3; 5 x 5, atd..



**Obrázek 25** Jednoduchá mediánová filtrace převzato z [4]

Tato filtrace bez zadání rozsahu vstupních parametrů filtruje pouze pomocí jednoho pixelu. To se v našem obraze projeví tak, že zmizí osamocené pixely. Pro zvětšení efektivity je vhodné použít filtraci se zadanými parametry tyto parametry (velikost základní matice pro získání mediánu) se ovšem můžou lišit podle rozlišení vstupního obrázku.

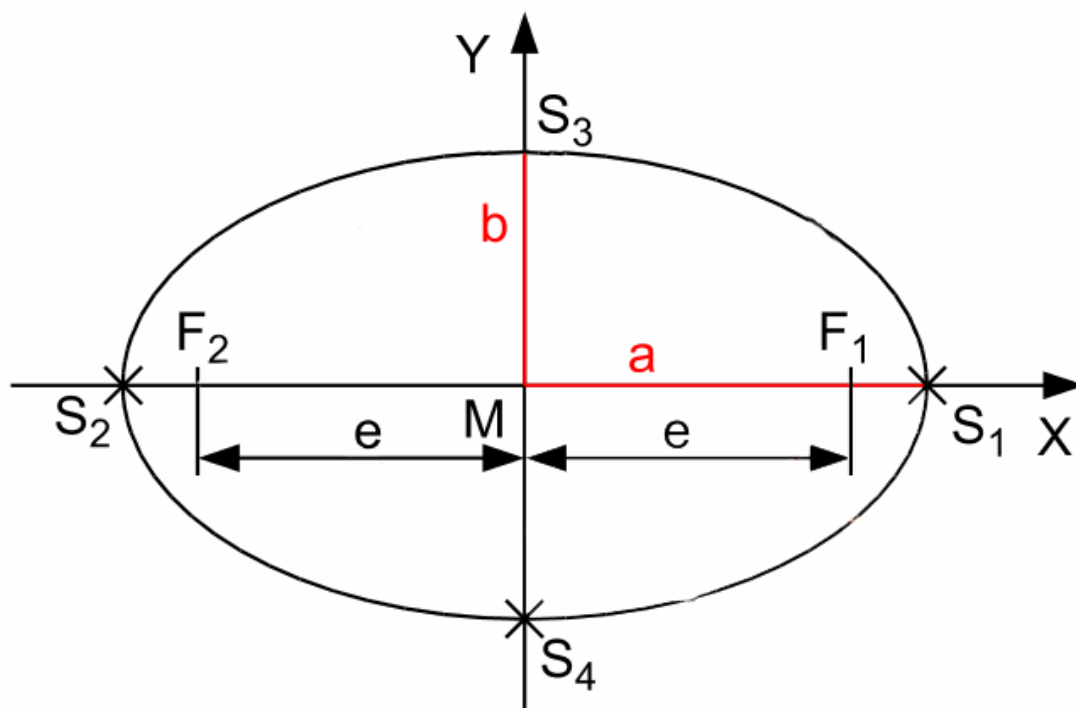




Obrázek 26 Mediánová filtrace se zadanými parametry převzato z [4]

#### **5.4 Lokalizace obličeje pomocí excentricity elipsy**

Excentricita elipsy znamená „výstřednost elipsy“. Jde o skalární veličinu. Je to poměr mezi vzdáleností mezi ohnisky elipsy a délkou hlavní osy. Excentricita může dosahovat hodnot od 0 do jedné přičemž elipsa s hodnotou excentricity 0 je kruh a s hodnotou 1 je úsečka.



Obrázek 27 elipsa převzato z [4]

Výpočet excentricity se dá provést pomocí vzorce.

$$e = \frac{\varepsilon}{a} = \frac{\sqrt{a^2 + b^2}}{a}$$

Pro mou realizaci lokalizace obličejů budeme za odpovídající považovat excentricitu v rozmezí 0,4 do 0,91. Průměrná tvář při zjišťování experimentální metodou má hodnotu excentricity 0.65.

## 5.5 Lokalizace pomocí nejvyššího nalezeného bodu kůže

Garant mé práce ing. Zbyněk Kopecký navrhl velmi jednoduché řešení pro lokalizaci obličejů ve fotografii. Toto řešení je založeno na předpokladu, že při detekci kůže v obraze by měl bod, který je na obraze umístěn nejvýš (nejvyšší hodnota  $x$  v gaussově prostoru) by měl patřit do oblasti obličejů proto tento bod můžeme považovat za určující pro lokalizaci obličejů.

