

**Západočeská univerzita v Plzni**

**Fakulta aplikovaných věd**

**Katedra kybernetiky**

**BAKALÁŘSKÁ PRÁCE**

**PLZEŇ, 2013**

**MARTIN TOMAN**

## PROHLÁŠENÍ

Předkládám tímto k posouzení a obhajobě bakalářskou práci zpracovanou na závěr studia na Fakultě aplikovaných věd Západočeské univerzity v Plzni.

Prohlašuji, že jsem bakalářskou práci vypracoval samostatně a výhradně s použitím odborné literatury a pramenů, jejichž úplný seznam je její součástí.

V Plzni dne

.....  
*vlastnoruční podpis*

# ZADÁNÍ

# ABSTRAKT

Abstrakt:

Bakalářská práce je věnována problematice detekce homogenních oblastí v obraze. V teoretické části je vysvětlen pojem *homogenní oblast* a popsány tři metody pro detekci těchto oblastí – Laplacián gausiánu, Hinzova metoda a MSER (Maximálně stabilní extrémní oblasti) [4]. V experimentální části jsou tyto metody porovnávány na pokusných snímcích z různých oblastí uvažovaného použití. Hlavním cílem je úspěšná detekce nádoru jater na lékařských snímcích a dále jsou metody testovány pro detekci očí v obličeji a pro dálkový průzkum Země.

Klíčová slova: homogenní oblast, blob, detekce, segmentace, Matlab, MSER, Maximálně stabilní extrémní region, Gaussův filtr, Laplacián gausiánu, narůstání oblasti

Abstract:

Thesis is devoted to the detection of homogeneous areas in an image. In theoretical part is explained the concept of *homogeneous area* and described three methods for detection of these areas – The Laplacian of Gaussian, Hinz method [3] and MSER (Maximally stable extremal regions) [4]. In experimental part there are these methods tested on various images and the results are compared. The main target is successful detection of liver tumor in medical images and next planned use is for detection of eyes in human face or for remote sensing of Earth.

Keywords: homogenous area, blob, detection, segmentation, Matlab, MSER, Gauss filter, Laplacian of Gaussian, region growing, Maximally stable extremal region

# OBSAH

ZADÁNÍ.....	3
ABSTRAKT .....	5
OBSAH .....	6
1 ÚVOD .....	7
2 TEORETICKÁ ČÁST.....	9
2.1 Homogenní oblast .....	9
2.2 Laplacián Gaussiánu (Laplacian of Gaussian - LoG) .....	10
2.3 Hinzova metoda.....	13
2.4 Narůstání oblasti.....	14
2.5 Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER) .....	16
2.6 Játra a jejich nádorové onemocnění .....	18
3 EXPERIMENTÁLNÍ ČÁST.....	21
3.1 Detekce nádoru v játrech.....	21
3.1.1 Laplacián gaussiánu (LoG -The Laplacian of Gaussian).....	23
3.1.2 Hinzova metoda.....	26
3.1.3 Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER) .....	29
3.2 Obličej – detekce očí .....	31
3.2.1 Laplacián gaussiánu (LoG - The Laplacian of the Gaussian).....	31
3.2.2 Hinzova metoda.....	32
3.2.3 Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER) .....	34
3.3 Dálkový průzkum Země.....	34
3.3.1 Laplacián gaussiánu (LoG - The Laplacian of the Gaussian).....	35
3.3.2 Hinzova metoda.....	35
3.3.3 Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER) .....	37
4 ZÁVĚR.....	39
LITERATURA A PRAMENY .....	41
SEZNAM OBRÁZKŮ .....	43
SEZNAM GRAFŮ .....	44

# 1 ÚVOD

Tato práce je věnována problematice detekce homogenních oblastí v obraze. Jedná se o taková místa ve snímku, která jsou z určitého hlediska homogenní, ať už z pohledu jasu, barvy, textury apod.

Hlavní motivací je v tomto případě nalezení lézí na játrech v lékařských snímcích z počítačové tomografie (CT). Námi hledané oblasti tedy budou ložiska nádorů, která se nějakým způsobem (jasem) odlišují od okolí a která je třeba lokalizovat a přesně vymežit. Jako zkušební data nám poslouží snímky zachycující příčný řez lidským tělem v úrovni jater. Systém umožňující včasné a přesné zjištění nádoru jater by mohl pomoci zvrátit znepokojivě se vyvíjející statistiku výskytu tohoto onemocnění. V současné době připadá v České republice na 100tis. obyvatel přibližně 9 případů zhoubných nádorů jater, přičemž z toho 7 případů končí úmrtím postiženého [10].

Kromě lékařské oblasti bereme v potaz také možné využití těchto metod na poli bezpečnostních systémů, konkrétně při rozpoznávání osob podle obličeje. Homogenními oblastmi jsou v tomto případě myšleny oči, jejichž přesná lokalizace ve snímku obličeje je pro identifikaci osoby klíčová. Další potenciálně užitečná místa v obličeji mohou být rty, obočí či také nosní dírky.

Poslední uvažované nasazení metod pro detekci homogenních oblastí je využití těchto postupů pro dálkový průzkum Země. Zde je možností pro nasazení do praxe velké množství. Metody by se daly využít pro detekci a vypočítávání velikosti vodních ploch, k přesné lokalizaci jednotlivých budov podle jejich střech či dokonce pro lokalizaci jednotlivých aut na parkovišti, čímž by se dal snadno kontrolovat počet volných míst k stání. Zamýšlenému použití je potřeba vhodně přizpůsobit rozlišení snímku.

Pro všechny zmíněné případy využití budeme porovnávat 3 metody pro detekci homogenních oblastí v obraze. První z nich je Laplaceův operátor, který pomocí Laplaceova operátoru vypočte druhou derivaci obrazové funkce, přičemž na snímek je ještě před tím aplikován Gaussovský filtr. Z druhé derivace jsou zjištěny extrémy funkce, které mohou představovat hledané homogenní oblasti. Další metoda nenes žádný oficiální název, proto ji nazýváme podle jejího autora Hinzovou metoda. Stefan Hinz tento způsob detekce popsal v článku [3]. Po vyhlazení obrazu Gaussovským filtrem probíhá detekce extrému obrazové funkce na základě obdélníku o zvolených rozměrech, podle očekávané velikosti hledaných oblastí. Orientace tohoto obrazce je vypočtena pomocí Hessovy matice. Tento algoritmus bude

nasazen společně s metodou narůstání oblasti, pro přesné vykreslení nalezené oblasti. Poslední testovanou metodou pro nalezení a vymezení homogenních oblastí je MSER (Maximálně stabilní extrémní oblasti) [4]. Tento algoritmus funguje na principu hledání maximálně stabilních regionů v obraze. Vstupní snímek je prahován s postupně se měnícím prahem a při tom je hodnocena stabilita jednotlivých oblastí počtem cyklů, které „přežijí“. Naším cílem je porovnat výše uvedené metody a určit vhodnost jejich nasazení pro všechny uvažované případy využití. Algoritmus MSER je velmi spolehlivý a je pro nás do jisté míry měřítkem, ke kterému se budeme s ostatními metodami snažit co nejvíce přiblížit. Očekáváme, že alespoň se dvěma postupy detekce se nám podaří úspěšně lokalizovat nádor na játrech. Úspěšnost detekce očí v obličeji či dálkového průzkumu Země je předem těžko odhadnutelná.

## 2 TEORETICKÁ ČÁST

Hlavní náplní této práce je segmentace obrazu, jejíž vstupem je intenzitní obraz a výstupem je obraz, rozčleněný na části, související s reálnými objekty. Rozlišujeme dva základní typy segmentace – kompletní a částečnou. První jmenovaná je na vyšší úrovni a nalezené oblasti přesně korespondují s reálnými objekty, naproti tomu v částečné segmentaci je hlavním kritériem homogenita, tzn. že detekované oblasti mají z určitého hlediska homogenní vlastnosti [2]. Pro detekci homogenních oblastí jsme porovnávali tři různé metody:

- Laplacián gausiánu
- Hinzovu metodu [3]
- Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER) [4]

Veškeré experimenty a programování byly prováděny v prostředí MATLAB.

### 2.1 Homogenní oblast

Tímto pojmem jsou myšlené takové oblasti, které jsou podle předem definovaného kritéria homogenní („bloby“). Nejčastěji se hledají oblasti maximálně souvislé podle jasu, barvy nebo textury. Tento přístup je na rozdíl od segmentace detekcí hran robustnější proti šumu v obraze. Hledané oblasti musí splňovat následující podmínky kritéria homogenity:

$$H(R_i) = TRUE, \quad i = 1, 2, \dots, S,$$
$$H(R_i \cup R_j) = FALSE, \quad i \neq j, \quad R_i \text{ sousedí s } R_j,$$

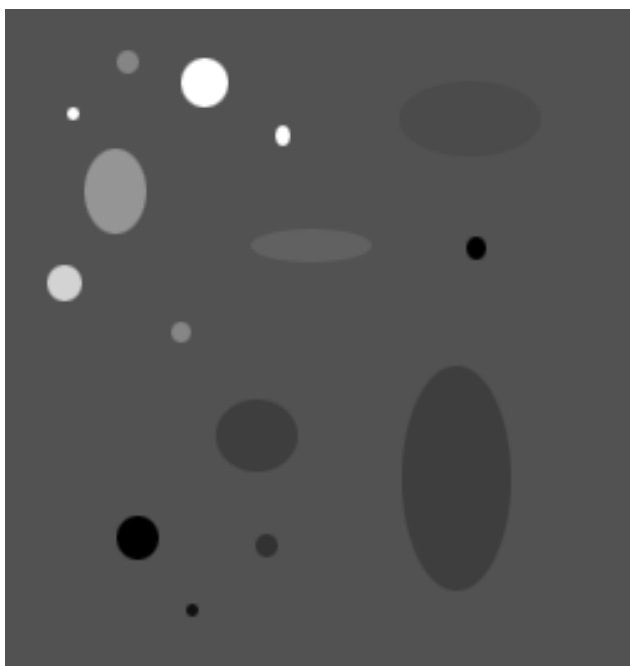
kde  $S$  je celkový počet oblastí v obraze,  $R_i$  jsou jednotlivé oblasti a  $H(R_i)$  je dvouhodnotové vyjádření kritéria homogenity pro region  $R_i$ . Nalezené regiony jsou homogenní a maximální v tom smyslu, že po spojení s libovolnou sousední oblastí nenabude kritérium homogenity hodnoty TRUE [1].

Jako homogenní oblast si můžeme představit prakticky libovolný objekt v obraze o určitých rozměrech, přičemž v původním snímku nemusí být příliš homogenní. Hrany uvnitř těchto oblastí dokáže potlačit používaný Gaussovský vyhlazovací filtr, který provede rozmazání obrazu dle použité masky a nastaveného rozptylu. V naší práci představují homogenní oblasti hledané léze na játrech, které se ve snímku projevují jako skvrna o odlišném jasu od okolí a další části těla, viditelné na snímku (páteř, střeva, žebra,...). V dálkovém průzkumu Země se jako homogenní oblasti detekují vodní plochy, souvislé porosty, pole nebo střechy budov – záleží na měřítku pořízených snímků. Dokonce by bylo možné při dostatečné podrobnosti



pořízených fotografií detekovat jednotlivá auta na ulicích a parkovištích. Při detekci obličejů jsou hledány homogenními oblastmi především oči, které jsou klíčové pro rozpoznávání osob podle obličejů a dále také rty, obočí, nosní dírky a samotná plet'. U vlasů o jednom odstínu by mohl být detekován i porost na hlavě, nicméně častý výskyt uměle barvených vlasů toto velmi komplikuje.

Při vhodném nastavení použitého algoritmu může být homogenní oblastí téměř jakýkoli i na první pohled poměrně nesouvislý objekt.



Obr.1: Uměle vytvořené homogenní oblasti pro testování metod (Zdroj: [5] )

## 2.2 Laplacián Gaussiánu (Laplacian of Gaussian - LoG)

Jedná se o jeden z nejrozšířenějších a nejčastěji používaných způsobů detekce oblastí v obraze.

