Sem vložte zadání Vaší práce.

# ČESKÉ VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V PRAZE FAKULTA INFORMAČNÍCH TECHNOLOGIÍ KATEDRA TEORETICKÉ INFORMATIKY



Bakalářská práce

# Zlepšení přesnosti zpracování obrazu pro měření mikrotvrdosti

Michal Navrátil

Vedoucí práce: Ing. Martin Šlapák

4. května 2016

# Poděkování

Rád bych zde poděkoval Ing. Martinu Šlapákovi za ochotu, odborné rady a laskavost při vedení této práce. Dále bych rád poděkoval své rodině za jejich podporu.

# Prohlášení

Prohlašuji, že jsem předloženou práci vypracoval(a) samostatně a že jsem uvedl(a) veškeré použité informační zdroje v souladu s Metodickým pokynem o etické přípravě vysokoškolských závěrečných prací.

Beru na vědomí, že se na moji práci vztahují práva a povinnosti vyplývající ze zákona č. 121/2000 Sb., autorského zákona, ve znění pozdějších předpisů. V souladu s ust. § 46 odst. 6 tohoto zákona tímto uděluji nevýhradní oprávnění (licenci) k užití této mojí práce, a to včetně všech počítačových programů, jež jsou její součástí či přílohou, a veškeré jejich dokumentace (dále souhrnně jen "Dílo"), a to všem osobám, které si přejí Dílo užít. Tyto osoby jsou oprávněny Dílo užít jakýmkoli způsobem, který nesnižuje hodnotu Díla, a za jakýmkoli účelem (včetně užití k výdělečným účelům). Toto oprávnění je časově, teritoriálně i množstevně neomezené. Každá osoba, která využije výše uvedenou licenci, se však zavazuje udělit ke každému dílu, které vznikne (byť jen zčásti) na základě Díla, úpravou Díla, spojením Díla s jiným dílem, zařazením Díla do díla souborného či zpracováním Díla (včetně překladu), licenci alespoň ve výše uvedeném rozsahu a zároveň zpřístupnit zdrojový kód takového díla alespoň srovnatelným způsobem a ve srovnatelném rozsahu, jako je zpřístupněn zdrojový kód Díla.

České vysoké učení technické v Praze Fakulta informačních technologií

© 2016 Michal Navrátil. Všechna práva vyhrazena.

Tato práce vznikla jako školní dílo na Českém vysokém učení technickém v Praze, Fakultě informačních technologií. Práce je chráněna právními předpisy a mezinárodními úmluvami o právu autorském a právech souvisejících s právem autorským. K jejímu užití, s výjimkou bezúplatných zákonných licencí, je nezbytný souhlas autora.

# Odkaz na tuto práci

Navrátil, Michal. Zlepšení přesnosti zpracování obrazu pro měření mikrotvrdosti. Bakalářská práce. Praha: České vysoké učení technické v Praze, Fakulta informačních technologií, 2016.

# **Abstrakt**

Tato práce pojednává o metodách zpracování digitálního obrazu a jejich implementaci pro určení mikrotvrdosti na základě obrazových dat pořízených z mikrotvrdoměru. V úvodu práce jsou uvedeny metody měření mikrotvrdosti a po seznámení se s předešlou prací MICHAL jsou rozebrány zdroje jejich nepřesností. Důsledkem je implementace nového algoritmu pro detekci vpichu. Následuje popis postupu jednotlivých fází nově implementovaného algoritmu, počínaje předzpracováním obrazových dat. Dále nalezneme střed hledaného vpichu, s jehož pomocí využitím hranové detekce s Houghovou transformací a metodou konvexního obalu určíme dvě na sobě nezávislá řešení detekce vpichu. V konečné fázi sloučíme tyto výsledky a vypočítáme hledanou mikrotvrdost, popřípadě rozhodneme o neúspěchu detekce pro dané měření. Navržené metody jsou implementovány v jazyce C++ za použití knihovny OpenCV. Výsledkem práce je zlepšení spolehlivosti detekce vpichu a přesnosti měření jeho rozměrů pro určení mikrotvrdosti měřeného materiálu.

**Klíčová slova** měření mikrotvrdosti, zpracování obrazu, OpenCV, počítačové vidění, mikrotvrdost

# **Abstract**

This thesis discusses methods of digital image processing and their implementation to determine the microhardness based on image data acquired from microhardness tester. In the introduction of the work there are given the methods of microhardness measurement and after becoming familiar with the previous work MICHAL the sources of its inaccuracies are analysed. As a result a new algorithm for puncture detection is implemented. The following is a description of the individual phases of the newly embedded algorithm, beginning pre-processing of image data. Furthermore, we find the center of the analysed puncture and use it for edge detection with the Hough transform method and the convex hull method to determine two independent detection solutions. In the final phase we will merge these results and calculate searched microhardness, or decide on failure detection for the measurement. The proposed methods are implemented in the C++ language with an OpenCV library. The result of this work is the improvement of the reliability of the puncture detection and evaluation of precision of its dimensions to determine the microhardness measured material.

**Keywords** microhardness measurement, image processing, OpenCV, computer vision, microhardness

# Obsah

U	vod		Т
1	Cíl	práce	3
2	Ana	alýza a návrh	5
	2.1	Mikrotvrdost	5
	2.2	Test podle Vickerse	6
	2.3	Mikrotvrdoměr Qness Q10	6
	2.4	Detekce nepřesností a metody řešení	6
3	Rea	alizace	9
	3.1	Předzpracování	9
	3.2	Detekce vzorem	12
	3.3	Houghova transformace	15
	3.4	Konvexní obal	18
	3.5	Sloučení výsledků	21
	3.6	Testování a určení parametrů	21
4	Mě	ření kvality výstupu	<b>25</b>
Zá	věr		31
$\mathbf{Li}^{\cdot}$	terat	tura	33
$\mathbf{A}$	Sez	nam použitých zkratek	35
В	Obs	sah přiloženého CD	37