Tento předpoklad má jistá omezení. Tato metoda nemůže fungovat pro hromadné fotografie. Další z předpokladů pro tuto metodu je filtrace obrazu. Tu jsem se rozhodl provést pro všechny metody. Výhodou této metody by naopak měla být rychlost.

## 5.6 Lokalizace pomocí rozpoznání očí v obraze

V poslední mnou implantované metodě potvrdím kandidátskou oblast tak že v ní najeznu oči. Pro ověření očí na obraze hledám v kandidátské oblasti tmavá místa a s jejich největším možným rozdílem na ose y 20%.

Při hledání očí pracuji s chromizačními složkami Cb a Cr. Předpokládám že v oblasti očí má Cb intenzitu vysokou a Cr velmi nízkou.

Cb/Cr jsou normalizovány v rozsahu hodnot 0 až 255. Cr udává negovanou složku Cr, a pokud je maximální rozsah hodnot 255, pak  $Cr \cdot$  získáme jako  $255 - Cr$ .

## 6 Implementace

Pro implementaci jsem si mohl vybrat z vyšších programovacích jazyků. Toto rozhodnutí nebylo složité na vysoké škole jsem absolvoval předmět Počítačová grafika a z tohoto předmětu jsem už měl hotové algoritmy, které jsem mohl při programování bakalářské práce použít. Tento předmět jsem absolvoval v jazyce Java a proto jsem si tento jazyk vybral za jazyk vhodný pro implementaci.

### 6.1 Java

Java je objektově orientovaný programovací jazyk, který vyvinula firma Sun Microsystems a představila ho 23. května 1995. Podle TIOBE je JAVA nejpoblárnější programovací jazyk. [5] Java je multiplatformní systém, proto se dá používat na většině nejrozšířenějších operačních systémů bez jakékoliv úpravy kódu. Tuto vlastnost umožňuje Java Virtual Machine, která vytvoří rozhraní mezi programem a operačním systémem.

- Velkou výhodou Javy je, že při přidělování paměti se programátor o paměť starat nemusí, jak o přidělování, tak o uvolňování se stará Java.

- Java řeší problém s ukazateli. Programátor ukazatele nepoužívá. Java místo nich používá reference, které automaticky dereferencuje.

- Java nám nabízí mechanismus výjimek, proto všechny chyby můžeme zpracovat za běhu programu. Výjimky jsou objektové a lze zachytit i jejich hierarchii.

- Lze provádět reflexi, neboli zjišťování informací o objektu (jaké má proměnné, metody atd.).

- Velkou výhodou Javy jsou standardně dodávané knihovny. Jsou k dispozici knihovny pro práci s obrázky nebo pro vytváření Grafického uživatelského prostředí.

- Java je velmi bezpečný a stabilní jazyk s mnoha bezpečnostními mechanismy.

### 6.2 Vývojové prostředí

Vývojové prostředí NetBeans IDE je nástroj, pomocí kterého programátoři mohou psát, překládat, ladit a distribuovat aplikace. Samotné vývojové prostředí je vytvářeno v jazyce Java - ovšem podporuje prakticky jakýkoliv programovací jazyk. Existuje rovněž velké množství modulů, které toto vývojové prostředí rozšiřují. Vývojové prostředí NetBeans je bezplatně šířený produkt a jeho užívání není nijak omezeno.

### 6.3 Použité prvky Java Swingu

Swing je knihovna určená pro vytváření uživatelského rozhraní (GUI). Knihovna Swing obsahuje aplikační rozhraní pro tvorbu a obsluhu klasického grafického uživatelského rozhraní. Pomocí Swingu jde vytvářet okna, dialogy, tlačítka a další. Na následujících řádcích popíši některé třídy, které jsem použil při tvorbě programu.

### 6.3.1 JPanel

JPanel je panel, kterým si můžeme interface rozdělit do částí a každé části určit např. Layout.[9].

### 6.3.2 JLabel

JLabel objekt může zobrazit buď text, obraz, nebo obojí. [8]

### 6.3.3 JButton

JButton je klasické tlačítko, které po stlačení provede nějakou akci. Dále lze tlačítku nastavit jakýkoliv text nebo ikonu.