Vstupní obraz reprezentován funkcí  $f(x, y)$  je konvolován s Gaussovským operátorem (Gaussovským vyhlazovacím filtrem), který je definován jako

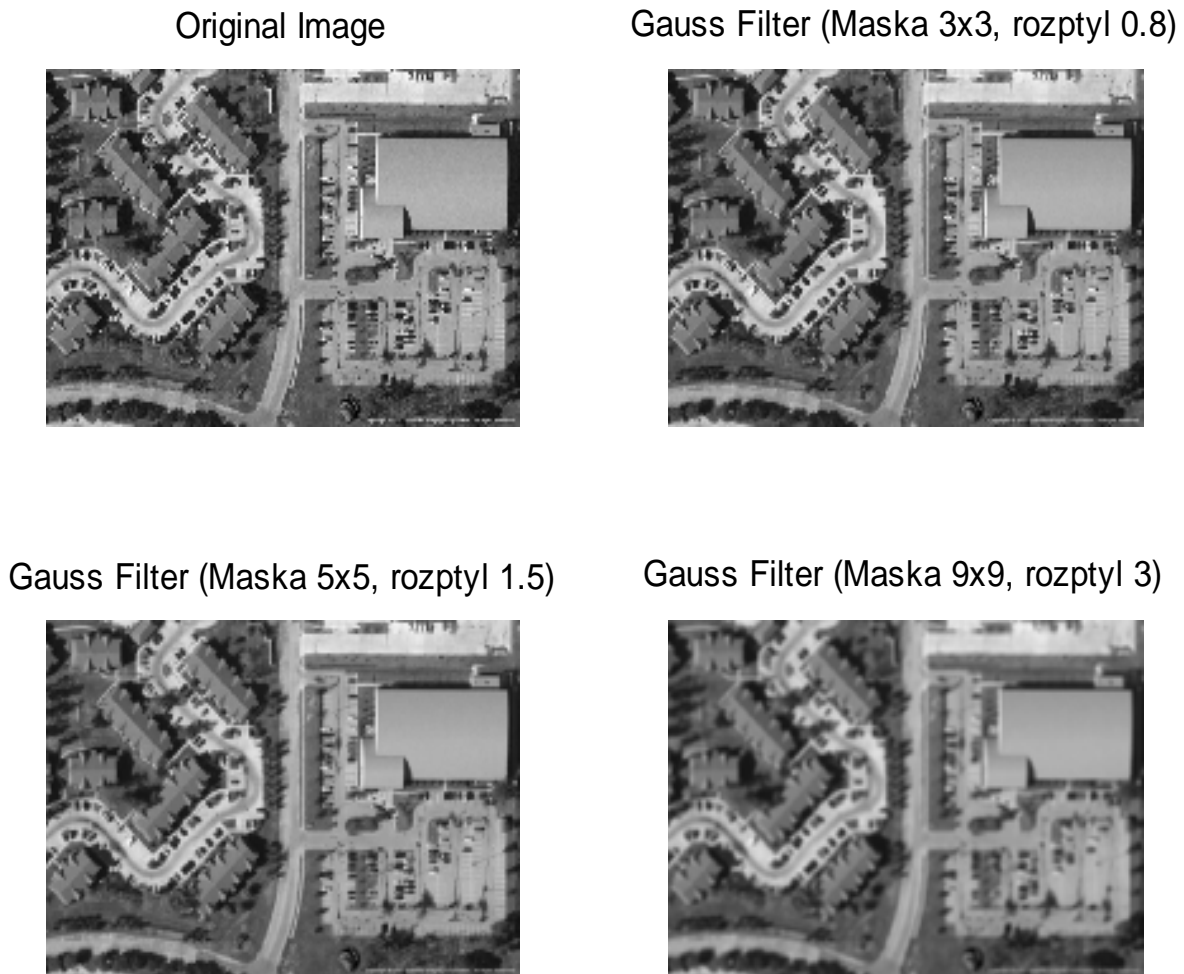
$$G(x, y) = e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad , \quad (1)$$

kde  $x$  a  $y$  jsou souřadnice ve snímku a  $\sigma$  je rozptyl [1]. Aplikace tohoto filtru způsobí rozostření obrazu, jehož míra závisí na velikosti použité masky. To zabrání přesegmentování obrazu, neboť Gaussovské rozmazání potlačí hrany uvnitř objektů v obraze, ale jejich

vymezení vůči okolí zůstane. V této metodě je použit Gaussův filtr s normalizačním faktorem

$$G(x, y, t) = \frac{1}{2\pi t} e^{-(x^2+y^2)/(2t)} \quad , \quad (2)$$

kde  $t = \sigma^2$ . Při aplikaci filtru platí, že čím dále je pixel masky od přepočítávaného pixelu obrázku, tím nižší je jeho efekt. Pixely vzdálenější než  $3\sigma$  mají zanedbatelný vliv. Samotný výsledek konvoluce obrazové funkce s filtrem se nazývá Scale space reprezentace [1].



Obr.2: Ukázka Scale-space reprezentace po aplikaci Gaussovského filtru (Zdroj: vlastní)

Cílem je získat druhou derivaci Gaussovským filtrem vyhlazené obrazové funkce  $f(x, y)$ . Pro tento účel je použit Laplaceův operátor  $\nabla^2$ , jehož výsledkem je druhá derivace, která je navíc také nezávislá na směru derivované funkce. Operátor, v němž je spočten Laplaceův obrazové funkce konvolované s Gaussovským filtrem se nazývá Laplaceův Gaussovský a má tvar

$$\nabla^2 [G(x, y, \sigma) * f(x, y)] \quad . \quad (3)$$

Protože se jedná o lineární operátor, lze ho psát ve tvaru

$$[\nabla^2 G(x, y, \sigma)] * f(x, y) \quad . \quad (4)$$

S využitím vlastnosti, že operátor je nezávislý na směru funkce, lze derivaci Gaussovského filtru  $\nabla^2 G$  počítat analyticky předem. Protože je 2D Gaussián obrázku kruhově symetrický, lze ho substitucí

$$r^2 = x^2 + y^2 \quad (5)$$

( $r$  je vzdálenost od středu) zjednodušit na 1D funkci:

$$G(r) = e^{-r^2/2\sigma^2}, \quad (6)$$

jejíž derivace se vypočte podstatně jednodušeji. První derivace zjednodušené funkce je rovna

$$G'(r) = -\frac{1}{\sigma^2} r e^{-r^2/2\sigma^2} \quad (7)$$

a hledaný Laplacián Gaussiánu (druhá derivace  $G''(r)$ ) vyjde

$$G''(r) = \frac{1}{\sigma^2} \left( \frac{r^2}{\sigma^2} - 1 \right) e^{-r^2/2\sigma^2} \quad . \quad (8)$$

Po přechodu zpět k obrazovým souřadnicím  $x, y$  dostaneme tvar

$$h(x, y) = c \left( \frac{x^2 + y^2 - \sigma^2}{\sigma^4} \right) e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}, \quad (9)$$

kde  $c$  je normalizační parametr, s nímž je součet všech prvků masky roven nule.

Tato detekce je silně závislá na velikosti hledaných oblastí v obraze a zvoleném parametru  $t$  ( $t = \sigma^2$ ), neboť algoritmus hledá oblasti o poloměru  $r = \sqrt{2t}$ . Pro lokalizování objektů o předem neznámé velikosti je tedy nezbytné použít posloupnost měnících se hodnot pro „velikostní“ parametr  $t$ . V námi použité implementaci metody z práce [5] je parametr  $t$  zvolen jako geometrická posloupnost  $t = 1, 2, 4, \dots, 8192$  a maska pro výpočet Laplaciánu

$$L = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Bod je označen za světlý resp. tmavý lokální extrém, je-li jeho hodnota větší resp. menší než hodnoty pixelů v 26 bodovém okolí. Z toho jsou uvažované pouze ty extrém, které splňují podmínku zvoleného prahu (*threshold*). Rozhodování tedy probíhá podle kritéria, že extrém musí splňovat podmínku

$$\begin{cases} x > threshold & \text{pro } x \in x_{\max} \\ x < threshold & \text{pro } x \in x_{\min} \end{cases} \quad [5]. \quad (11)$$

Hodnota prahu pro testování byla zvolena vždy experimentálně v závislosti na zkušebních snímcích. Vizualizace nalezených oblastí je řešena velmi jednoduše vykreslením kružnice kolem nalezeného extrému o daném průměru podle parametru  $t$ .

### 2.3 Hinzova metoda

Hinz ve svém článku [3] popisuje další metodu pro detekci homogenních oblastí v obraze. Její oficiální název dosud není znám, proto ji označujeme jménem jejího autora. Samotný průběh detekce sestává ze dvou základních kroků – nalezení středů potenciálních „blobů“ a konstrukce jejich ohraničení a zakreslení.

Na vstupu algoritmu se volí parametry délka ( $l$ ) a šířka ( $w$ ) obdélníka, který je orientován v obraze podle os souřadnic  $x, y$  a představuje základní jednotku o konstantním jasu  $h$ . Poté lze zavést funkci obdélníku  $f_r$  s normalizovaným jasnem  $h=1$  definovanou jako

$$f_r(x, y) = \begin{cases} 1, & |x| \leq l \wedge |y| \leq w \\ 0, & \text{jinak} \end{cases}. \quad (12)$$

Dále je vypočtena konvoluce  $r_\sigma$  funkce  $f_r$  s Gaussovským vyhlazovacím jádrem  $g_\sigma$ :

$$r_\sigma(x, y, l, w) = (g_\sigma(x+l) - g_\sigma(x-l))(g_\sigma(y+w) - g_\sigma(y-w)). \quad (13)$$

Hledané maximum je pak zřetelné ve středu obdélníku, tedy v bodě  $[x, y] = [0, 0]$ . Protože je konvoluce vypočtena ze dvou funkcí  $f_r$  a  $g_\sigma$ , lze výsledek  $r_\sigma$  také rozdělit na dvě 1-D funkce  $u_\sigma(x, l)$  a  $v_\sigma(y, w)$ , které odpovídají směrům podle souřadnicových os. Jsou-li splněny následující podmínky, lze z těchto funkcí získat přímo střed obdélníku o rozměrech  $w \cdot l$ :

- Střed čtverce o hraně  $p$  a vyhlazeného Gaussovským filtrem  $g_\sigma$  lze najít určením maximálního zakřivení kolem obrazce, je-li splněno, že  $\sigma \geq \frac{p}{\sqrt{3}}$  [3]. Pro obrazec s rozdílnými stranami se parametr  $p$  volí jako  $p = \max(l, w)$  nebo jsou zvoleny dva různé parametry  $\sigma_l$  a  $\sigma_w$ .
- Maximální zakřivení musí spadat do zkoumaných pixelů  $(x, y) \in |\pm 0,5| \times |\pm 0,5|$ .
- Střed obdélníku je rekonstruován z profilu maximálního zakřivení správně tehdy, pokud nalezené extrémy nejsou ovlivněny rozdílným kontrastem po stranách obdélníka.

Dále se určuje orientace obdélníka pomocí vlastních vektorů Hessovy matice

$$H = \begin{bmatrix} r_{xx} & r_{xy} \\ r_{yx} & r_{yy} \end{bmatrix} \quad (14)$$

s druhými parciálními derivacemi  $r_{xx}; r_{xy}; r_{yx}; r_{yy}$  a vlastním vektorem  $(e_x, e_y)$  odpovídajícím

absolutní hodnotě vlastních čísel  $\lambda_e$ , pro která platí:  $\begin{cases} \lambda_e < 0 \text{ pro světlé "bloby"} \\ \lambda_e > 0 \text{ pro tmavé "bloby"} \end{cases}$ . Body tohoto

vlastního vektoru pak odpovídají kratší straně obdélníka se směrem  $o_r$ .

Po nalezení středu oblasti je zapotřebí rekonstruovat její hranici. Původní navržená vizualizace nalezených oblastí funguje na poměrně jednoduchém principu. Aproximace ohraničení oblasti je funkce  $d(\phi)$ , kde  $d$  je očekávaná vzdálenost hranice od středu (závisí na zvoleném  $l$  a  $w$ ) a  $\phi$  je odpovídající úhel. Postupným prohledáváním všech přímků korespondujících s úhly  $\phi$  získáme body, skrz které bude aproximována hranice okolí. Přesnost zakreslení závisí na šířce intervalů mezi jednotlivými úhly. Pro dosažení lepších výsledků vizualizace jsme k vyznačování homogenních oblastí ve snímku později nasadili metodu narůstání oblasti.

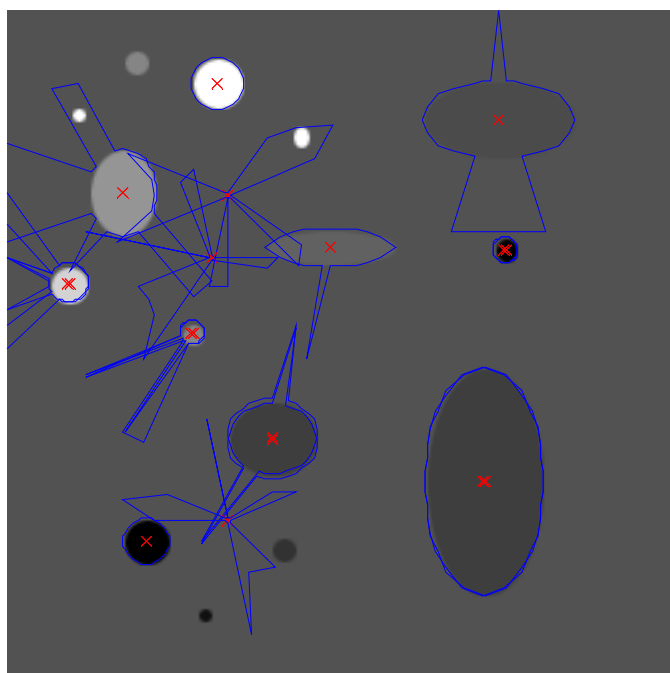
Z výsledků detekce lze v případě potřeby extrahovat ještě další poznatky o nalezené homogenní oblasti. Ze zakreslené hranice lze spočítat obvod lokalizovaného objektu, jeho plochu či střed. Tyto poznatky by se daly využít v případě návrhu klasifikátoru pro rozčlenění nalezených oblastí do tříd, které by mohly odpovídat reálným objektům.

## 2.4 Narůstání oblasti

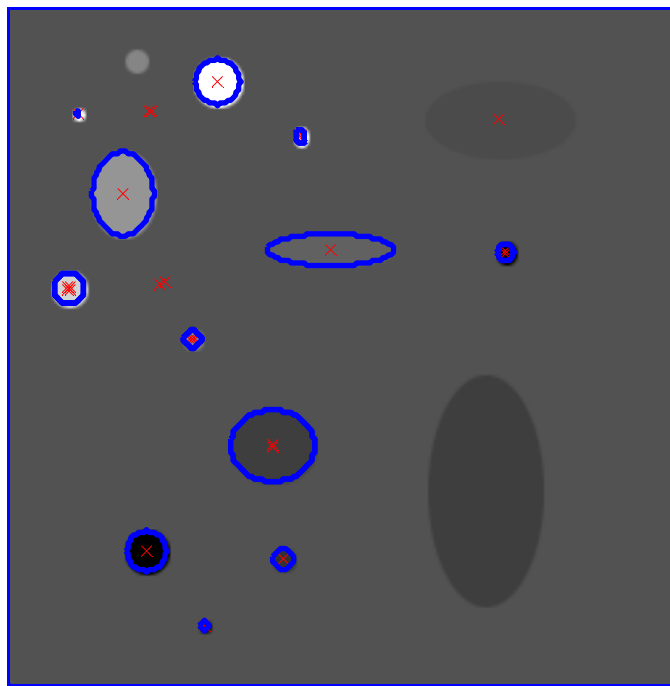
Výše uvedený způsob zakreslování „blobů“ nalezených Hinzovou metodou [3] nefungoval příliš spolehlivě. Často totiž nebylo možné správně segmentovat homogenní oblasti, které mají konvexní tvar. Z tohoto důvodu jsme se rozhodli tuto implementaci [5] nahradit metodou narůstání oblasti, která je efektivní při použití pro vizualizaci výsledků.