# Seznam obrázků

$\frac{2.1}{2.2}$	Diamantový hrot pro test podle Vickerse (převzato z [1]) Mikrotvrdoměr Qness Q10 (převzato z [2])	7 7
3.1	Jednotlivé fáze programu a jejich pořadí	10
3.2	Část obrazu vpichu, v levé části před prahováním a v pravé části po prahování.	11
3.3	Aplikace morfologických operací a jejich efekt. Zleva postupně originální obrázek, obrázek po aplikaci dilatace a obrázek po aplikaci eroze. (převzato z [3])	12
3.4	Obraz použitého vzoru vpichu	13
3.5	Nalezení středu vpichu na předzpracovaném obrazu (vlevo). Vpravo matice znázorňující pravděpodobnosti výskytu hledaného vzoru	13
3.6	Ukázka aplikace Feature detekce za použití <i>AKAZE</i> metody s porovnávacím algoritmem Brute-Force využívající Hammingovu vzdá-	
	lenost.	14
3.7	Vyplnění prostoru nalezeného středu vpichu	15
3.8	Cannyho hranová detekce. Vlevo vyříznutá část obrazu před pou-	
	žitím detekce, vpravo po použití detekce	17
3.9	Reprezentace přímky $(r, \theta)$ v prostoru $(x, y)$	18
3.10	Vizualizace přímek nalezených Houghovou transformací	19
3.11	Průsečíky přímek nalezených Houghovou transformací (vlevo) a je-	
	jich následné rozmístění do skupin (vpravo). Červený kříž znázor-	
	ňuje střed nalezený v kapitole	19
3.12	Výsledek detekce za použití Hougovy transformace	20
3.13	Výsledek detekce za použití Konvexního obalu	20
	Výsledek detekce implementovaného algoritmu	22
4.1	Graf úspěšnosti měření mikrotvrdosti a počtu změřených dat	27

# Seznam tabulek

3.1	Porovnání evolučního algoritmu.	23
3.2	Hodnoty parametrů	24
4.1	Výsledky měření mikrotvrdosti pro jednotlivá obrazová data z tes-	
	tovacího datového setu DAR6-RD	26
4.2	Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na testovacím setu	
	dat DAR6-RD	27
4.3	Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na testovacím setu	
	dat DAR6-TD	28
4.4	Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na testovacím setu	
	dat DR6-RD.	28
4.5	Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na testovacím setu	
	dat DR6-TD.	28
4.6	Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na všech 177 testova-	
	cích datech.	29

# Úvod

Mikrotvrdost je dnes v mnoha případech nutnou součástí znalosti konstrukčních materiálů a má velmi důležitou roli v mnoha odvětvích. Využívá se nejen například při určování úspěšnosti kalení nebo legování oceli pro použití v letectví či lékařství, ale také například pro výzkum nových materiálů.

Vlastnostmi materiálů, včetně mikrotvrdosti, se v naší republice zabývá například Katedra fyziky materiálů Matematicko-fyzikální fakulty Univerzity Karlovy v Praze, kde se pro její měření používají zařízení Qness Q10 2.2.

Měření mikrotvrdosti tímto zařízením spočívá ve vtlačení diamantového tělíska (indentoru) do materiálu přesně definovanou silou. Daná deformace je následně vyfocena za pomoci optického mikroskopu a digitální snímek zpracován. Na základě velikosti stopy vpichu je pak vypočítána mikrotvrdost daného materiálu. Proto je pro úspěšné měření mikrotvrdosti nezbytná právě samotná detekce vpichu a následné rozpoznání jeho rozměrů z digitálního obrazu. Běžným postupem v takovémto případě právě proto bývá algoritmická detekce objektů v obraze.

Práce pojednává o několika metodách zpracování obrazu a jejich využití k detekci vpichu a určení jeho rozměrů pro výpočet mikrotvrdosti materiálu. Dále o návrhu vhodného předzpracování obrazu, které je například pro Hougovu transformaci 3.3 nezbytné.

# Kapitola 1

# Cíl práce

Úspěšnost vyhodnocování obrázků u dodávaného SW mikrotvrdoměru Qness Q10 (resp. Q30) je nedostatečná, vznikl tedy alternativní SW s názvem MI-CHAL (MICro Hardness AnaLysis), jenž je výsledkem starší práce [4], jejímž cílem bylo dosáhnout větší úspěšnosti v určování mikrotvrdosti. I přes vyšší úspěšnost při detekci vpichu dosahuje nástroj MICHAL nižší přesnosti než originální SW, což znesnadňuje praktické použití.

Cílem této práce je tedy zlepšení přesnosti a spolehlivosti programu pro automatické určování mikrotvrdosti na základě obrazových dat z mikrotvrdoměru a jeho konfigurace. Pro každý snímek bude detekována pozice vpichu a jeho velikost převedena z pixelů na reálné rozměry v mikrometrech. Z této velikosti je výsledně vypočtena mikrotvrdost pro dané měření.

# Analýza a návrh

# 2.1 Mikrotvrdost

Jednou ze základních mechanických vlastností konstrukčních materiálů je tvrdost. Ta je definována jako odpor proti vnikání tělesa do povrchu zkoušeného materiálu [5]. Posuzuje se pak velikost stopy vnikajícího tělesa vhodného tvaru (kulička, kužel, jehlan) a z dostatečně tvrdého materiálu (kalená ocel, slinutý karbid, diamant). Měření tvrdosti je navíc na rozdíl od většiny dalších mechanických vlastností rychlé a jednoduché a není nezbytně nutné znehodnocení či destrukce testovaného předmětu.

Testy tvrdosti jsou prováděny v makroskopickém, nebo mikroskopickém měřítku v závislosti na celkové zátěži. Dále se liší ve tvaru již zmíněného indentoru a na jejich zaměření (typu testovaného materiálu).

Zkoušky tvrdosti materiálu se člení na:

## Vrypové

Tato zkouška tvrdosti je založena na myšlence *Mohsovy stupnice* pro zkoušení minerálů. V této stupnici je seřazeno 10 nerostů, kde každý z nich je schopen vyrýt do všech předcházejících nerostů vryp.

## Vnikající

Vpich se vytváří postupným vtlačením indentoru plynule se zvětšující silou kolmo do zkoušeného materiálu. Základními testy této metody jsou test podle Vickerse, test podle Brinella a test podle Knoopa, které se liší tvarem hrotu.