### 6.3.4 JFileChooser

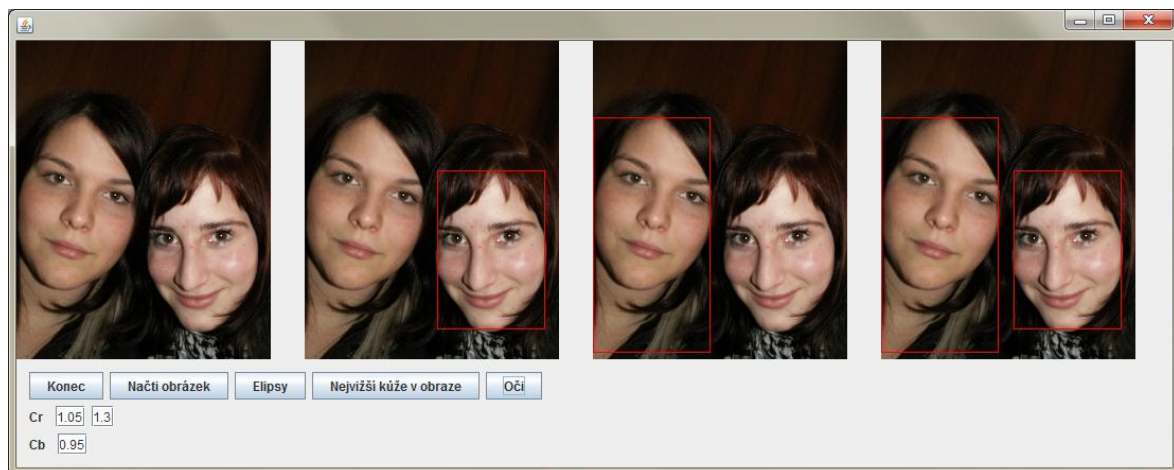
JFileChooser poskytuje jednoduchý mechanismus pro vybrání libovolného souboru. Po zavolání metody `showOpenDialog()` se nám zobrazí klasický výběrový dialog, který znáte ze svého systému. Další užitečná metoda je `setFileSelectionMode()`, která nastavuje způsob vybrání souboru. Například může zajistit, aby šel vybrat pouze jeden soubor. Poslední metoda, kterou zde zmíním je `setFileFilter()`, tato metoda nastavuje filtr pro výběr souborů. Můžeme tím nastavit, aby se nám zobrazovaly pouze soubory určitého typu. Následující kód zajišťuje otevírání souboru v mém programu.[10]

### 6.3.5 JFrame

Rozšířená verze `java.awt.Frame`, která přidává podporu pro JFC/Swing architekturu komponent. Stejně jako všechny ostatní JFC/Swing kontejnery nejvyšší úrovně i JFrame je obsažen v `JRootPane` jako jeho potomek.

## 6.4 Vzhled programu

Program má velmi jednoduché ovládání. Je zde pět tlačítek přičemž tlačítko s názvem konec ukončí program. Tlačítko s nápisem načti obrázek otevře file dialog pro načtení obrázku a umožní načíst obrázek. Tlačítko Elipsy lokalizuje obličej pomocí excentricity elipsy. Tlačítko Nevyšší bod kůže lokalizuje obličej, pomocí této metody a tlačítko Oči lokalizuje obličej pomocí lokalizace očí. Dále zde jsou tři zadávací pole pro nastavení koeficientů důležitých pro detekci kůže. Tyto koeficienty jsou nastaveny mnou nejlepší zjištěnou hodnotu při provádění experimentů



Obrázek 28-Ukázka programu

## 7 Vyhodnocení

Mnou implementované algoritmy jsem vyzkoušel v různých nastavení pro detekci kůže a jejich úspěšnost vyhodnotil. Mnou provedená implementace je velmi náročná na výkon počítače.

Vyhodnocení jsem provedl na sérii fotografií v různých podmínkách. Po provedení první série testů jsem provedl i druhou, abych zjistil, jak se výsledky odchýlí při změně v detekci barvy kůže. První test jsem prováděl se spodním koeficientem  $C_r = 1,05$  a horním koeficientem s hodnotou 1,3. Koeficient  $C_b$  byl nastaven na 0,95. Po první sérii jsem horní  $C_r$  koeficient upravil a provedl druhou sérii detekcí na stejném vzorku obrázků tento koeficient by nastaven na 1,4.