Tento je založen na kritériu homogenity (viz. výše podkapitola „Homogenní oblast“) [2]. Algoritmus začíná v počátečním pixelu a prohledává okolní body a porovnává podle určitého hlediska (jas, barva) jejich hodnotu s počátečním pixelem. Je-li splněna podmínka podobnosti, jsou zkoumané body přidány do oblasti. Podmínku podobnosti většinou definujeme jako zvolený práh pro zkoumanou hodnotu. Dojde-li k výrazné změně hodnoty kritéria, algoritmus našel hranu a dále již daným směrem nepokračuje. Je-li v obraze výrazný šum, může díky

němu algoritmus narazit na prudkou změnu kritéria a označí nesprávně hranu oblasti. Metoda je primárně určena pro 2D snímky, existují však i univerzální implementace pro 3D obrázky. Použili jsme implementaci volně dostupnou na [6], jejímž autorem je Daniel Kellner. Tento algoritmus je použitelný jak pro 2D, tak i pro 3D obrázky. Nejprve proběhne lokalizace středů homogenních oblastí Hinzovou metodou [3], jejichž souřadnice se ukládají do výstupního vektoru. Poté cyklem spustíme algoritmus postupně pro všechny nalezené počáteční body. Na vstupu metody narůstání oblasti je nutné zadat snímek v odstínech šedé, souřadnice počátečního bodu a také hodnotu jasového prahu. Další volitelné vstupní parametry jsou například možnost zaplňování „děr“ v nalezené oblasti, což je vhodné zejména v případě, je-li v obrázku výrazný šum s odlišným jasnem od hledané oblasti. Dále je možné zadat omezení maximální prohledávané vzdálenosti od počátečního bodu nebo aktivovat průběžné přepočítávání hodnoty oblasti podle všech již nalezených pixelů, což ale značně zpomalí průběh metody. Výstupem tohoto rekurzivního algoritmu je matice  $P$  o rozměrech  $V \times N$ , kde  $V$  je počet nalezených pixelů, patřících do dané oblasti a  $N$  je počet dimenzí. Jako další výsledek dostaneme také tzv. binární masku. Jedná se o matici o rozměrech totožných se vstupním obrázkem, jejíž prvky nabývají hodnot 1 (TRUE) pro body patřící do nalezené oblasti a 0 (FALSE) pro body vně hledané homogenní oblasti. U rozměrných a členitých obrazových dat se může projevit problém rychlosti tohoto algoritmu. Určitého zlepšení lze dosáhnout zadáním parametru aktivujícího redukování počtu procházených pixelů.



Obr.3: Ukázka chyby vizualizace Hinzovy metody podle [3]



Obr.4: Vizualizace pomocí metody narůstání oblastí

## 2.5 Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER)

Jak již název napovídá, je tato metoda založena na oblastech extrémů obrazové funkce. Taková místa v obraze jsou množiny bodů, které se vyznačují stálou transformací obrazových souřadnic a kde nevádí, je-li obraz zkosen či deformován. Další významnou vlastností je monotónní transformace jasových intenzit obrazu, z čehož vyplývá citlivost na změnu světla a stínů (např. snímky v různou denní dobu). Metoda spočívá v detekci maximálně stabilních extrémních oblastí, tedy regionů, které přežijí určitý počet průchodů prahováním s postupně měnící se hodnotou.

Hledané oblasti jsou definovány extrémem jasové funkce obrazu a jejich vlastní hranicí. Protože se zde na obraz neaplikuje vyhlazování (např. Gaussovským filtrem), je možné nalézt jak velké, tak i malé a jemné detaily. Stabilita zde znamená odolnost oblasti proti prahování s postupně se měnícím prahem. Množina všech extrémních oblastí může být vypočtena s celkovou složitostí  $O(n \log \log n)$ , kde  $n$  je počet pixelů v obraze. Nejprve je nutné seřadit všechny pixely podle jejich intenzity. Je-li rozsah jejich hodnot  $S$  malý (většinou  $S = \{0, \dots, 255\}$ ), lze použít řadící algoritmus BINSORT se složitostí  $O(n)$ . Poté jsou všechny body uspořádány do obrázku v sestupném nebo vzestupném pořadí. Tím je získána datová struktura, uchovávající každou oblast vytvořenou z částí obrazu jako funkci intenzity. Spojení dvou částí znamená ukončení existence menší z nich a připojení všech jejích bodů

k větší oblasti. Jasové intenzity, které představují lokální minima funkce změny dané oblasti jsou označeny jako prahy, při kterých vznikají nejstabilnější oblasti. Na výstupu je každá maximálně stabilní extrémní oblast (MSER) reprezentována pozicí lokálního extrému intenzity a hodnotou tohoto prahu.

Celou metodu detekce lze rozdělit do několika částí. Nejprve jsou lokalizovány významné oblasti – MSERY. Ty jsou spočteny z intenzitního obrazu jako maxima z intenzitního obrazu a jako minima z invertovaného obrazu.

Následuje vyměřování detekovaných oblastí. Ideálně by bylo potřeba nastavit pro každý z MSERů vlastní měřítko. Menším měřítkem lze dosáhnout přesnějších výsledků a také je snazší zjistit informace o orientaci daného objektu. Na druhou stranu jsou ale oblasti o menší velikosti hůře odlišitelné. Zvětšením měřítka se zvyšuje riziko, že se k lokalizované oblasti připojí i část pozadí nebo oblast, která je značně rozdílná. Optimální velikost závisí na obsahu konkrétního snímku a je různá pro každý MSER. V našem algoritmu je zvoleno několikanásobné měřítko – nejprve MSER samotný a poté jeho 1.5, 2 a 3 krát násobený konvexní obal. Výhodou je, že velké oblasti jsou více rozlišitelné a málo ovlivněné nehomogenitou či šumem původního obrázku.

Poté je vytvořen invariantní popis oblasti nezávislý na rotaci. Toho je docíleno transformací, která převede kovariantní matice MSERů na diagonální.

V dalším kroku proběhne vyhodnocení změřených oblastí. Části snímku se stabilním invariantním popisem budou označeny za „správně vyměřené“, zatímco nestabilní nebo nehomogenní oblasti budou ohodnoceny jako „chybné“. Pro každé měření  $M_A^i$  oblasti  $A$  je nalezeno  $k$  oblastí  $B_1, \dots, B_k$  z druhého obrázku s odpovídajícím  $i$ -tým měřením  $M_{B_1}^i, \dots, M_{B_k}^i$  co nejbližší k  $M_A^i$  a hodnotí se vzájemná korespondence mezi  $A$  a každým  $B_1, \dots, B_k$ . Vybrány jsou pouze oblasti s nejvyšším skóre ohodnocení.

Invariantní popis slouží jako předběžný test k výběru potenciálně zajímavých oblastí. Finální rozhodování je založené na korelaci. Nejprve je použita transformace, která převede kovarianční matice MSERů na diagonální tvar. Výsledné kruhové oblasti spolu korelují v polárních souřadnicích pro různé velikosti kruhů.

Nakonec jsou hraniční pixely oblastí proloženy elipsou za použití algoritmu RANSAC. Nejprve je vypočtena afinní transformace mezi páry potenciálně korespondujících oblastí. V dalším kroku jsou vybrány pouze ty MSERY, které korelují s vlastní transformací. Poté je algoritmus RANSAC aplikován znovu, ale tentokrát již s velmi zúženým prahem pro dosažení přesné lokalizace oblasti.



Tento způsob detekce homogenních oblastí je velmi robustní a přesný, ale také rychlý. Nevyžaduje žádné apriorní informace o hledaných „blobech“ a proto je to vhodný kandidát na univerzální nasazení všude, kde lze těžko předpovídat například rozměry hledané homogenní oblasti. Tato metoda již byla implementována i pro  $n$ -rozměrná data.

## 2.6 Játra a jejich nádorové onemocnění

Hlavní motivací naší práce je uplatnění metod pro detekci homogenních oblastí v lékařské praxi. Konkrétně se jedná o zjištění existence a lokalizaci lézí na játrech ve snímcích z počítačové tomografie (CT). Játra, která jsou též známá pod latinským názvem hepar, patří mezi největší orgány celého těla. Jejich hmotnost je 1300 – 1700 gramů a jejich příčná délka se pohybuje kolem 25 cm. Jsou uložena v pravé brániční klenbě, mají hnědočervenou barvu a křehkou konzistenci. Játra se podílí na řadě metabolických funkcí, zneškodňují některé toxické látky a produkují žluč, která je dále odváděna žlučovými cestami do dvanáctníku. Základní stavební jednotkou je jaterní lalůček, který je složen z trámců jaterních buněk. V embryonálním období játra slouží také jako orgán krvetvorby [7,8].

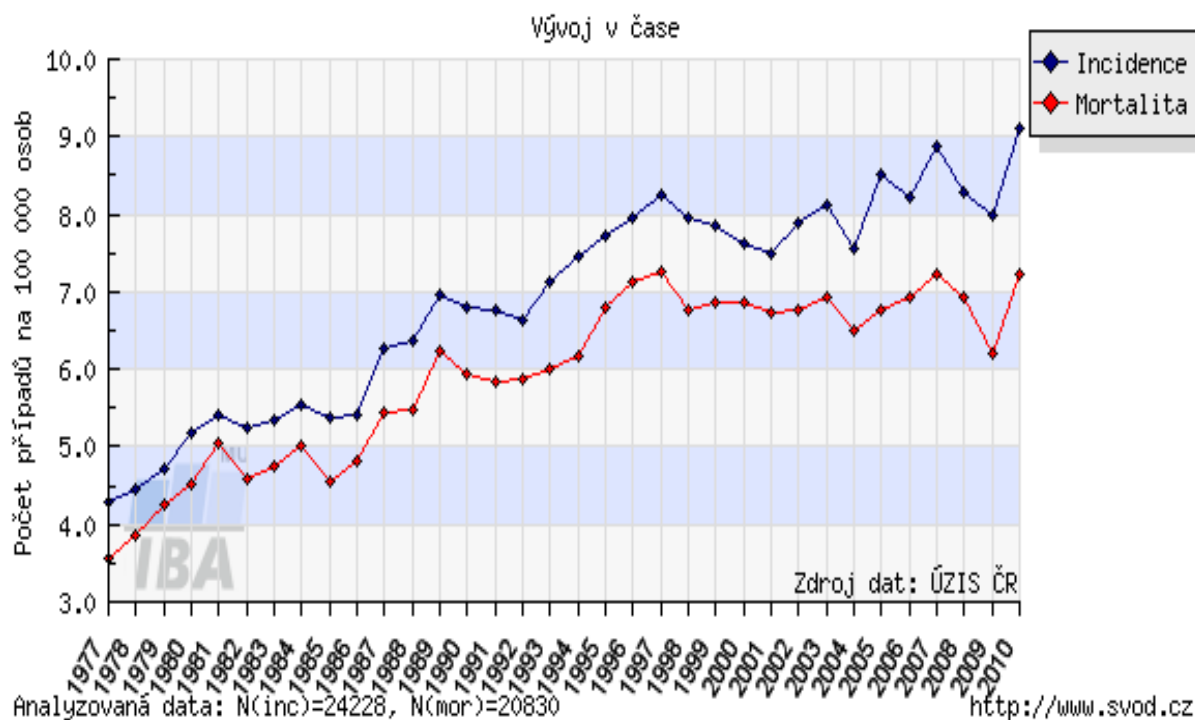
Játra jsou rozdělena na pravý a levý lalok. Na jejich spodní ploše je uložen žlučník, kde se hromadí žluč. Ta se tvoří v játrech nepřetržitě, denně se vytvoří až 1000 ml. Je to hustá kapalina žlutozelené barvy, která se skládá především z vody a hlenu, žlučových barviv, solí žlučových kyselin a některých minerálních látek. Žluč se podílí zejména na trávení tuků.

Cévní řečiště jater tvoří vrátnicová žíla – vena portae, která přivádí do jater krev z nepárových orgánů břišní dutiny. Játra jsou zásobována jaterní tepnou, která ústí z břišní aorty.

### Statistická data:

Dle dostupných dat ze serveru svod.cz se ČR nachází na 106. místě v incidenci (četnost onemocnění) zhoubných nádorů jater a intrahepatálních žlučových cest. První místo zaujímá Mongolsko, dále je výskyt těchto nádorů v tomto pořadí: Gambie, Tchaj-wan, Laos a Thajsko.

## C22 - ZN jater a intrahepatálních...



Graf 1: Incidence a mortalita zhoubných nádorů jater a intrahepatálních žlučových cest v ČR, převzato z [www.svod.cz](http://www.svod.cz).

Graf 1 zobrazuje incidenci (četnost onemocnění) a mortalitu (počet úmrtí) zhoubných nádorů jater a intrahepatálních žlučových cest. Oborem hodnot tohoto grafu je počet osob s nádorem v přepočtu na 100 000 osob a počet osob, které na toto onemocnění zemrou [9].