#### Odrazové

Zkouška je založena na měření velikosti odrazu indentoru spuštěného na zkoušený vzorek určitou energií.

A podle charakteru zátěžné síly na:

#### Statické

Indentor se vtlačuje do zkoušeného materiálu klidnou silou ve směru kolmém k povrchu. Do těchto metod zahrnujeme zkoušky vrypové a vnikající.

#### Dynamické

Zkušební tělísko zde působí rázem. Tvrdost se pak určuje v závislosti na velikosti deformace povrchu zkoušeného tělesa, nebo z velikosti odrazu zkušebního tělíska. Dynamické vnikající zkoušky jsou prováděny pomocí kladívka Poldi nebo Baumannova kladívka.

# 2.2 Test podle Vickerse

Jedná se o statický, vnikající test tvrdosti. Je možné jej použít v mikroskopickém i makroskopickém měřítku. Indentor je zde diamantový ve tvaru pravidelného čtyřbokého jehlanu se čtvercovou základnou a daným vrcholovým úhlem 136° mezi protilehlými stěnami (viz obr. 2.1).

Výsledné jednotky tvrdosti jsou známé jako Vickers Pyramid Number (HV) a je možné je spočítat v závislosti na délce úhlopříček  $d_1$  a  $d_2$  vpichu zanechaném v měřeném tělesu v milimetrech a velikostí síly F použité na indentor v tzv. kilopondech tj. tíha indentoru v místě tíhového zrychlení. Pro průměrnou tíhovou sílu na zemském povrchu a pro indentor o hmotnosti m je síla  $F = 9.80665 \cdot m$  newtonů.

$$HV = \frac{F}{A} = \frac{2F\sin(\frac{136^{\circ}}{2})}{d_1 * d_2} \approx \frac{1.8544F}{d_1 * d_2}$$

# 2.3 Mikrotvrdoměr Qness Q10

Testovaná data byla pořízena na přístoji Qness Q10 (viz obr. 2.2), který lze osadit více druhy hrotů pro různé typy testů. K dispozici pro zisk testovacích dat byl pouze hrot pro test podle Vickerse, proto se dále v této práci budeme zabívat pouze tímto testem.

# 2.4 Detekce nepřesností a metody řešení

Detekce různých objektů či tvarů ve snímku je velmi důležitým prvkem veškerých operací zahrnujících práci s obrazem. Abychom byli schopni rozpoznat hledaný objekt a jeho tvar je potřeba získat z obrazu tzv. kandidáty. Ti jsou posléze podrobeni analýze, která určí, zda je kandidát hledaným objektem.

Před samotnou detekcí se však ukázalo nejen z časového, ale i z důvodu přesnosti nezbytné obraz předzpracovat ve formě filtrace nežádoucího pozadí a drobných vad materiálu jakožto například škrábance vzniklé leštěním.



Obrázek 2.1: Diamantový hrot pro test podle Vickerse (převzato z [1]).



Obrázek 2.2: Mikrotvrdoměr Qness Q10 (převzato z [2]).

V předchozí práci MICHAL [4] poté následovala fáze zjištění velikosti vpichu za pomoci sloučení výsledků z metod hledání hran a hledání prahů. Drobné nepřesnosti měření mohly vznikat právě ve fázi hledaní prahů, kde byl vpich lokalizován pomocí histogramu odstínů šedi. Právě ten může být značně ovlivněn větší vadou materiálu neodfiltrovanou společně s pozadím. Hlavní příčinou je však neschopnost rozpoznání celkově špatného měření, například měření na okraji materiálu či v prasklině, kde část vpichu zcela chybí, nebo je až přespříliš deformována. Tento problém zde řešíme kombinací hranové detekce (viz kapitola 3.3) a konvexního obalu (viz kapitola 3.4) zároveň s lokalizací za pomoci středu vpichu (viz kapitola 3.2). Každá z těchto metod je schopná vpich s dostatečnou přesností detekovat, porovnáme-li tedy jejich výsledky, pak lze s malou tolerancí určit, zda byl vpich úspěšně nalezen.

# Realizace

Zpracování obrazu probíhá v několika fázích (viz obr. 3.1). Nejprve se provede předzpracování (viz sekce 3.1), kterým se zbavíme nežádoucího pozadí vpichu a drobných vad materiálu. V další fázi detekcí za použití vzoru (sekce 3.2) nalezneme střed vpichu. Následují dvě na sobě nezávislé části Houghova transformace (sekce 3.3) a konvexní obal (sekce 3.4). Obě tyto metody naleznou hledaný vpich a předají výsledek své detekce k dalšímu zpracování. V konečné fázi (sekce 3.5) jsou pak oba výsledky porovnány a rozhodne se o tom, zda byl výsledný vpich nalezen či nikoli. V případě úspěchu je vypočítána mikrotvrdost a výsledek detekce zakreslen do výstupního obrazu.

Další nezávislou částí programu je vyhledávání parametrů (sekce 3.6), jenž pro maximalizaci přesnosti detekce vpichu za využití evolučního algoritmu nalezne volitelné parametry pro námi využité funkce při detekci.

# 3.1 Předzpracování

Vstupní digitální obraz z mikrotvrdoměru nejdříve převedeme do černobílé barvy, resp. odstínů šedi. Některé z námi použitých operací není totiž možné aplikovat na barevný obraz, konkrétně pro náš případ se jedná o prahování (sekce 3.1.1), morfologické operace (sekce 3.1.3), Cannyho hranový detektor (sekce 3.3.1) a konvexní obal (sekce 3.4). Barva je navíc k řešení definovaného problému nadbytečná a mnohdy jsou vstupní data pořizována již jako černobílá.

Výsledkem této fáze programu předzpracování bude odstraněné nežádoucího pozadí zpracovávaného obrazu pomocí prahování a odstranění zbytkového šumu a případných drobných vad materiálu morfologickými operacemi.

Určení mikrotvrdosti:

Obraz k zpracování

Předzpracování

Detekce vzorem

Sloučení výsledků

Mikrotvrdost

Vyhledání parametrů:

Obraz k zpracování + mikrotvrdost

Vyhledání parametrů

Parametry

Obrázek 3.1: Jednotlivé fáze programu a jejich pořadí.