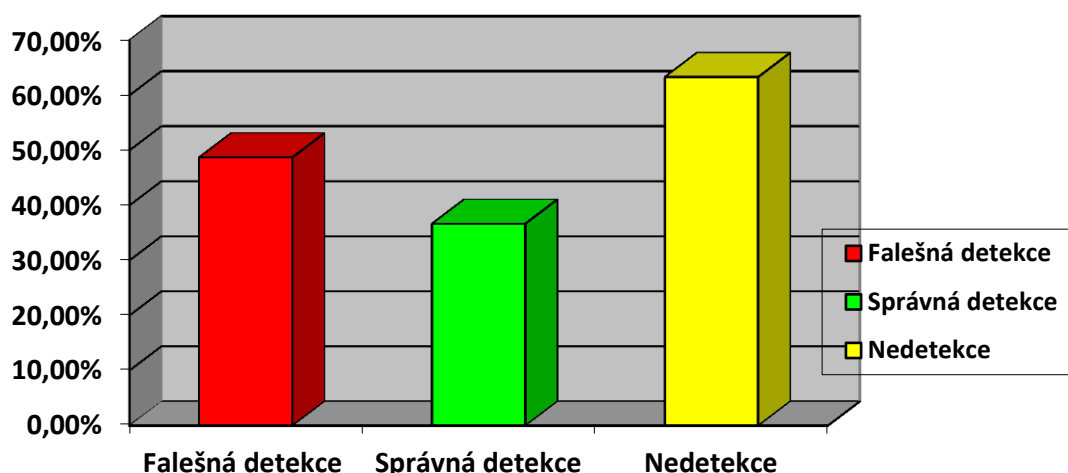
Pro vyhodnocení metod jsem použil jednoduchou vizuální metodu. Fotografie jsem prohlížel a určil počet tváří na fotografii pokud algoritmus tvář detekoval zařadil jsem tuto detekci do správné detekce pokud ne zařadil jsem tuto skutečnost do nedetekce a pokud byla tvář lokalizována chybně zařadil jsem tuto detekci do falešné detekce. Pro sestavení grafů jsem použil procentuální vyjádření, kde falešná detekce je procento ze všech detekcí a správná detekce a nedetekce představují vyjádření pouze mezi reálnými tvářemi.

### 7.1 Detekce pomocí excentricity elipsy

Tato detekční metoda se ukázala jako nejúspěšnější mnou implementovaná metoda, úspěšnost detekce na vybraném vzorku obrázků byla 36,67%. Bylo zde veliké množství falešné detekce a také veliké množství nedetekovaných tváří.

**Tabulka 1- Detekce pomocí excentricity první experimenty**

Excentricita elipsy			
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
Procenta	48,72%	36,67%	63,33%

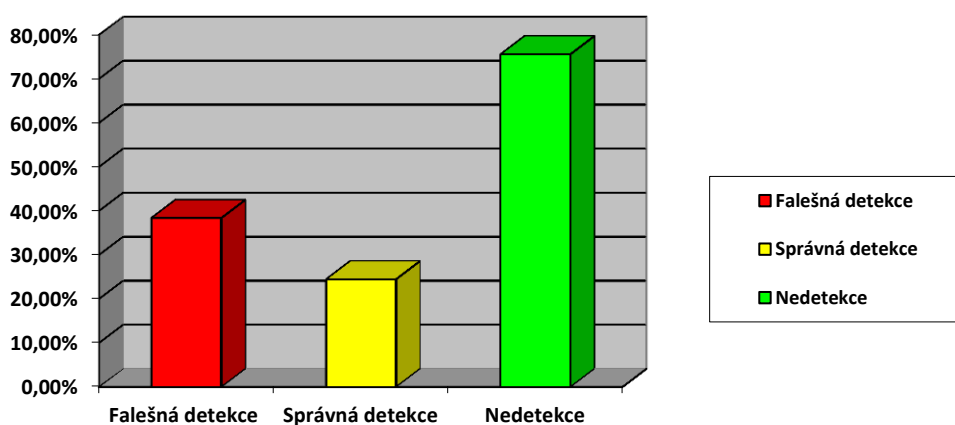


Obrázek 29-Vyhodnocení prvních experimentů detekce pomocí excentricity

Tento výsledek se mi zdál neuspokojivý, proto jsem provedl další sérii testů na stejném vzorku obrázků, ale s jinou citlivostí pro detekci kůže v obraze. Konkrétně jsem zvětšil horní koeficient pro detekci kůže v obraze z  $Cr = 1,3$  na  $1,4$ .

Tabulka 2-Detekce obličejů pomocí excentricity druhá série experimentů

Excentricita elipsy			
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
Procenta	38,36%	24,44%	75,56%



Obrázek 30-Vyhodnocení druhé série experimentů detekce pomocí excentricity

Po provedení úprav se mi nepodařilo zvětšit přesnost zvětšilo se procento falešné detekce a nedetekce se také zvýšila. Správná detekce se naopak snížila.