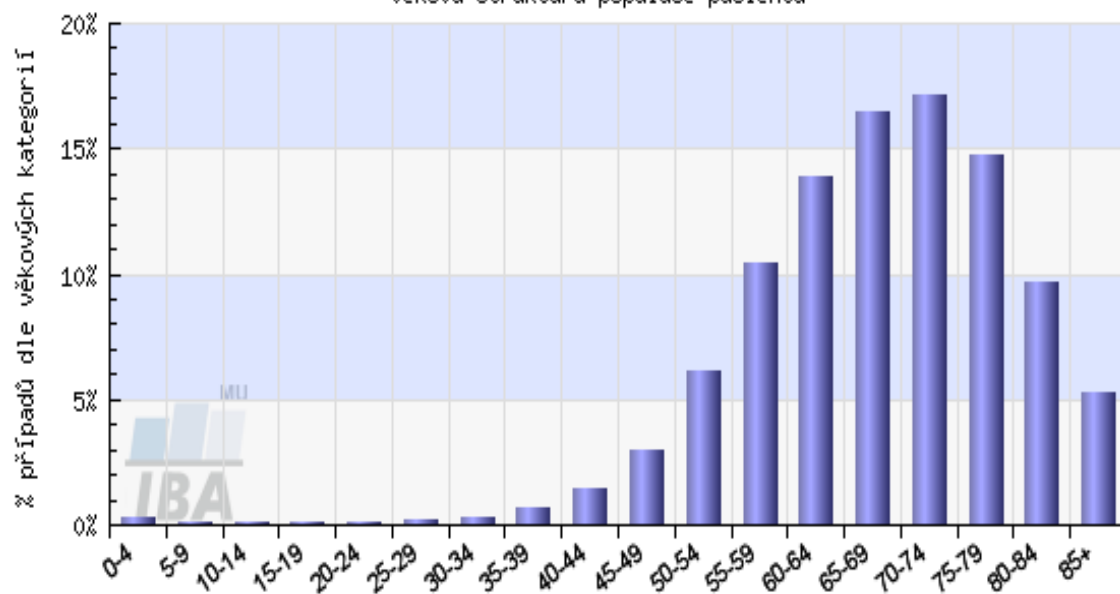
Pokud se detailně poohlédneme na regionální přehledy a množství těchto nádorů, data vypovídají o faktu, že největší výskyt těchto nádorů je v Praze, a to v přepočtu 8,5 osob na 100 000 obyvatel. Dalším v pořadí je Karlovarský kraj, a to 8,3 osob na 100 000 obyvatel.

Nejčastěji nádor postihuje lidi ve věkové hranici 70 – 74 let. Výskyt obecně stoupá zejména po 50. roce věku (viz Graf 2).

Častěji se toto onemocnění objevuje u mužů, právě nádor jater a intrahepatálních žlučových cest je označován jako mužský typ nádoru.

## C22 - ZN jater a intrahepatálních... - Incidence

věková struktura populace pacientů



Analyzovaná data: N=24228

<http://www.svod.cz>

Zdroj dat: ÚZIS ČR

Graf 2: Výskyt zhoubných nádorů jater a intrahepatálních žlučových cest v ČR podle věku, převzato z [www.svod.cz](http://www.svod.cz).

### 3 EXPERIMENTÁLNÍ ČÁST

V této části práce jsou prováděny experimenty s výše popisovanými metodami detekce homogenních oblastí v obraze pro všechny uvažované oblasti potenciálního nasazení (lékařství – nádory jater, detekce obličejů a dálkový průzkum Země).

#### 3.1 Detekce nádoru v játrech

Využití metod pro detekci homogenních oblastí v lékařství je hlavní motivací této práce. Úkolem je nalézt a označit na lékařském snímku z CT nádor na játrech. Na obrázcích se objevují tři základní případy nádoru:

##### a) Terčíkovitý tumor

Zde se na snímku nádor projevuje jako tmavší hypodenzní skvrna ohraničená po obvodu světlým hyperdensním pásem. Ve 3D se tedy jedná o hypodenzní kulovité ložisko v hyperdensní kapsli. Požadovaná oblast je na první pohled jasně patrná a díky hyperdensní kapsli je ložisko kontrastnější a tím pádem lépe detekovatelné.



Obr.5: Snímek z CT s terčíkovitým nádorem na játrech

### **b) Hypodensní tumor**

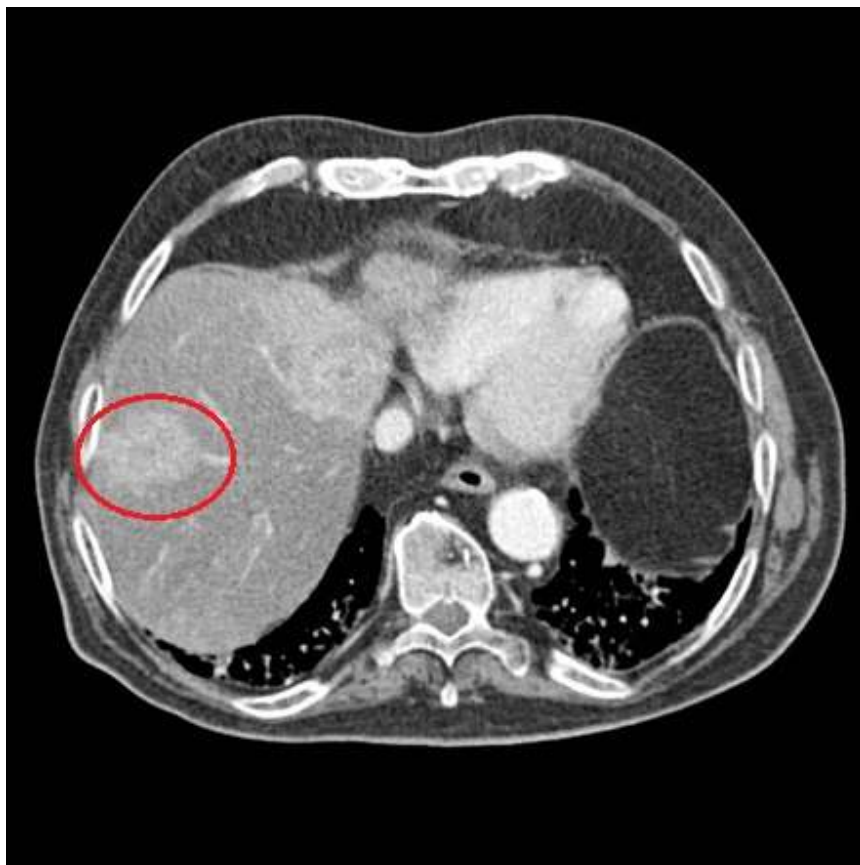
Tento typ nádoru se na snímku projevuje jako tmavá skvrna, avšak oproti předchozímu případu bez světlého ohraničení.



Obr.6: Snímek z CT s hypodensním tumorem

### **c) Hyperdensní tumor**

Hyperdensní tumor je asi nejhůře detekovatelný případ nádoru. Na obrázku představuje světlou skvrnu, která se jasově příliš neliší od okolní oblasti. Velký problém zde představuje fakt, že nádor není moc zřetelně oddělen od okolí.



Obr.7: Snímek z CT s hyperdensním tumorem

Ve všech třech případech není samotná oblast nádoru zcela homogenní. Vyskytují se zde malé kontrastní skvrny, které mohou způsobit neúplnou detekci této oblasti. Je potřeba citlivě nastavit jasový práh v algoritmech pro správné rozlišení nádoru a jeho okolí. Při používání tohoto systému detekce v praxi je potřeba zajistit snímky o konzistentních vlastnostech, aby mohlo označování oblasti probíhat automaticky bez nutného manuálního nastavování.

### 3.1.1 Laplacián gausiánu (LoG -The Laplacian of Gaussian)

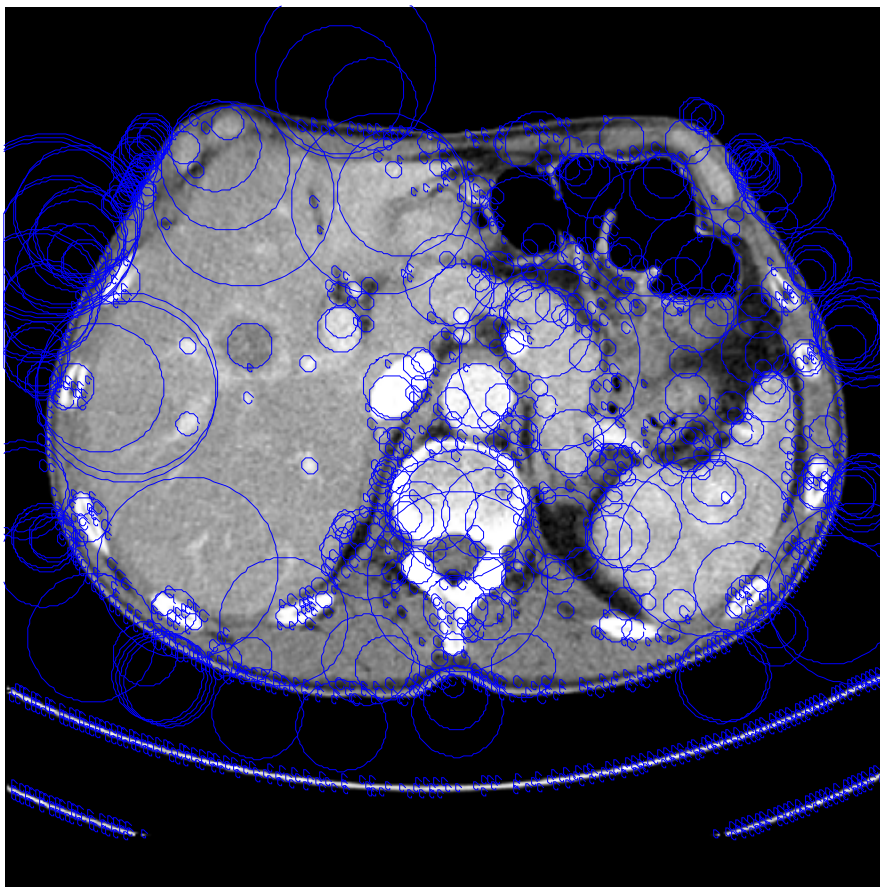
U této metody je kvalita detekce velmi závislá na konkrétním obrazu. Algoritmus je náchylný na výskyt šumu a je nutná apriorní znalost vlastností (především velikosti) detekovaných „blobů“, jak nazýváme hledané homogenní oblasti. Přesnost nalezení nádoru zhoršuje fakt, že tato metoda detekuje kruhové oblasti, tudíž jakýkoli nepravidelný tvar nebude přesně zakreslen.

U **terčíkovitého tumoru** se podařilo nalézt nádor, avšak o přesné detekci se zde nedá hovořit. Zřejmě nedostatečná homogenita oblasti způsobila, že algoritmus neoznačí celou zasaženou oblast v játrech.

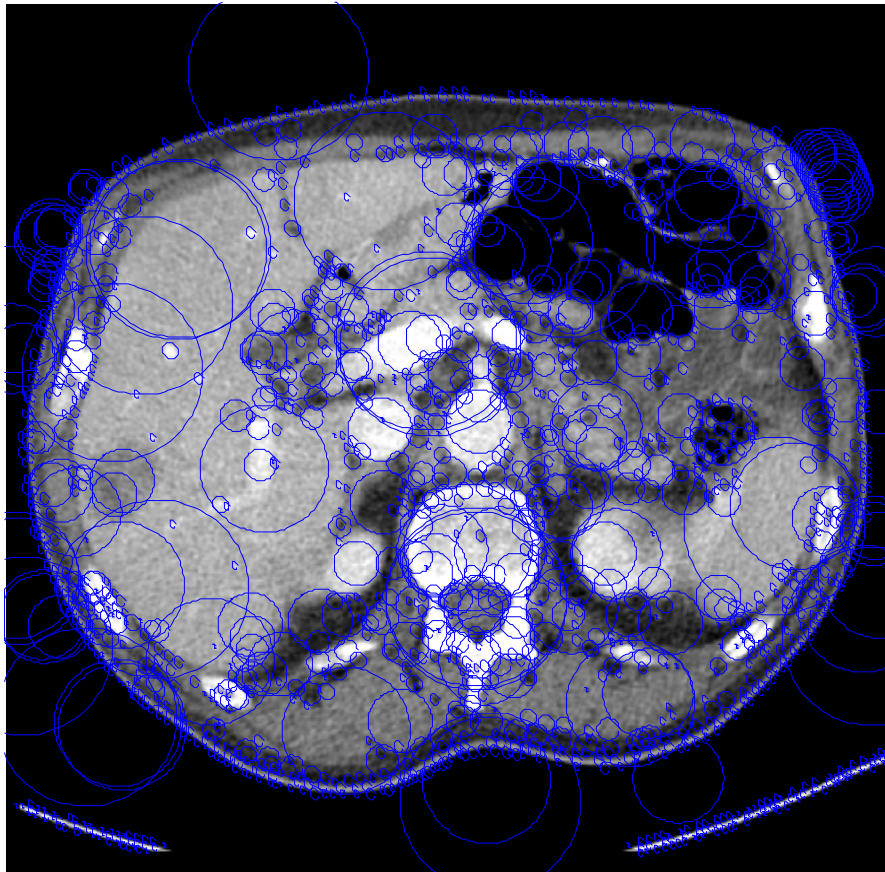
Při lokalizaci **hypodensního tumoru** bylo dosaženo podobných výsledků jako u terčíkovitého tumoru. Algoritmus našel tmavou skvrnu, ale nedokázal ji zcela přesně vymežit.

**Hyperdensní tumor** se ukázal jako nejproblematictější případ. Algoritmu se ho nepodařilo nalézt ani s nastaveným nízkým prahem. Příčinou je splývání nádoru s okolím způsobené přítomným šumem a malou jasovou odlišností tumoru od okolí. Nízký práh navíc způsobil detekci mnoha malých irelevantních oblastí.