## 3.1.1 Prahování

Prahování je jednou ze základních metod segmentace obrazu. Jedná se o funkci upravující hodnoty vstupního obrazu, v našem případě podle předpisu:

$$dst(x,y) = \begin{cases} 255 & \text{pro } src(x,y) > T(x,y) \\ 0 & \text{jinak,} \end{cases}$$

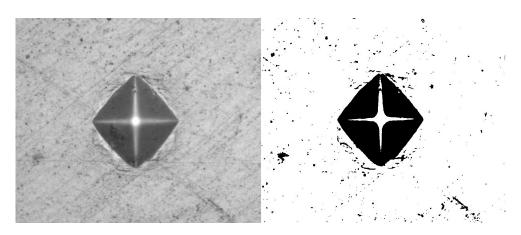
kde dst(x,y) a src(x,y) označuje hodnotu barvy pixelu na pozici (x,y) ve výstupním obrazu resp. ve vstupním obrazu. Hodnota T(x,y) je hodnotou prahu vypočítané pro každý pixel zvlášť za pomoci Otsu metody prahování popsané níže.

Výstupem je binární černobílý obraz s pouze bílou (0) a černou (255) barvou.

## 3.1.2 Otsu metoda

Tato metoda prahování se používá pro automatické prahování za pomoci shluků obrazových bodů. Předpokládá totiž jejich rozdělení jakožto popředí a pozadí digitálního obrazu a vypočítá optimální práh pro jejich rozdělení právě do těchto dvou skupin tak, aby jejich rozptyl byl minimální.

Označme pravděpodobnosti p(i) pro  $i \in \{0 \dots |T|-1\}$  vyznačující počet pixelů pro práh i ku celkovému počtu pixelů. Otsu metoda postupně iteruje přes všechny možné prahové hodnoty  $t \in T$  obrazu a pro každou hodnotu prahu t a střední hodnotu  $\mu_T = \sum_{i=0}^{|T|-1} i \cdot p(i)$  pak vypočítá hodnoty pro



Obrázek 3.2: Část obrazu vpichu, v levé části před prahováním a v pravé části po prahování.

pozadí:

Váha 
$$\begin{array}{ll} \text{Váha} & W_b(t) &= \sum_{i=0}^{t-1} p(i) \\ \text{Střední hodnota} & \mu_b(t) &= \sum_{i=0}^{t-1} \frac{ip(i)}{W_b} \\ \text{Rozptyl} & \sigma_b^2(t) &= \sum_{i=0}^{t-1} \frac{ip(i)^2}{W_b} - \mu_b(t)^2 \end{array}$$

a popředí:

Váha 
$$\begin{array}{ll} \text{Váha} & W_f(t) & = \sum_{i=t}^{|T|-1} p(i) \\ \text{Střední hodnota} & \mu_f(t) & = \sum_{i=t}^{|T|-1} \frac{ip(i)}{W_f} \\ \text{Rozptyl} & \sigma_f^2(t) & = \sum_{i=t}^{|T|-1} \frac{ip(i)^2}{W_f} - \mu_f(t)^2 \end{array}$$

Výsledný rozptyl mezi pozadím a popředím vypočteme podle vzorce

$$\sigma_W^2(t) = W_b(t)\sigma_b^2(t) + W_f(t)\sigma_f^2(t).$$

popřípadě lze po troše manipulace využít tzv. mezitřídu rozptylu  $\sigma_B^2(t)$  [6], která je rychlejší na výpočet.

$$\sigma_B^2(t) = \sigma^2 - \sigma_W^2(t) \tag{3.1}$$

$$= W_b(\mu_b - \mu_T)^2 + W_f(\mu_f - \mu_T)^2 \tag{3.2}$$

$$= W_b(t)W_f(t)[\mu_b(t) - \mu_f(t)]^2$$
(3.3)

Práh, který nakonec dosahoval minimálního rozptylu  $\sigma_W^2$ , popřípadě maximálního rozptylu pro  $\sigma_B^2$ , je použit pro prahování na výstupní obraz (viz obr. 3.2).

## 3.1.3 Odstranění šumu

Pro odstranění šumu a dalších malých nedokonalostí, které nám zůstaly v obraze využijeme morfologické operace. Konkrétně pak Opening transformaci [7],



Obrázek 3.3: Aplikace morfologických operací a jejich efekt. Zleva postupně originální obrázek, obrázek po aplikaci dilatace a obrázek po aplikaci eroze. (převzato z [3])

která je součástí knihoven OpenCV. Ta se skládá z postupné aplikace dvou základních operací matematické morfologie eroze a dilatace.

$$dst = open(image, element) = dilate(erode(image, element))$$

Obě používají dva vstupy: zpracovávaný obraz a jádro matice (structuring element). Ukázka obou operací viz. obr. 3.3.

# 1. Dilatace [8]

Operace rozšiřuje zdrojový obraz za použití určeného jádra, to určuje tvar okolí pixelu, nad kterým je vzata maximální hodnota. Výsledkem je tedy zvětšení světlých oblastí.

# 2. Eroze [9]

Na rozdíl od dilatace je skrze oblast jádra matice vypočítáno lokální minimum. Výsledkem je zvětšení tmavých oblastí v obrazu.

Morfologické operace se běžně využívají na binární obraz, kde bílé pixely představují popředí obrazu, v našem případě je tedy ještě nutné obraz před tímto zpracováním barevně invertovat.

# 3.2 Detekce vzorem

Další fází programu je nalezení středu vpichu, k tomu využíváme detekce za pomocí vzorového vpichu (viz obr. 3.4) vyříznutého a upraveného z již dříve předzpracovaného měření.