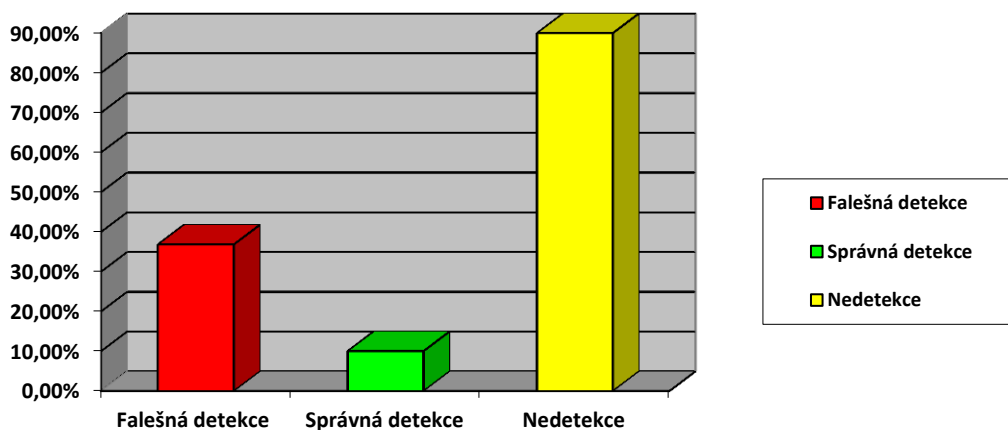


## 7.2 Detekce pomocí nejvyššího bodu kůže

Tato metoda má určité předpoklady pro obrázek jako takový. Jako nejvhodnější se jeví obrázek na legitimační průkazce. Mnou provedené experimenty byly na stejném vzorku obrázků jako jiné metody. Kde si tento algoritmus vedl špatně. I při obrázkách, které jsou na první pohled pro tento detekční systém vhodné jeví tato metoda značnou chybovost.

**Tabulka 3-Detekce pomocí nejvyššího bodu kůže první experimenty**

Nejvyšší bod kůže			
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
Procenta	36,84%	10,00%	90,00%

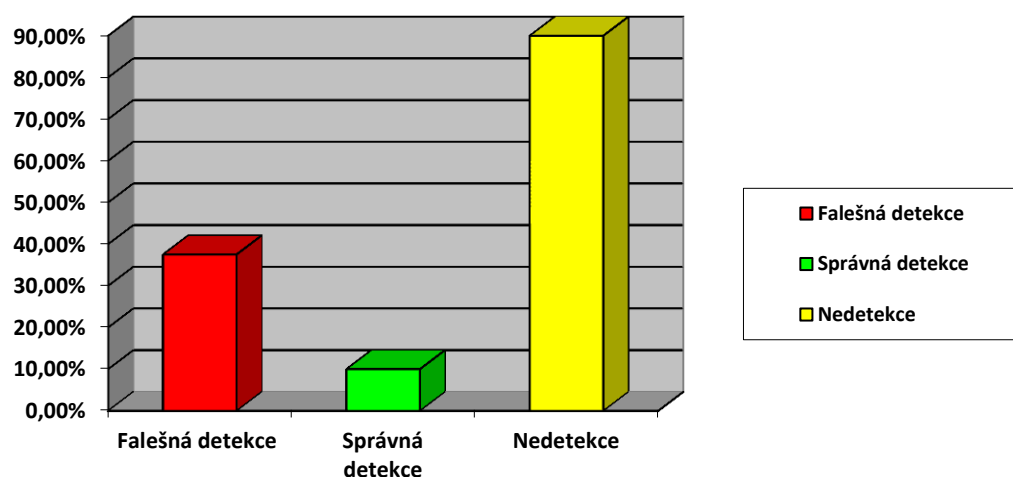


**Obrázek 31-Vyhodnocení prvních experimentů detekce nejvyššího bodu kůže**

Tento postup lokalizace jeví velké množství nedetekce a falešné detekce. Provedl jsem i pro tento postup druhou sérii experimentů.

**Tabulka 4- Detekce pomocí nejvyššího bodu kůže druhá série experimentů**

Nejvyšší bod kůže			
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
Procenta	37,50%	10,00%	90,00%