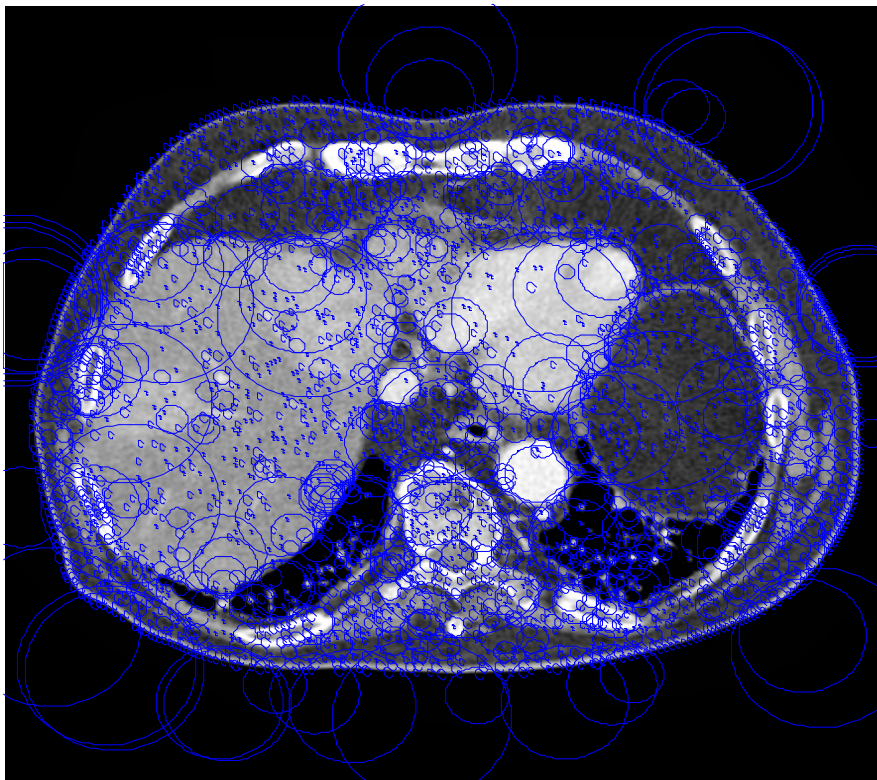
Ukázalo se, že tato metoda je schopna u terčíkovitého a hypodensního tumoru potvrdit existenci nádoru, byť jeho ohraničení není na dobré úrovni. Existují však pokročilé segmentační metody, které k inicializaci potřebují několik bodů z dané oblasti. Algoritmem by se tedy dala potvrdit existence nádoru a jedna z těchto metod by probíhala vlastní vyznačení zasažené oblasti. Použitelné segmentační metody jsou například Graph-cut či aktivní kontury.



Obr.8: Metoda LoG, terčíkovitý tumor, škálování 0:10, práh 25



Obr.9: Metoda LoG, hypodensní tumor, škálování 0:10, práh 20



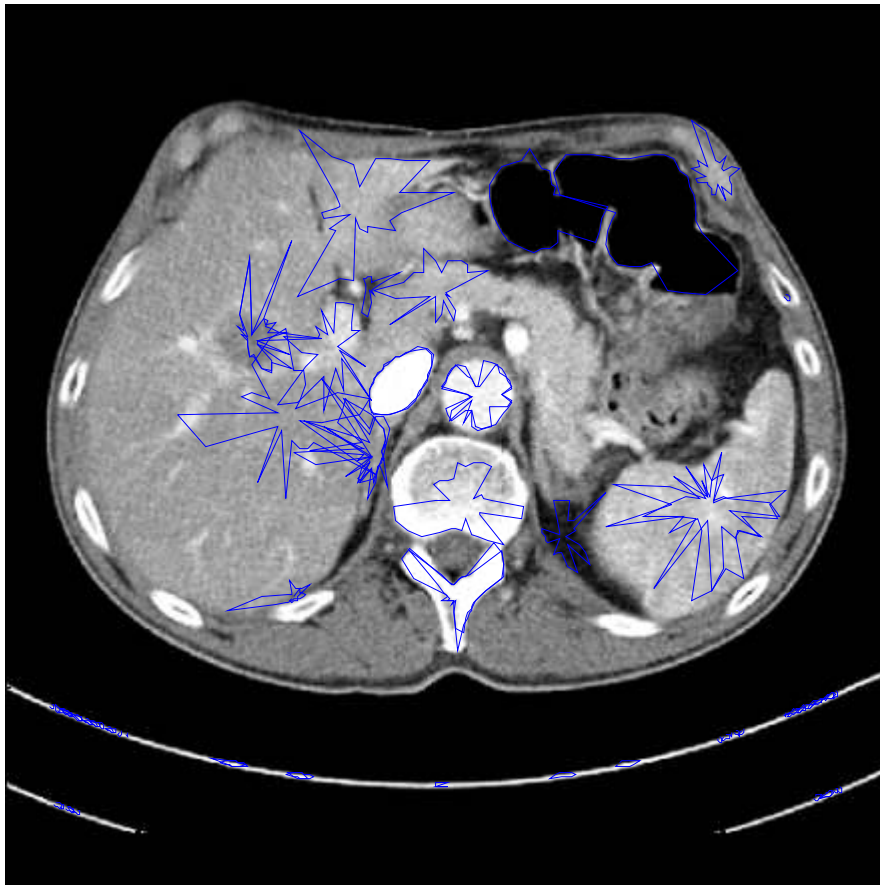
Obr.10: Metoda LoG, hyperdensní tumor, škálování 0:10, práh 10



### 3.1.2 Hinzova metoda

Stejně jako u předchozí metody je i zde nutná určitá apriorní znalost vlastností hledaných „blobů“, konkrétně na vstupu této metody je potřeba zadat očekávané rozměry detekovaných homogenních oblastí. To může představovat do jisté míry problém v praxi, neboť nelze předem znát velikost případného nádoru.

Značnou překážkou u této metody byla vizualizace nalezené oblasti ve snímku. Za původní nízkou kvalitou zakreslení okraje hledané oblasti stálo rozhodování na základě jasové hodnoty pouze dvou sousedních pixelů. Na snímcích s vyskytující se šumem nebylo tímto způsobem možné nádor přesně vyznačit. Toto úspěšně vyřešilo nasazení metody narůstání oblasti.



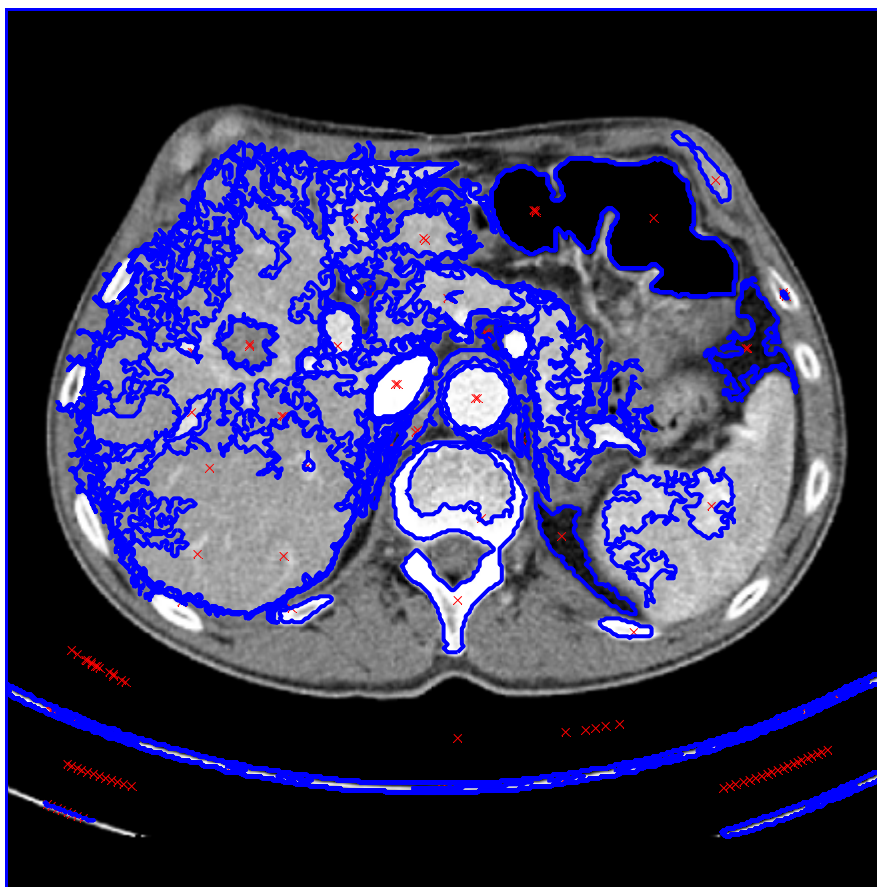
Obr.11.: Hinzova metoda, terčíkovitý tumor, původní nevhodná vizualizace

**Terčíkovitý tumor** se podařilo lokalizovat a ohraničit velmi kvalitně. Algoritmus našel přesně jeho střed a aplikováním narůstání oblasti se podařilo nález poměrně kvalitně zakreslit do snímku.

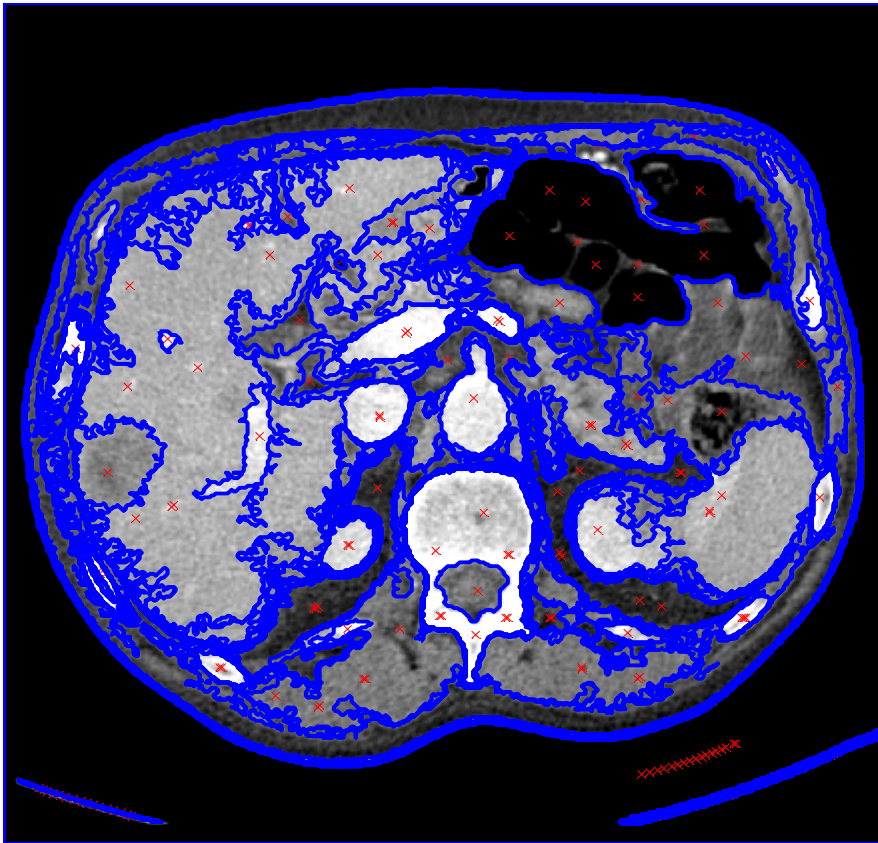
V případě **hypodensního tumoru** je situace takřka identická. Tmavý nádor se podařilo nalézt a ohraničit s vysokou přesností.

I když je **hyperdensní tumor** nejobtížněji detekovatelný typ nádoru na játrech, nebylo příliš problematické ho touto metodou lokalizovat a označit. Protože je hledaný „blob“ světlejší než okolí, může algoritmus narůstání oblasti „přetéci“ do okolních světlých míst, jsou-li blízko zasaženého místa (např. žebra).

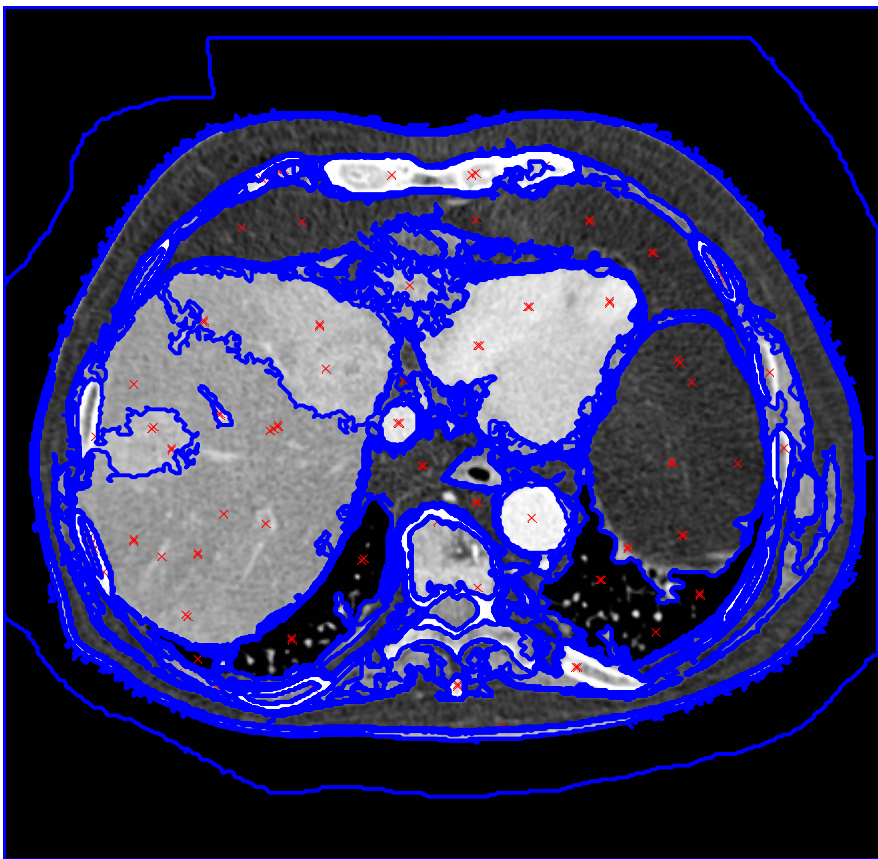
Tato metoda detekce poskytovala poměrně uspokojivé výsledky detekce postižených míst na snímcích a dokonce i dalších orgánů a částí lidského těla (páteř, střeva,..). Přesnost vizualizace výrazně zlepšilo nasazení metody narůstání oblasti.