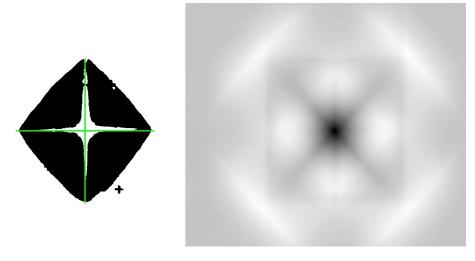
Tato detekce objektu [10] postupně po krocích velikosti 1 porovnává překrývající se části v hledaném obrazu velikosti vzoru oproti vzoru samotnému za použití specifické metody (viz níže) a ukládá tyto výsledky porovnání do výsledné matice R velikosti  $(W-w+1)\times (H-h+1)$ , kde  $W\times H$  je velikost původního obrazu a  $w\times h$  velikost vzoru.

Jako srovnávací metodu jsme použili CV\_TM\_SQDIFF\_NORMED

$$R(x,y) = \frac{\sum_{x'=0}^{w-1} \sum_{y'=0}^{h-1} (T(x',y') - I(x+x',y+y'))^2}{\sqrt{\sum_{x'=0}^{w-1} \sum_{y'=0}^{h-1} T(x',y')^2 \cdot \sum_{x'=0}^{w-1} \sum_{y'=0}^{h-1} I(x+x',y+y')^2}}$$



Obrázek 3.4: Obraz použitého vzoru vpichu.

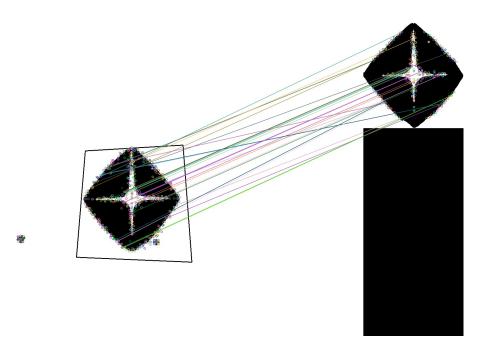


Obrázek 3.5: Nalezení středu vpichu na předzpracovaném obrazu (vlevo). Vpravo matice znázorňující pravděpodobnosti výskytu hledaného vzoru.

Nejlepší pozice pro srovnání a námi nalezený střed pak lze nalézt jako globální minimum v výsledné matici R. Ukázka takto nalezeného centra vpichu viz. obr. 3.5.

Další možnou metodou využívající vzor je Feature Detector [11], vyhledávající klíčové body v obraze a vzoru dle zvolené metody. Klíčovým bodům jsou pak vypočítány descriptory, které jsou následně porovnány a vybrány ty s nejlepší shodou. V závislosti na této shodě je určena pozice a tvar vzoru v prohledávaném obrazu. Vyzkoušené metody v našem případě byly ORB, AKAZE a BRISK za použití Brute-Force algoritmu pro jejich porovnání. Brute-Force metoda postupně porovnává deskriptory z prvního setu se všemi ostatními za využití různých metod výpočtu vzdálenosti, konkrétně pak Hammingova vzdálenost pro ORB a BRISK a Manhattanská vzdálenost pro AKAZE. Deskriptor s nejmenší vzdáleností je pak určen jako shoda.

Zde však i nepatrné změny ve tvaru vpichu mají za příčinu značnou změnu



Obrázek 3.6: Ukázka aplikace Feature detekce za použití AKAZE metody s porovnávacím algoritmem Brute-Force využívající Hammingovu vzdálenost.

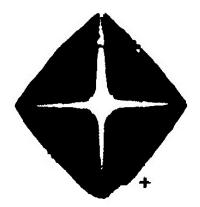
počtu a rozmístění klíčových bodů a tedy celkový posun a deformaci pozice pro hledaný vzor. Tato metoda se ukázala nepoužitelnou pro řešení tohoto problému 3.6.

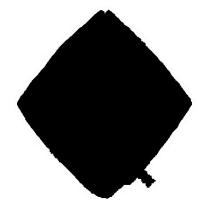
Po úspěšném nalezení středu vpichu následuje jeho vyplnění. K tomu nám opět poslouží morfologické operace (viz sekce 3.1.3), v tomto případě však využijeme Closing transformaci [12]. Ta se opět skládá z postupné aplikace operací dilatace a eroze, na rozdíl ale od Opening transformace jsou v opačném pořadí.

$$dst = close(image, element) = erode(dilate(image, element))$$

To má za příčinu uzavření menších děr a otvorů, stejně jakožto možných mezer mezi středem vpichu a pozadím. Díky tomu lze použít funkci floodFill() a vyplnit tím i zbytek bílého prostoru. Ukázka výsledného vyplnění viz. obr. 3.7.

Důsledkem této operace je redukce celkového množství hran a úplná eliminace vnitřních hran vpichu. Z tohoto důvodu bude hranová detekce rychlejší s menší pravděpodobností posunu výsledné detekce hranami nesouvisejícími s okraji vpichu.





Obrázek 3.7: Vyplnění prostoru nalezeného středu vpichu.

# 3.3 Houghova transformace

V této fázi programu nalezneme jedno z řešení detekce vpichu. Za pomoci Hougovy transformace získáme množství přímek vyskytujících se v obrazu. Hledané přímky by měli odpovídat pouze hranám vpichu, je tedy ještě nutné další předzpracování za pomoci hranového detektoru.

#### 3.3.1 Hranová detekce

Pro detekci hran jsme použili Cannyho hranový detektor [13]. Jedná se o vícefázový algoritmus detekující hrany s důrazem na tři hlavní principy:

- Bezchybnost Detektor by měl reagovat pouze na hrany a nalézt je všechny.
- Lokalizace Vzdálenost mezi detekovaným koncem hrany a skutečným koncem by měla být minimální.
- Odezva Detektor by neměl nalézt více hran tam, kde je pouze jedna.

Jednotlivé fáze algoritmu pak jsou:

## 1. Odfiltrování šumu

Pro tento účel je použit Gaussový filtr. Výpočet je vhodné realizovat za pomoci konvoluce, příklad k tomu požitého jádra K tak může být

$$K = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix}$$

## 2. Nalezení gradientu

Cannyho detektor v zásadě nalézá hrany v místech, kde se rozdíl odstínů šedi v obrazu liší nejvíce. Tyto oblasti se určí za pomoci gradientu obrazu. Gradient se v každém pixelu vypočítá za pomoci Sobelova operátoru, kde prvním krokem je aproximace gradientu ve směru osy x  $\mathbf{G}_x$  a následně ve směru osy y  $\mathbf{G}_y$  respektive aplikací jádra matice. Velikost gradientu nám pak udává sílu hrany a lze ji určit jako  $\mathbf{G} = \sqrt{{\mathbf{G}_x}^2 + {\mathbf{G}_y}^2}$ .