**Obrázek 32-Vyhodnocení druhé série experimentů detekce pomocí nejvyššího bodu kůže**

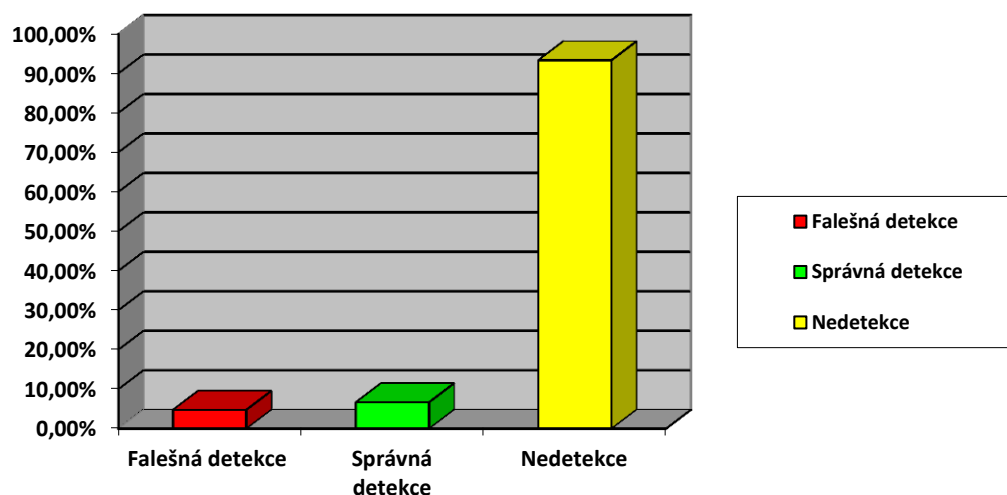
Pro změněné hodnoty se výsledky při této metodě prakticky nezměnily zvedlo se pouze procentuální zastoupení falešné detekce.

### 7.3 Detekce tváře pomocí očí

Tato metoda se zdála jako nejvhodnější. Při mém testování také nejevila veliký úspěch. Její kladnou stránkou bylo málo falešné detekce. Při první sérii experimentů se falešná detekce dostala pod 5%. Ovšem její úspěšnost byla také velmi malá.

**Tabulka 5-Detekce pomocí očí první experimenty**

Oči			
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
Procenta	4,76%	6,67%	93,33%

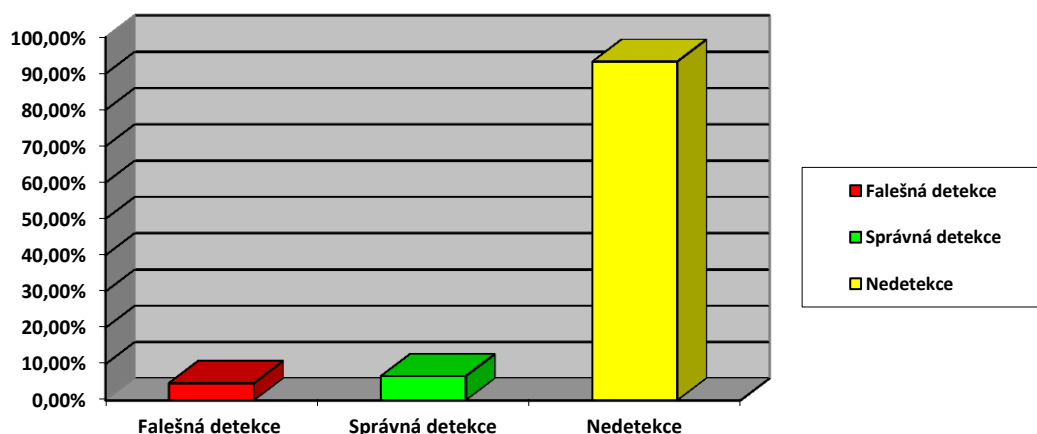


**Obrázek 33-Vyhodnocení prvních experimentů detekce pomocí očí**

Po první sérii testů jsou výsledky celkem zajímavé, podařilo se vyřešit problém s velkým množstvím falešných detekcí, ale obrovským způsobem se zvýšilo procento nedetekovaných tváří.

**Tabulka 6-Detekce pomocí očí, druhá série experimentů**

Oči			
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
Procenta	4,76%	6,67%	93,33%



**Obrázek 34-Vyhodnocení druhé série experimentů detekce pomocí očí**

Druhá série testů výsledky nezměnila, proto se domnívám, že účinnost by se dala zvýšit změnou algoritmu pro detekci očí.

## 8 Závěr

Všechny stanovené cíle v zadání práce se mi podařilo splnit. Sestavil jsem program pro lokalizaci obličeje v obraze, který postupuje podle různých algoritmů. Program je uživatelsky jednoduchý.

Mnou implementované algoritmy jsou velmi náročné na výkon počítače a jejich úspěšnost neodpovídá mému očekávání. Jako nejvhodnější algoritmus pro pokračování se zdá algoritmus který využívá detekci očí. Jeho výsledky sice nebyly správné, ale podařilo se zde zabavit velkého množství falešné detekce. Jako kritický bod se zde zdá být lokalizace očí.

Pro zrychlení výpočtů by bylo vhodné použít již hotové knihovny s různými matematickými funkcemi pro práci s obrázky. Tyto knihovny obsahují i algoritmy pro detekci hran.