Obr.12: Hinz, terčíkovitý tumor, zadaná velikost  $w=30 / l=30$ , narůstání oblasti s prahem 60



Obr.13: Hinz, hypodens. tumor, zadaná velikost  $w=30$  /  $l=30$ , narůstání oblasti s prahem 60



Obr.14: Hinz, hyperdens. tumor, zadaná velikost  $w=30$  /  $l=30$ , narůstání oblasti s prahem 55

### 3.1.3 Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER)

U této jako jediné ze tří testovaných metod není nutná přímá apriorní informace o vlastnostech hledaných „blobů“.

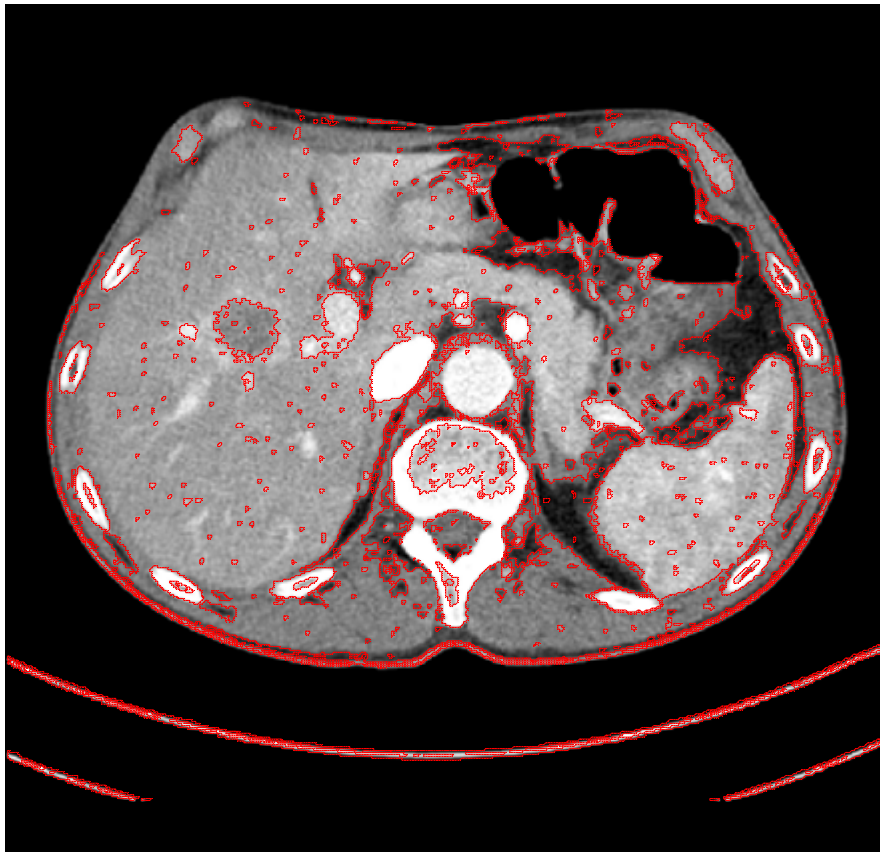
**Terčíkovitý tumor** byl detekován naprosto bez problémů, dokonce algoritmus poměrně kvalitně detekoval i jiné potenciálně zajímavé oblasti na snímku (páteř, střeva, žebra...).

**Hypodensní tumor** se touto metodou podařilo také nalézt, avšak kvalita zakreslení postiženého místa na snímku je na o něco horší úrovni. Příčinou je skutečnost, že tento typ nádoru není tak výrazně oddělen od svého okolí, jako tomu bylo v předchozím případě.

Nejobtížněji detekovatelný **hyperdensní tumor** se rovněž podařilo lokalizovat a ohraničit, kvalitu detekce ovšem snižují miniaturní „bloby“, zakreslené uvnitř vyznačeného nádoru. Je to důsledek toho, že kvůli nevýraznosti tohoto typu tumoru bylo nutné nastavit poměrně „tolerantní“ hodnoty na vstupu algoritmu (počet cyklů přežití a maximální variaci).

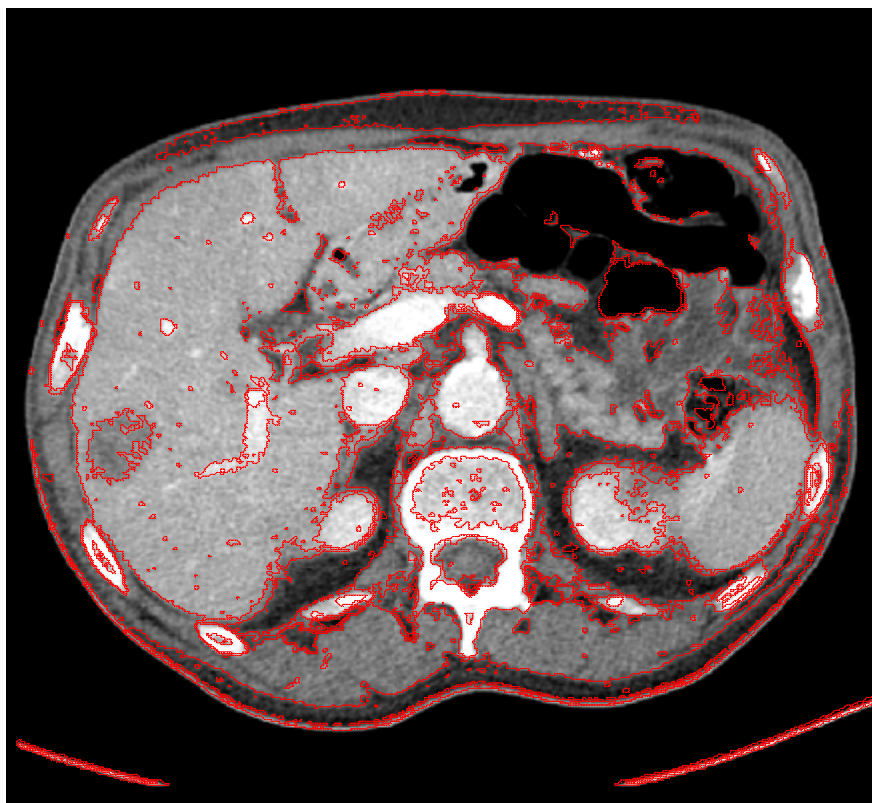
Metoda MSER se poměrně osvědčila, výsledky jsou srovnatelné s Hinzovou metodou, oproti kterém ale MSER jasně vítězí v rychlosti. Na druhou stranu s Hinzovým algoritmem použité narůstání oblasti si velmi dobře poradí s miniaturními místy, které mají odlišný jas a MSER je detekuje jako separátní „bloby“.

all



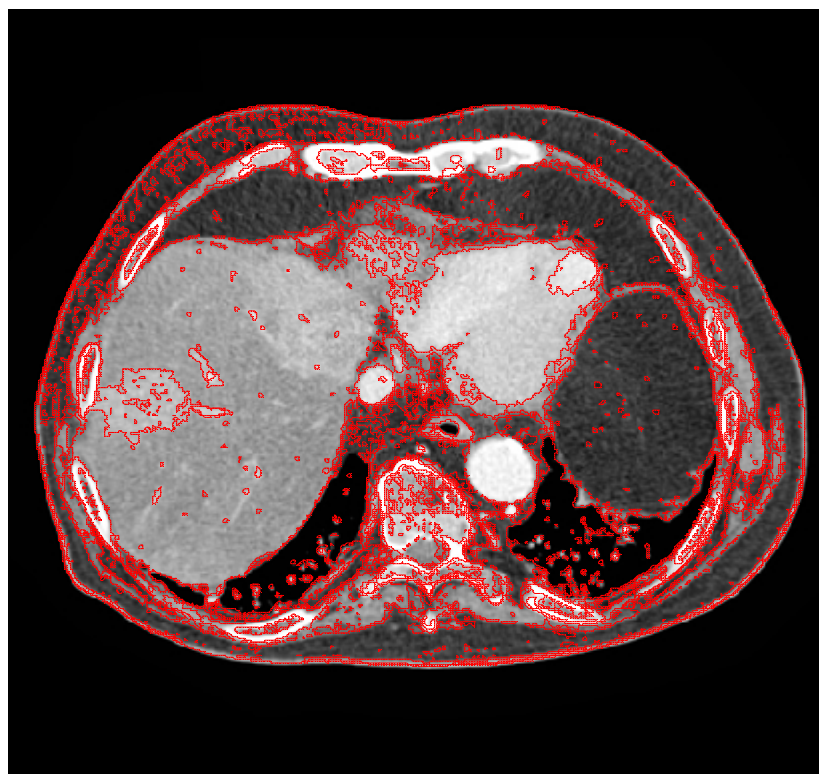
Obr.15: MSER, terčíkovitý tumor, min. diversita 0.9, max. variace 0.1, 5 cyklů přežití

all



Obr.16: MSER, hypodensní tumor, min. diversita 0.8, max. variace 0.3, 9 cyklů přežití

all



Obr.17: MSER, hyperdensní tumor, min. diversita 0.8, max. variace 0.3, 7 cyklů přežití

Při porovnávání výše uvedených metod jsme se snažili co nejpřesněji detekovat různé typy nádorů na játrech. Použití algoritmu LoG se příliš neosvědčilo, nepodařilo se s ním totiž nalézt málo výrazný hyperdensní tumor. Zbylé dva typy nádoru se povedlo lokalizovat, ale jejich zakreslení do snímku bylo značně nepřesné. Navíc v porovnání s ostatními metodami se tato jevila jako nejpomalejší. Naproti tomu při nasazení Hinzovy metody se po vyřešení problému s vizualizací podařilo dosáhnout takřka totožné kvality detekce jako u spolehlivého MSERu. U obou způsobů detekce byly úspěšně nalezeny a poměrně přesně zakresleny všechny tři typy nádorů. Nicméně v otázce rychlosti je MSER několikanásobně lepší.

## **3.2 Obličej – detekce očí**

Další uvažovanou oblastí nasazení detekce homogenních oblastí je nalezení očí na snímku obličeje. Toho by šlo využít v bezpečnostních biometrických systémech při identifikaci / verifikaci osob podle obličeje, kde je nutno pro zpracování snímku přesně lokalizovat oči a zarovnat podle nich obraz do definované polohy pro další zpracování. Jako problematické se ukázalo líčení na fotce modelky. Především tmavé oční stíny dokázaly „zmást“ algoritmy, takže oči byly nalezeny včetně tmavých míst okolo. Nutná apriorní znalost velikosti hledaných „blobů“ nepředstavuje velký problém, neboť při zajištění konstantní vzdálenosti osoby od snímače se velikosti očí u jednotlivých osob příliš lišit nebudou.

### **3.2.1 Laplaceův gausián (LoG - The Laplacian of the Gaussian)**

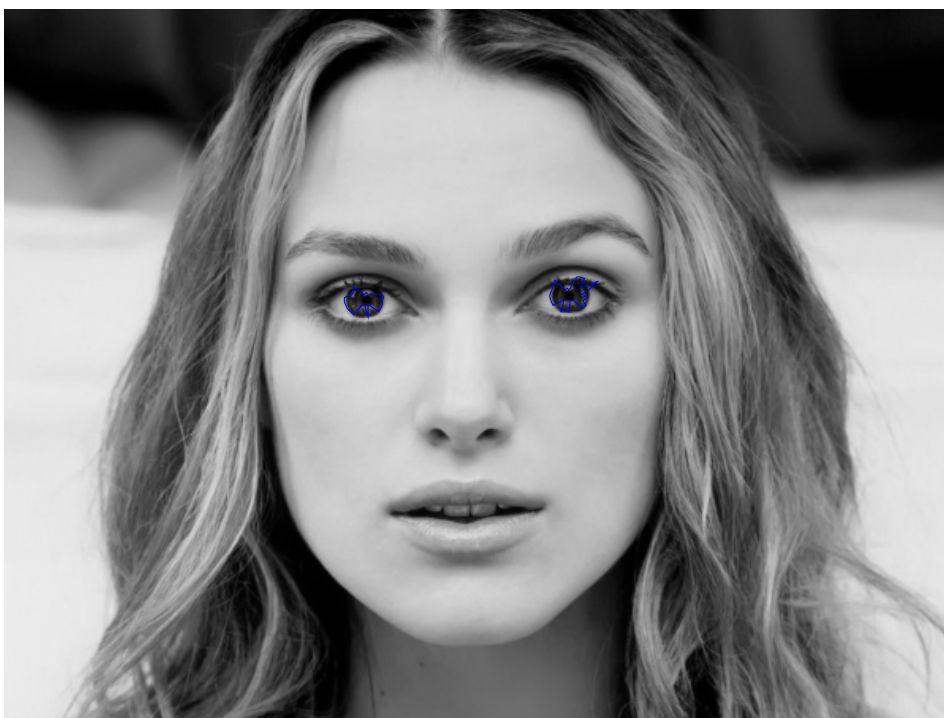
Tato metoda se pro aplikaci na snímky obličeje příliš neosvědčila. Sice se podařilo nalézt oči, ale přesnost detekce je na nízké úrovni. Z ukázky (obr. 18) je patrné, že se povedlo nalézt také další potenciálně zajímavá místa v obraze (např. nosní dírky, ústa).