## 3. Ztenčení

Pouze lokální maxima z hodnot gradientů by měla být označena za hrany, jedná se tedy o potlačení bodů, které maximem nejsou. Algoritmus postupně prochází všechny pixely v obrazu gradientů a pro každý:

- a) Porovná sílu hrany pixelu se silou hran prvního pixelu ve směru gradientu a pixelu proti směru gradientu.
- b) Pokud je síla hrany aktuálního pixelu největší, pak je hodnota zachována. V opačném případě je odstraněna.

## 4. Dvojité prahování

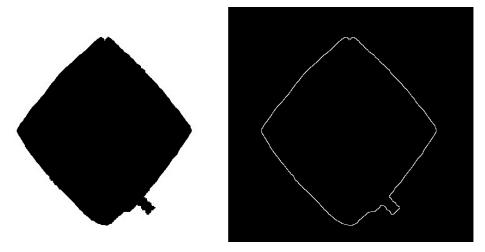
Většina nalezených hran jsou již skutečné hrany v obrazu, je ale možné, že i po potlačení nemaximálních hodnot některé z nich jsou ještě pozůstatky šumu či barevných změn. Z tohoto důvodu se určí hodnota spodního prahu  $T_1$  a hodnota horního prahu  $T_2$ . Hranové pixely s větší hodnotou gradientu, než je horní hranice  $T_2$  jsou označeny za silné. Hranové pixely jejihž hodnota gradientu leží mezi oběma prahy jsou označeny za slabé a ty s nižší hodnotou než je spodní hranice  $T_1$  jsou potlačeny.

## 5. Určení hran

Je jisté, že hranové pixely označené za silné jsou skutečné hrany v obrazu. U hranových pixelů označených jako slabé je ale stále možné, že vznikly například díky šumu. Základní myšlenkou při odstraňování takovýchto hran je, že s velkou pravděpodobností nejsou připojeny k žádné skutečné hraně. Z tohoto důvodu jsou z slabých hran zachovány pouze ty, které sousedí s hranou silnou.

Určení těchto hran je možné například za pomoci tzv. blob detekce, kde jsou jednotlivé hranové pixely rozděleny do blobů za použití jejich osmi sousedů. Bloby obsahující alespoň jeden hranový pixel označený jako silný jsou zachovány, zatímco ostatní jsou potlačeny.

Ukázka použití Cannyho hranové detekce viz. obr. 3.8.



Obrázek 3.8: Cannyho hranová detekce. Vlevo vyříznutá část obrazu před použitím detekce, vpravo po použití detekce.

# 3.3.2 Houghova transformace

Houghova transformace byla původně popsána a patentována v roce 1962 Paulem Houghem a sloužila primárně pro detekci čar, přesněji přímek v obrazu. V roce 1972 Richard Duda a Peter Hard rozšířili klasickou metodu Houghovy transformace a doplnili ji o určení pozic libovolných útvarů [14]. Později s nástupem výkonějších výpočetních přístrojů se začala používat v odvětvích jako jsou počítačová grafika a počítačové vidění.

Houghova transformace slouží k nalezení parametrického popisu objektů v obraze. Výstupem je parametrický prostor, který obsahuje informace o relativní intenzitě (pravděpodobnosti výskytu) tzv. kandidátů hledané struktury. Tento prostor je nazýván jako Houghův prostor. Počet rozměrů, který daný prostor bude mít určuje počet neznámých parametrů v rovnici vyhledávaného útvaru.

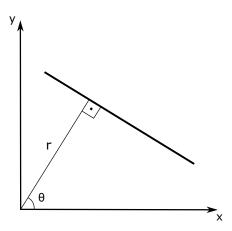
V této práci bude její použití spočívat v detekci přímek, tedy okrajů vpichu v materiálu způsobené hrotem mikrotvrdoměru. Je tedy zřejmé, že je nutno k samotné detekci přímku vyjádřit v parametrickém tvaru. Nejpoužívanější vyjádření pro přímku v kartézské soustavě představuje vyjádření

$$y = mx + n$$
,

kde m je směrnice přímky a n absolutní člen. Nicméně vertikální přímky tvoří problém, jelikož pro ty by parametr m vedl k neomezeným hodnotám. Pro výpočetní důvody se proto použivá Hasseho normální forma

$$r = x\cos(\theta) + y\sin(\theta),$$

kde r je vzdálenost přímky od počátku a  $\theta$  je úhel mezi normálou a osou x (viz obr. 3.9).



Obrázek 3.9: Reprezentace přímky  $(r, \theta)$  v prostoru (x, y).

# 3.3.3 Určení okrajů

Pokud by hrany vpichu byly ideální, stačilo by nám vypočítat průsečíky nalezených přímek a určit z nich přesné ohraničení vpichu. Jelikož ale hrany detekovaného vpichu nejsou ideálně rovné, je výsledkem Hougovy transformace velké množství přímek (viz obr. 3.10), které je nutno dále zpracovat.

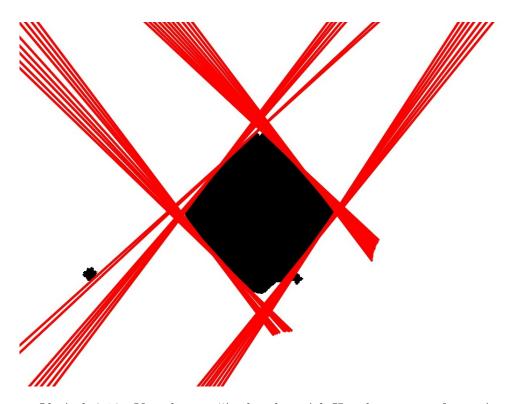
Postup v našem případě bude obdobný jako pro ideální hrany. Nejprve vypočítáme průsečíky všech přímek, z kterých následně vytvoříme skupiny (viz obr. 3.11). Skupina se skládá z vypočítaných průsečíků, kde alespoň dva mají menší vzdálenost, než je zvolená vzdálenost pro shlukování (parametr funkce).