Algoritmus navrhovaný Ing. Zbyňkem Kopeckým využívající nejvyšší bod v obraze se po sérii testů ukázal jako velmi omezený. U tohoto algoritmu musí být velký důraz kladen na filtraci obrázku a obrázek musím mít jednotné pozadí. Ovšem i při splnění těchto podmínek se můžou na hlavě člověka vyskytnout oblasti s barvou kůže, nejčastěji ve vlasech. Tyto oblasti jsou pak odděleny od oblasti obličeje a chybně detekovány.

Tvorba této bakalářské práce mě bavila, mohl jsem si zde rozšířit znalosti v oblasti lokalizace obličeje, ale i v oblastech použití matematiky při zpracování obrázků. Po dokončení této práce jsem přesvědčen, že pro implementaci by bylo daleko vhodnější prostředí aplikace Matlab s použitím knihovny OpenCV.

## Literatura

- [1] JÁNOŠ, Jiří. *Face detection in images* [online]. [s.l.], 2008. 84 s. Bakalářská práce. Masarikova univerzita. Dostupné z WWW: <[http://is.muni.cz/th/172438/fi\\_b/Face\\_Detection\\_in\\_Images.odt](http://is.muni.cz/th/172438/fi_b/Face_Detection_in_Images.odt)>.
- [2] MICHALÍK, Marek. *Algoritmy pro rozpoznání obličeje* [online]. [s.l.], 2008. 52 s. Bakalářská práce. Univerzita Tomáše Bati ve Zlíně. Dostupné z WWW: <[http://dspace.knihovna.utb.cz/bitstream/handle/10563/6653/michal%C3%ADk\\_2008\\_bp.pdf?sequence=1](http://dspace.knihovna.utb.cz/bitstream/handle/10563/6653/michal%C3%ADk_2008_bp.pdf?sequence=1)>.
- [3] DEL FAVERO, ROBERT. *DETEKCE OBLIČEJOVÝCH RYSŮ V OBRAZE* [online]. Brno, 2009. 26 s. Bakalářská práce. VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ. Dostupné z WWW: <<http://www.fit.vutbr.cz/study/DP/rpfile.php?id=8811>>.
- [4] PLÉHA, David. *ROZPOZNÁVÁNÍ OBLIČEJE* [online]. Brno, 2008. 39 s. Bakalářská práce. VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ. Dostupné z WWW: <[http://www.vutbr.cz/www\\_base/zav\\_prace\\_soubor\\_verejne.php?file\\_id=8886](http://www.vutbr.cz/www_base/zav_prace_soubor_verejne.php?file_id=8886)>.
- [5] Java (programovac%C3%AD jazyk). In *Wikipedia : the free encyclopedia* [online]. St. Petersburg (Florida) : Wikipedia Foundation, [cit. 2011-08-11]. Dostupné z WWW: <[http://cs.wikipedia.org/wiki/Java\\_\(programovac%C3%AD\\_jazyk\)](http://cs.wikipedia.org/wiki/Java_(programovac%C3%AD_jazyk))>.
- [6] MAREŠOVÁ, Bc. MARCELA. *VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ* [online]. Brno, 2010. 49 s. Diplomová práce. POKROČILÉ ÚPRAVY OBRAZU PRO APLIKACE ROZPOZNÁVÁNÍ 2D OBLIČEJE. Dostupné z WWW: <<http://www.fit.vutbr.cz/study/DP/rpfile.php?id=9155>>.
- [7] MATAS, Jiří. *Http://cmp.felk.cvut.cz* [online]. 2009 [cit. 2011-08-11]. WaldBoost: Learning for Sequential Classification. Dostupné z WWW: <<http://cmp.felk.cvut.cz/~sochmj1/WBtalk.pdf>>.
- [8] *JavaTM 2 Platform Std. Ed. v1.4.2* [online]. 2010 [cit. 2011-08-11]. Class JLabel. Dostupné z WWW: <<http://download.oracle.com/javase/1.4.2/docs/api/javax/swing/JLabel.html>>.
- [9] *JavaTM 2 Platform Std. Ed. v1.4.2* [online]. 2010 [cit. 2011-08-11]. Class JPanel. Dostupné z WWW: <<http://download.oracle.com/javase/1.4.2/docs/api/javax/swing/JPanel.html>>.
- [10] *JavaTM 2 Platform Std. Ed. v1.4.2* [online]. 2010 [cit. 2011-08-11]. Class JFileChooser. Dostupné z WWW: <<http://download.oracle.com/javase/1.4.2/docs/api/javax/swing/JFileChooser.html>>.