Obr.18: LoG, detekce očí, škálování 3:8, práh 50

### 3.2.2 Hinzova metoda

Stejně jako u předchozího přístupu i zde nehraje důležitou roli nutná apriorní informace o velikosti hledaných homogenních oblastí. Při detekci touto metodou bylo třeba nastavit citlivě jasový práh, neboť svislé poloviny obličeje nejsou stejně osvětleny, z toho důvodu bylo problematické zajistit stejně kvalitní detekci u obou očí. Řešením by bylo přisvětlení bleskem u snímacího zařízení, což by ovšem způsobovalo oslnění a mrknutí snímaných osob. Ideální by bylo osvětlení bílým zářivkovým světlem. Původní jednoduchá vizualizace nalezených oblastí se ani zde neosvědčila, proto byla i tady nahrazena narůstáním oblasti. Nejlepší výsledek, kterého se s touto metodou povedlo dosáhnout, zobrazuje obr. 20. O obou očí je ohraničena odspodu většina duhovky, na kterou navazuje tmavý okraj očního víčka. Na levé polovině se podařilo ohraničit i bělmo, ale u pravého oka algoritmus označil jen tmavý stín kolem oka. I tak lze detekci označit jako poměrně přesnou, neboť při přímém pohledu je střed oka uprostřed nalezené duhovky a právě tento bod je při rozpoznávání podle obličeje stěžejní. Kromě očí se podařilo detekovat přesně také ústa, nosní dírky a obočí.



Obr.19: Hinz, původní nevhodná vizualizace

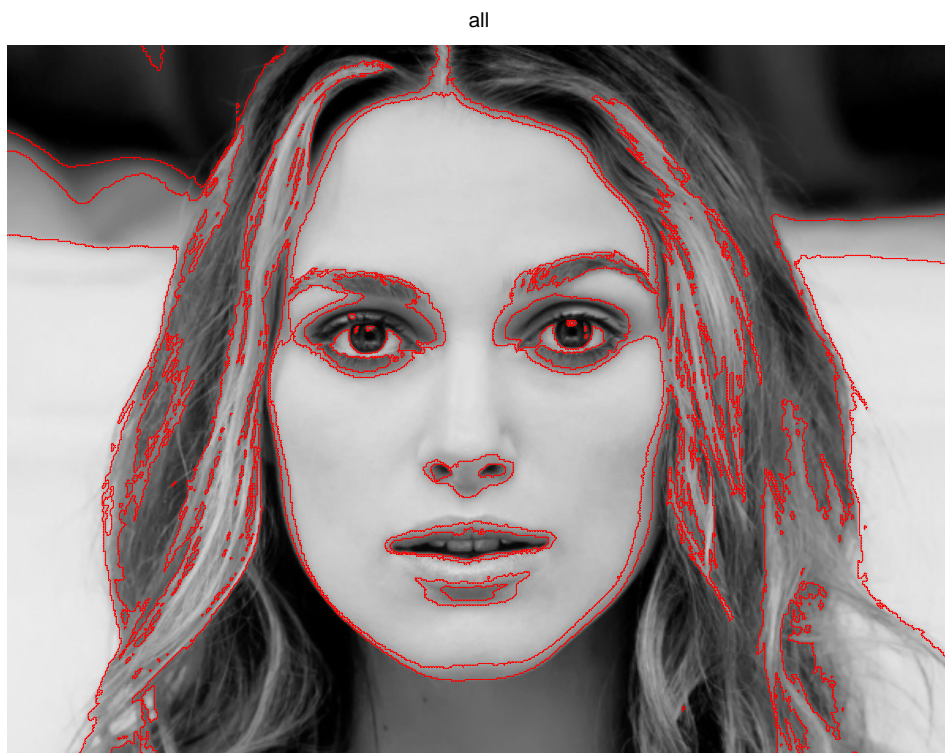


Obr.20: Hinz, detekce obličeje, narůstání oblasti, zadaná velikost  $w=30$ ,  $l=30$ , práh 40



### 3.2.3 Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER)

Tato metoda dle očekávání podala kvalitní výsledky. U obou očí se povedlo přesně nalézt duhovku i bělmo, navíc stejně jako předchozí i tento algoritmus dokázal zakreslit ústa, nosní dírky a obočí. MSER je tedy méně náchylný na rozdílný jas u detekovaných oblastí.



Obr.21: MSER, detekce obličeje, min. diversita 0.5, max. variace 0.08, 12 cyklů přežití

Z uvedených výsledků je patrné, že stejně jako u detekce nádorů jsou favority metody MSER a Hinzův algoritmus. Obě dokázaly nalézt v obličeji oči a také ústa, nosní dírky a obočí. MSER je o poznání rychlejší a také nemá problém s odlišným jasnem jedné ze dvou hledaných oblastí. Negativní vliv líčení modelky na úspěšnost detekce očí by se dal eliminovat použitím Houghovy transformace, pomocí níž lze v obraze detekovat kružnice.

### 3.3 Dálkový průzkum Země

Jako poslední byly pro experimenty použity satelitní snímky z průzkumu Země. Toho by se dalo využít v lokalizaci homogenních úkazů na fotkách, jako jsou střechy budov, vodní plochy, pole nebo vegetace. Velký problém zde představuje velmi vysoká variabilita „blobů“ na snímcích. Kvalita detekce bude také silně záviset na době pořízení obrázku a na panujících

klimatických poměrech. Z tohoto důvodu se dá předpokládat, že nejvhodnější metodou bude MSER, neboť zde není nutná žádná informace o vlastnostech detekovaných oblastí.

### 3.3.1 Laplacián gausiánu (LoG - The Laplacian of the Gaussian)

Z experimentů bylo zjištěno, že tato metoda není vhodná pro detekci homogenních oblastí v satelitních snímcích Země. Podařilo se pouze částečně detekovat tmavá místa, jako jsou stíny a keře. Dále byl značný problém s rychlostí, neboť u obrázků s rozlišením nad 1000x1000 pixelů trvala detekce i několik desítek minut. Tato metoda se tedy nehodí na takto rozměrné a členité snímky.

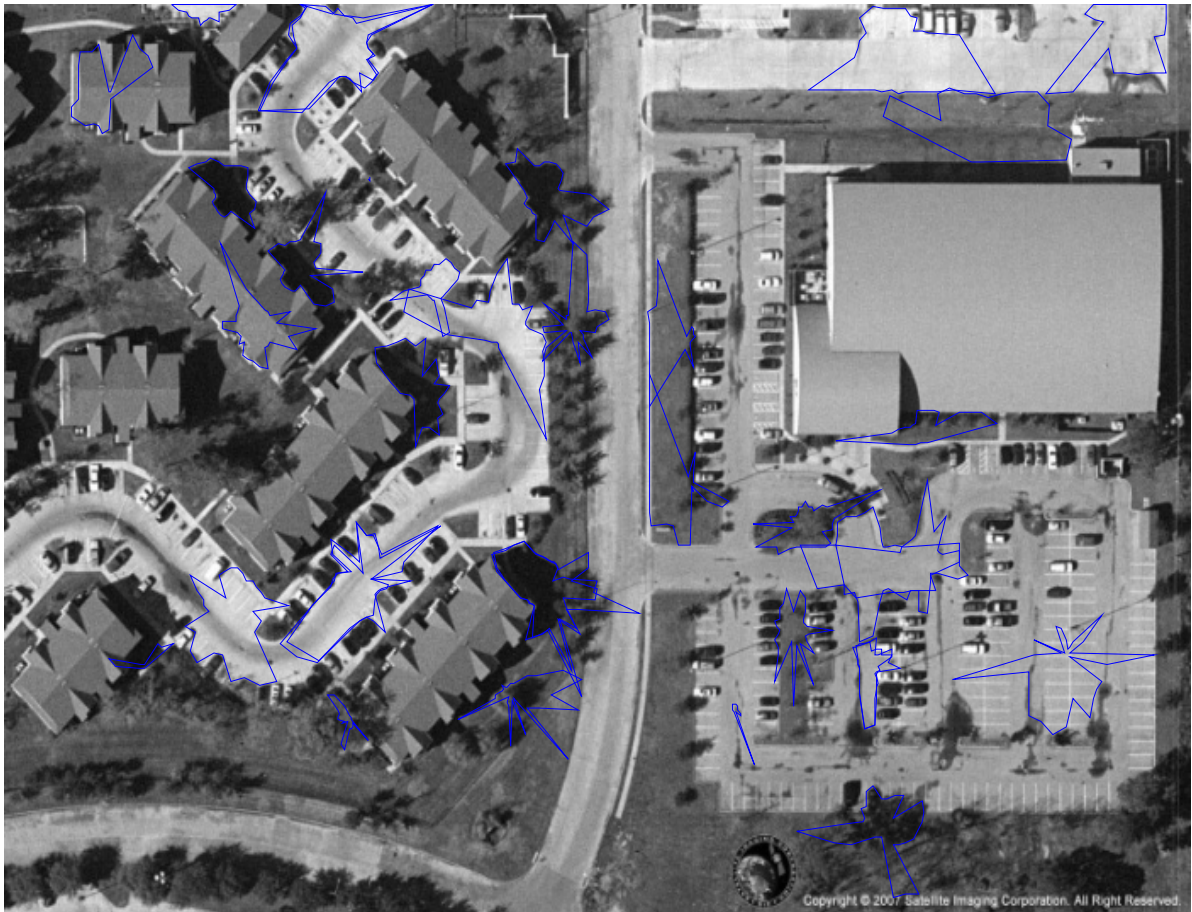


Obr.22: LoG, průzkum Země, škálování 8:12, práh 35

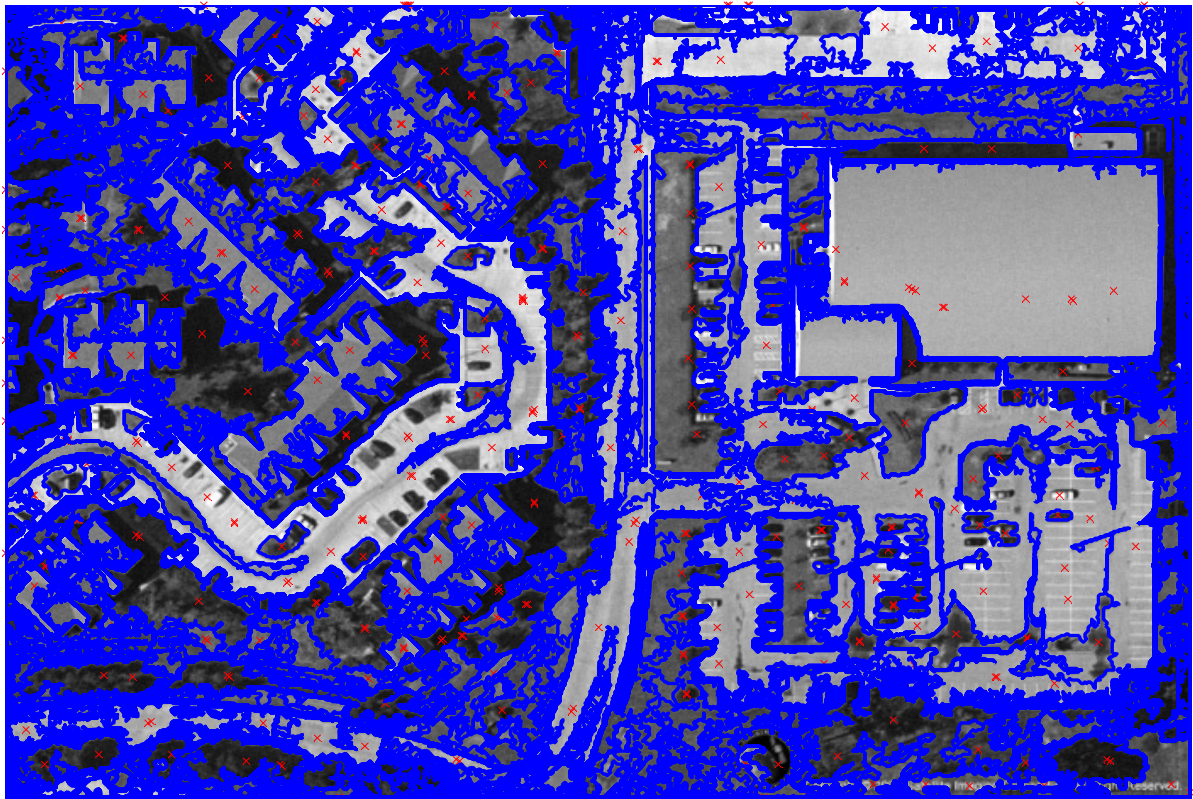
### 3.3.2 Hinzova metoda

S původní vizualizací se tato metoda neosvědčila. Podařilo se nalézt části trávníků, střech a tmavá místa, jako jsou keře a stíny. Po nasazení algoritmu narůstání oblasti se výsledky jevíly

jako uspokojivé. Zde záleží na konkrétním účelu, pro který by se detekce „blobů“ na satelitních snímcích prováděla. Metoda našla všechny střechy a místa porostlá travou, naproti tomu v částech s vyšší vegetací je tento způsob detekce nepoužitelný kvůli nehomogenitě těchto míst. Na ulicích algoritmu vadily bílé čáry vodorovného značení, protože jejich jasová hodnota se od okolního asfaltu výrazně liší.