Nyní za pomoci středu nalezeného v kapitole 3.2, určíme nejvhodnější skupiny pro jednotlivé vrcholy vpichu. Ze způsobu měření je totiž jisté, že až na minimální odchylku budou mít jednotlivé vrcholy se středem vždy společnou jednu ze souřadnic. Výsledná velikost vpichu je tak určena jako vnitřní část ohraničujících skupin.

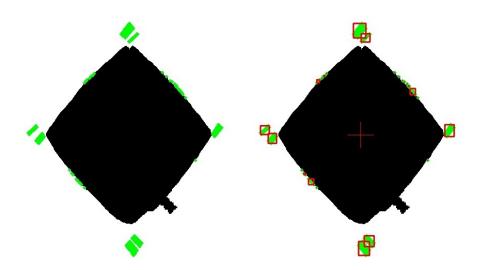
Pro lepší přesnost jako konečnou úpravu provedeme přiblížení stran vpichu směrem k jeho středu. Stranu lze přibližovat, dokud mezi její ohraničující skupinou, rozšířenou o nějakou minimální velikost, a pixely směrem ke středu je pouze bílá barva. Pak je jisté, že jsme ještě nenarazili ke skutečnou hranici vpichu a průsečíky byly nalezeny dále od okraje. Výsledná pozice detekce vpichu je patrná z obr. 3.12.

## 3.4 Konvexní obal

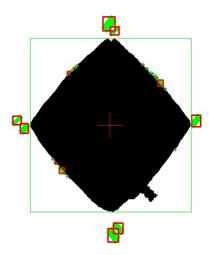
Jako druhou metodu detekce vpichu, nezávislou na předchozí metodě využívající Houghovu transformaci, jsme zvolili využití konvexního obalu.



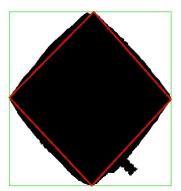
Obrázek 3.10: Vizualizace přímek nalezených Houghovou transformací.



Obrázek 3.11: Průsečíky přímek nalezených Houghovou transformací (vlevo) a jejich následné rozmístění do skupin (vpravo). Červený kříž znázorňuje střed nalezený v kapitole



Obrázek 3.12: Výsledek detekce za použití Hougovy transformace.



Obrázek 3.13: Výsledek detekce za použití Konvexního obalu.

Implementace potřebných metod je již součástí OpenCV, konkrétně nalezení kontur obrazu [15] a z nich pak samotný konvexní obal [16]. Ten pro vyhledávaný vpich nakonec nalezneme za pomoci již nalezeného středu z kapitoly 3.2. Díky dřívějšímu vyplnění středu vpichu je navíc jisté, že se ve vpichu nebude vyskytovat možný další soustředný obal a lze tak jako skutečně ohraničující vybrat nejmenší z obalů střed obsahujících. Ukázka detekce této metody a určení pozice vpichu je dále patrná z obr. 3.13.

#### 3.5 Sloučení výsledků

V této finální fázi detekce vpichu zpracováváme výsledky z fází předešlých a na jejich základě pak rozhodneme zda byla detekce vpichu úspěšná či nikoli. V případě úspěchu ještě dochází k drobným úpravám výsledné velikosti na co nejmenší prostor vpich ohraničující. Dále pak výpočtu tvrdosti a konečné vykreslení výsledku.

První částí této fáze je porovnání výsledků detekce z Houghovy transformace (viz sekce 3.3) a konvexního obalu (popsáno v kapitole 3.4). Pokud se výsledky těchto metod s minimální tolerancí liší alespoň ve dvou rovnoběžných stranách, pak nemůžeme s jistotou rozhodnout které řešení je pro danou stranu vhodné a díky absenci přesné pozice strany od středu protilehlé, nelze použít symetrizaci (popsána níže). Tuto detekci považujeme za neúspěšnou a tvrdost nelze určit. V opačném případě přejdeme k určení konečného ohraničení vpichu.

U stěn, které jsou pro obě řešení v toleranci velikosti rozestupu, tedy prohlášeny za pozičně shodné, je pro výsledné ohraničení vybrána stěna z metody konvexního obalu. Důvodem je totiž co nejlépe ohraničit vpich, tedy co nejtěsněji, a to právě konvexní obal splňuje. Pro strany, kde dvojice stěn nejsou v toleranci vzdálenosti je použita symetrizace.

K symetrizaci opět využíváme dříve nalezený střed vpichu. Díky způsobu měřící metody by měl být vpich v ideálním případě po obou osách středově souměrný, z tohoto důvodu neshodné strany dopočítáme jako středově souměrné od nalezené stěny přes střed protější. Symetrizaci taktéž použijeme v případě, že vzdálenost od středu jedné ze stěn se příliš liší od vzdáleností ostatních třech.

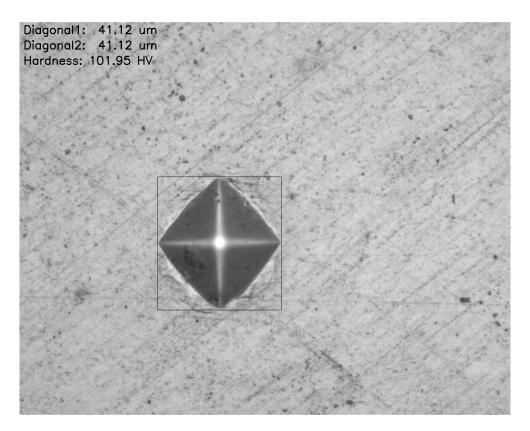
V závislosti na velikosti výsledného ohraničení je nakonec z testu podle Vickerse (kapitola 2.2) vypočítána tvrdost materiálu a výsledek, včetně pozice detekce, je zakreslen do obrazu (viz obr. 3.14).

### 3.6 Testování a určení parametrů

Tato část programu již není součástí samotné detekce, je ale dodána pro možnost přizpůsobení se na nová testovací data a opět tak maximalizovat přesnost výsledných měření.