## Příloha A – První série experimentů

	Excentricita elipsi		
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
foto1	0	1	1
foto2	2	1	0
foto3	1	0	1
foto4	2	0	1
foto5	0	0	1
foto6	1	1	0
foto7	3	0	1
foto8	1	1	0
foto9	1	0	1
foto10	7	0	2
foto11	4	0	0
foto12	0	0	1
foto13	0	0	4
foto14	3	7	5
foto15	3	0	1
foto16	2	1	0
foto17	10	1	5
foto18	2	0	5
foto19	3	3	4
foto20	0	1	1
foto21	0	0	1
foto22	5	1	0
foto23	1	1	0
foto24	5	3	2
foto25	1	0	1
Počet	57	22	38
Procenta	48,72%	36,67%	63,33%

	Nejvyšší bod kůže		
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
foto1	3	0	2
foto2	2	0	1
foto3	1	0	1
foto4	0	1	0
foto5	0	1	0
foto6	0	1	0
foto7	4	0	1

foto8	3	0	1
foto9	1	0	1
foto10	1	0	2
foto11	1	0	0
foto12	0	0	1
foto13	2	0	4
foto14	0	1	11
foto15	0	1	0
foto16	4	0	1
foto17	3	0	6
foto18	1	0	5
foto19	1	0	7
foto20	0	1	1
foto21	2	0	1
foto22	0	0	1
foto23	1	0	1
foto24	4	0	5
foto25	1	0	1
Počet	35	6	54
Procenta	36,84%	10,00%	90,00%

	Oči		
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetkce
foto1	1	0	2
foto2	0	0	1
foto3	0	0	1
foto4	0	0	1
foto5	0	0	1
foto6	0	0	1
foto7	1	0	1
foto8	0	0	1
foto9	0	0	1
foto10	0	0	2
foto11	0	0	0
foto12	0	0	1
foto13	0	0	4
foto14	0	1	11
foto15	0	0	1
foto16	0	0	1
foto17	0	0	6
foto18	1	0	5
foto19	0	0	7

foto20	0	2	0
foto21	0	0	1
foto22	0	1	0
foto23	0	0	1
foto24	0	0	5
foto25	0	0	1
Počet	3	4	56
Procenta	4,76%	6,67%	93,33%



## Příloha B – Druhá série experimentů

	Excentricita elipsi		
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
foto1	1	1	1
foto2	7	1	0
foto3	1	0	1
foto4	0	0	1
foto5	0	0	1
foto6	1	1	0
foto7	3	0	1
foto8	1	1	0
foto9	1	0	1
foto10	5	0	2
foto11	6	0	0
foto12	0	0	1
foto13	0	0	34
foto14	4	7	5
foto15	3	0	1
foto16	3	1	0
foto17	0	1	5
foto18	0	0	5
foto19	3	3	4
foto20	0	1	1
foto21	0	0	1
foto22	6	1	0
foto23	0	1	0
foto24	8	3	2
foto25	3	0	1
Počet	56	22	68
Procenta	38,36%	24,44%	75,56%

	Nejvyšší bod kůže		
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
foto1	3	0	2
foto2	2	0	1
foto3	1	0	1
foto4	0	1	0
foto5	0	1	0

foto6	0	1	0
foto7	4	0	1
foto8	3	0	1
foto9	1	0	1
foto10	1	0	2
foto11	1	0	0
foto12	1	0	1
foto13	2	0	4
foto14	0	1	11
foto15	0	1	0
foto16	4	0	1
foto17	3	0	6
foto18	1	0	5
foto19	1	0	7
foto20	0	1	1
foto21	2	0	1
foto22	0	0	1
foto23	1	0	1
foto24	4	0	5
foto25	1	0	1
Počet	36	6	54
Procenta	37,50%	10,00%	90,00%

	Oči		
	Falešná detekce	Správná detekce	Nedetekce
foto1	1	0	2
foto2	0	0	1
foto3	0	0	1
foto4	0	0	1
foto5	0	0	1
foto6	0	0	1
foto7	1	0	1
foto8	0	0	1
foto9	0	0	1
foto10	0	0	2
foto11	0	0	0
foto12	0	0	1
foto13	0	0	4
foto14	0	1	11
foto15	0	0	1
foto16	0	0	1
foto17	0	0	6

foto18	1	0	5
foto19	0	0	7
foto20	0	2	0
foto21	0	0	1
foto22	0	1	0
foto23	0	0	1
foto24	0	0	5
foto25	0	0	1
Počet	3	4	56
Procenta	4,76%	6,67%	93,33%