Obr.23: Hinz, průzkum Země, původní nevhodná vizualizace

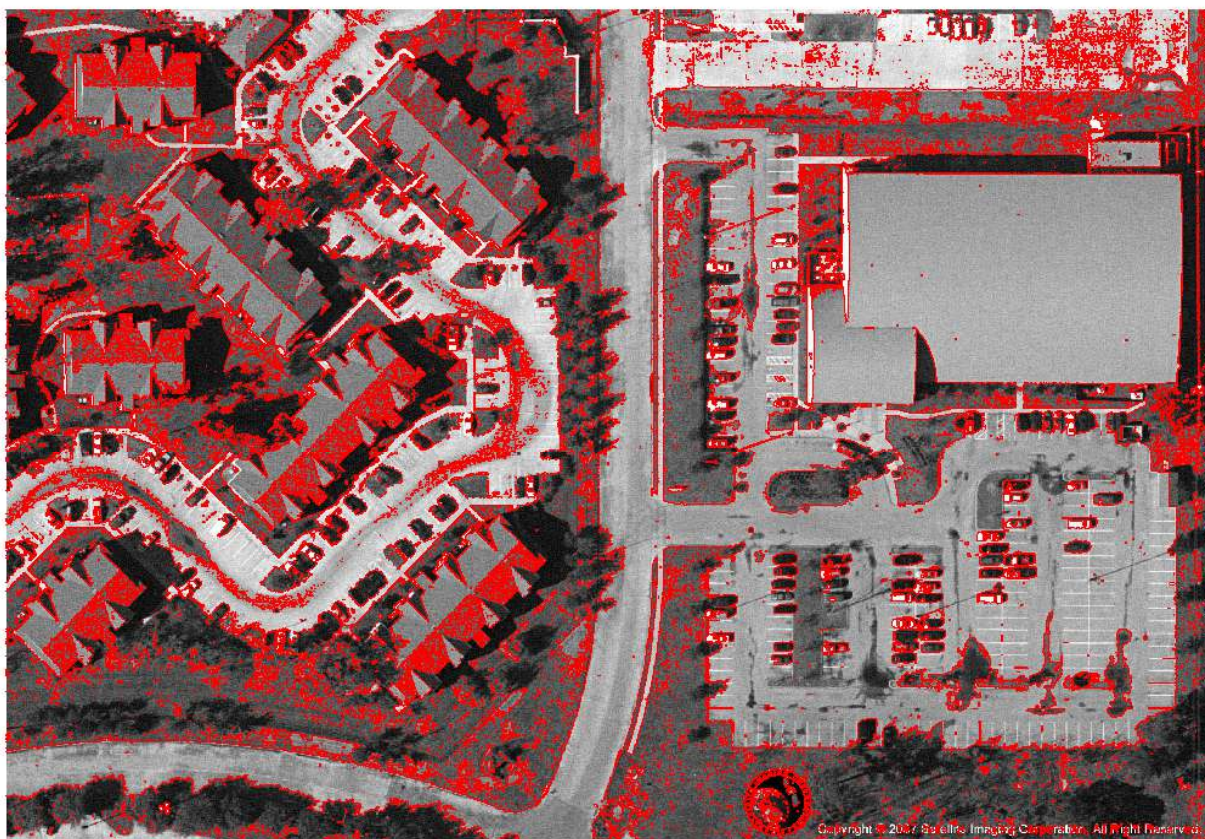


Obr.24: Hinz, průzkum Země, narůstání oblasti, zadaná velikost  $w=30$ ,  $l=30$ , práh 90

### 3.3.3 Maximálně stabilní extrémní oblasti (MSER)

Dle očekávání poskytovala tato metoda nejvyšší kvalitu detekce homogenních oblastí v družicových snímcích Země. Podařilo se přesně nalézt střechy jednotlivých budov, většinu zatravněných i asfaltových ploch a také všechny tmavé stíny. Dokonce je možno přesně lokalizovat všechna auta na parkovišti, což by mohlo být jedno z možných využití této metody v praxi. Menší problémy nastaly s tmavšími místy na střechách a také na cestách s nehomogenním povrchem, kde místo jedné plochy algoritmus zakreslil velmi mnoho miniaturních „blobů“, které po zakreslení splývají v jednu barevnou skvrnu.

all



Obr.25: MSER, průzkum Země, min. diversita 0.8, max. variace 0.13, 12 cyklů přežití

Naproti předchozím dvěma oblastem nasazení těchto metod se zde nepodařilo Hinzovu metodou dosáhnout obdobných výsledků jako s MSER, který je také zdaleka nejrychlejší. Navíc s takto rozměrnými a členitými obrázky trvá nalezení a zakreslení „blobů“ narůstáním oblasti u Hinzovy metody i několik minut a výsledky jsou znatelně méně přesné. Laplaceův gausián se jevil jako nevhodný pro tento typ snímků, nepodařilo se mu detekovat kvalitně žádnou z potenciálně zajímavých oblastí a samotný průběh skriptu snímkem je otázkou několika desítek minut.

## 4 ZÁVĚR

Hlavním záměrem této práce bylo porovnat tři základní metody pro detekci homogenních oblastí v obraze a určit vhodnost jejich nasazení v praxi. Primárním cílem byla úspěšná detekce nádoru jater v lékařských snímcích, přičemž dále byla testována možnost využití detekce homogenních oblastí také při dálkovém průzkumu Země či při rozpoznávání osob podle obličeje. Postupně byly otestovány metody Laplacián gausiánu, Hinzova metoda [3] a MSER [4].

Pro nalezení tumoru na játrech je podle výsledků nejméně vhodný Laplacián gausiánu. Touto metodou se podařilo potvrdit existenci nádoru na dvou ze tří pokusných snímků a lokalizace nádoru nebyla ani v jednom případě zcela přesná. Naopak Hinzova metoda v kombinaci s narůstáním oblasti poskytovala uspokojivé výsledky, všechny nádory byly nalezeny a přesně ohraničeny ve snímku. Kvalita detekce touto metodou byla bez potíží srovnatelná s MSER, avšak v rychlosti za touto metodou zaostává.

Při detekci očí v obličeji dokázal Laplacián gausiánu nalézt oči modelky, ovšem jako problematické se opět ukázalo jednoduché zakreslování výsledků pomocí kružnic o různém průměru. Pro Hinzovu metodu představoval překážku odlišný jas u obou očí a také líčení modelky. Podařilo se nalézt duhovku, avšak kvůli nekonzistentnímu osvětlení celého obličeje algoritmus označil i část očního víčka. Nicméně středy obou očí se podařilo přesně lokalizovat a dále byly nalezeny také ústa, nosní dírky a obočí. MSER také detekoval kromě očí tyto potenciálně důležité body, avšak oproti předchozí metodě se dobře vypořádal s odlišným jasnem u obou očí a detekce proběhla několikanásobně rychleji.

Pro dálkový průzkum Země se Laplacián gausiánu vůbec neosvědčil, velký problém byl v rychlosti tohoto algoritmu, neboť u snímku s rozlišením 700x500 trval průchod skriptu obrázkem několik desítek minut, navíc nebyly detekovány žádné významné homogenní oblasti. Hinzova metoda lokalizovala všechny střechy a většinu asfaltových ploch. V místech s různorodou vegetací je tento postup nepoužitelný kvůli přílišné nehomogenitě těchto míst. Nejlépe v tomto srovnání dopadl MSER. Detekce byla velmi rychlá a kvalitní. V obrázku se podařilo vyznačit všechny střechy budov, asfaltové plochy i trávníky. Dokonce tato metoda přesně našla všechny auta na parkovišti.

Z porovnání výše uvedených metod vychází nejlépe MSER, koneckonců tento způsob detekce sloužil jako měřítko, kterému jsme se snažili přiblížit se zbývajícími dvěma metodami. Laplacián gausiánu se neosvědčil především kvůli rychlosti a velmi jednoduché vizualizaci

nalezených „blobů“. Nasazení narůstání oblasti u této metody by určitě zlepšilo přesnost označování nalezených blobů. Hinzova metoda se při detekci nádoru na játrech zcela vyrovnala MSERu. Oproti němu ale navíc díky použití Gaussova filtru neoznačovala body s odlišným jasnem uvnitř nádoru jako separátní „bloby“. Tento postup detekce poskytoval kvalitní výsledky detekce také při detekci očí v obličejích, avšak pro dálkový průzkum Země neměl MSER konkurenci.

Do budoucna by bylo možné zrychlit detekci homogenních oblastí použitím pouze části obrazu, kde jsou hledané „bloby“ očekávány. V případě zde použitých lékařských snímků by to znamenalo omezit detekci pouze na oblast jater, kde chceme lokalizovat nádor. Prohledávaná oblast by tak představovala 30-35% původní plochy obrazu a detekce tumoru by mohla probíhat efektivněji.

## LITERATURA A PRAMENY

- [1] SONKA, Milan. *Image processing, analysis, and machine vision*. International student ed. Mason, OH: Thomson, 2007, p. cm. ISBN 04-952-4438-4.
- [2] ŽELEZNÝ, Miloš. *Zpracování digitalizovaného obrazu*. Plzeň: nevedeno, 2006. ISBN nevedeno. Dostupné z: <http://www.kky.zcu.cz/cs/courses/zdo>
- [3] HINZ, Stefan. *Fast and subpixel precise blob detection and attribution*. München, Germany, 2005. IEEE: 0-7803-9134-9/05/20.00. Remote sensing technology. Technical University München.
- [4] Robust Wide Baseline Stereo from Maximally Stable Extremal Regions. In: ROSIN, Paul L, A MARSHALL, M. URBAN a T. PAJDLA. *BMVC 2002: proceedings of the 13th British Machine Vision Conference : 2nd-5th September 2002, Cardiff University*. Great Britain: BMVA, c2002, s. 384-393. ISBN 1901725200. DOI: 10.5244/C.16.36.
- [5] PŘINDA, Tomáš. *Blob detection*. Plzeň, 2012. ISBN nevedeno. Semestrální práce. Katedra kybernetiky, FAV, ZČU.
- [6] Region Growing (2D/3D grayscale). THE MATHWORKS, Inc. *MathWorks* [online]. 2011 [cit. 2013-03-08]. Dostupné z: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/32532-region-growing-2d3d-grayscale>
- [7] GRIM, Miloš a Rastislav DRUGA. *Základy anatomie*. 1. vyd. Praha: Galén, 2005, ISBN 80-726-2302-8.
- [8] DYLEVSKÝ, Ivan. *Somatologie: [učebnice pro zdravotnické školy a bakalářské studium]*. Vyd. 2., přeprac. a dopl. Olomouc: Epava, 2000. ISBN 80-862-9705-5.



[9] DUŠEK Ladislav, MUŽÍK Jan, KUBÁSEK Miroslav, KOPTÍKOVÁ Jana, ŽALOUDÍK Jan, VYZULA Rostislav. Epidemiologie zhoubných nádorů v České republice [online]. Masarykova univerzita, 2005, [cit. 2013-4-22]. Dostupný z WWW: <http://www.svod.cz>. ISSN 1802 – 8861.

## SEZNAM OBRÁZKŮ

- Obr.1: Uměle vytvořené homogenní oblasti pro testování metod (Zdroj: [5] )
- Obr.2: Ukázka Scale-space reprezentace po aplikaci Gaussovského filtru (Zdroj: vlastní)
- Obr.3: Ukázka chyby vizualizace Hinzovy metody podle [3]
- Obr.4: Vizualizace pomocí metody narůstání oblasti
- Obr.5: Snímek z CT s terčíkovitým nádorem na játrech
- Obr.6: Snímek z CT s hypodensním tumorem
- Obr.7: Snímek z CT s hyperdensním tumorem
- Obr.8: Metoda LoG, terčíkovitý tumor, škálování 0:10, práh 25
- Obr.9: Metoda LoG, hypodensní tumor, škálování 0:10, práh 20
- Obr.10: Metoda LoG, hyperdensní tumor, škálování 0:10, práh 10
- Obr.11.: Hinzova metoda, terčíkovitý tumor, původní nevhodná vizualizace
- Obr.12: Hinz, terčíkovitý tumor, zadaná velikost  $w=30 / l=30$ , narůstání oblasti s prahem 60
- Obr.13: Hinz, hypodens. tumor, zadaná velikost  $w=30 / l=30$ , narůstání oblasti s prahem 60
- Obr.14: Hinz, hyperdens. tumor, zadaná velikost  $w=30 / l=30$ , narůstání oblasti s prahem 55
- Obr.15: MSER, terčíkovitý tumor, min. diversita 0.9, max. variace 0.1, 5 cyklů přežití
- Obr.16: MSER, hypodensní tumor, min. diversita 0.8, max. variace 0.3, 9 cyklů přežití
- Obr.17: MSER, hyperdensní tumor, min. diversita 0.8, max. variace 0.3, 7 cyklů přežití
- Obr.18: LoG, detekce očí, škálování 3:8, práh 50
- Obr.19: Hinz, původní nevhodná vizualizace
- Obr.20: Hinz, detekce obličeje, narůstání oblasti, zadaná velikost  $w=30, l=30$ , práh 40
- Obr.21: MSER, detekce obličeje, min. diversita 0.5, max. variace 0.08, 12 cyklů přežití
- Obr.22: LoG, průzkum Země, škálování 8:12, práh 35
- Obr.23: Hinz, průzkum Země, původní nevhodná vizualizace
- Obr.24: Hinz, průzkum Země, narůstání oblasti, zadaná velikost  $w=30, l=30$ , práh 90
- Obr.25: MSER, průzkum Země, min. diversita 0.8, max. variace 0.13, 12 cyklů přežití

## SEZNAM GRAFŮ

Graf 1: Incidence a mortalita zhoubných nádorů jater a intrahepatálních žlučových cest v ČR

Graf 2: Výskyt zhoubných nádorů jater a intrahepatálních žlučových cest v ČR podle věku