Případná změna detekovaného materiálu, a s tím spojené např. velké změny odstínu pozadí vpichu, může vyvolat nepřesnosti detekce v měřeních a nutnost úpravy parametrů pro implementované funkce. Pro automatizovanou detekci parametrů jsme zvolili genetický algoritmus. Ten pak dle zadané velikosti populace, počtu generací a minimálního poměru úspěšně detekovaných vpichů určí hodnoty hledaných parametrů.

Použití evolučního algoritmu na datovém setu 44 obrazových dat s 25 generacemi o velikosti populace 20 je s porovnáním pro standardní hodnoty



Obrázek 3.14: Výsledek detekce implementovaného algoritmu.

znázorněno v tabulce 3.1.

Jednotlivé parametry hledané evolučním algoritmem a pro možné zadání do programu jsou:

#### 1. Tvar jádra

Tvar jádra matice použitého pro morfologické operace při odstraňování šumu (kapitola 3.1.3). Tvary jader jsou již součástí knihovny OpenCV. Možné tvary jsou  $0=MORPH\_RECT,\ 1=MORPH\_CROSS$  a  $2=MORPH\_ELLIPSE$ .

#### 2. Velikost jádra

Velikost jádra příslušné matice při odstraňování šumu.

#### 3. Vyplnění středu

Velikost jádra matice při vyplnění středu vpichu (kapitola 3.2).

#### 4. Práh Houghovy transformace

minimální poměr detekováno úspěšnost průběh detekce detekce vpichů 44/4498.99% Výchozí parametry 90 % 99.25 % 44/44 Evoluce 50 % 27/4499.53 %

Tabulka 3.1: Porovnání evolučního algoritmu.

Hodnota prahu Houghovy transformace (kapitola 3.3). Větší hodnota prahu má za příčinu možné omezení v počtu nalezených přímek. Omezí totiž kritéria pro úspěšné prohlášení kandidátů za hledané struktury.

#### 5. Pravděpodobnostní Houghova transformace

Alternativní přístup Houghovy transformace implementovaný v OpenCV. Vyhledávány jsou úsečky reprezentované jejich počátečním a koncovým bodem, namísto přímek tvaru  $(r, \theta)$  pro standardní Houghovu transformaci.

#### 6. Shlukování skupin

Vzdálenost pro shlukování průsečíků nalezených přímek do skupin (kapitola 3.3.3).

#### 7. Tolerance posunu skupin

Hledání nejvhodnějších skupin průsečíků pro jednotlivé vrcholy vpichu. Tolerance určuje maximální posun od osy středu vpichu (viz kapitola 3.3.3).

#### 8. Srovnávání výsledků

Maximální tolerance při srovnávání výsledků z Houghovy transformace a konvexního obalu (viz kapitola 3.5).

#### 9. Symetrizace

Velikost tolerance při symetrizaci konečného ohraničení vpichu podle nalezeného středu (kapitola 3.5).

Veškeré hodnoty standardních parametrů a parametrů kódovaných nejlepšími jedinci na konci zmíněné evoluce jsou popsány v tabulce 3.2.

Jako další metodou vyhledání vhodných parametrů jsme vyzkoušeli hledání hrubou silou. Tato metoda se ale i pro malá množství dat ukázala z časových důvodů nepoužitelnou.

Tabulka 3.2: Hodnoty parametrů.

Parametr	Výchozí	Eevoluce s min. úspěšnos	
1 arameur	hodnoty	100 %	50 %
Tvar jádra.	1	1	1
Velikost jádra.	17	13	24
Vyplnění středu.	6	6	5
Práh Houghovy transformace.	50	54	70
Pravděpodobnostní Hougova tr.	ne	ne	ano
Shlukování skupin.	5	29	24
Tolerance posunu skupin.	100	47	18
Srovnávání výsledků.	10	21	9
Symetrizace.	10	15	14

## Měření kvality výstupu

Testování kvality našeho programu provádíme na testovacích datech přiložených na CD. Veškerou následující přesnost měření určujeme vůči ručně anotovaným výsledkům. Dále pak porovnáme výsledky originálního SW a předešlé práce MICHAL, jejich naměřenou mikrotvrdost, úspěšnost měření a počet úspěšně změřených vpichů.

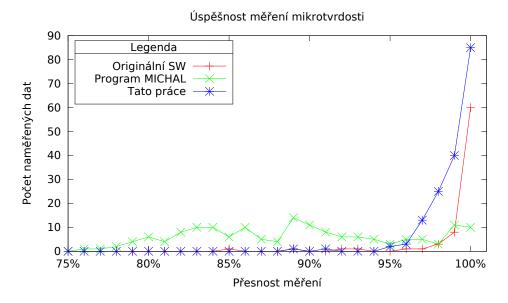
Testovací data jsou rozdělena ve čtyřech datových setech. Každý z těchto setů jsme ohodnotili zmíněnými programy pro určení mikrotvrdosti a výsledky porovnali s touto prací. Jednotlivé přesnosti jsou pak patrné z detailnější tabulky 4.1 pro datový set DAR6-RD a v kratší podobě jednotlivé tabulky pro datové sety DAR6-RD 4.2, DAR6-TD 4.3, DR6-RD 4.4, DR6-TD 4.5 a tabulky pro celkové ohodnocení 4.6. Měřené výsledky této práce jsou pro standardní hodnoty parametrů programu (viz tabulka 3.2).

Z tabulky 4.1 je patrné, že originální SW postrádal spolehlivost pro změření daného vstupu, jeho výsledky jsou ale velice přesné. Tento problém sice program MICHAL vyřešil a na těchto setech dat je schopen změřit a vyhodnotit veškerá z nich. Jeho přesnost se ale pohybuje pouze kolem 86 %. Tato práce pro tento konkrétní set je nejen schopna vyhodnotit veškerá data, ale přesnost měření se blíží ručně naměřeným datům s 99 % přesností (viz tabulka 4.2).

Testování na zbývajících datových setech potvrzuje předchozí zjištění s pouze malými změnami v přesnosti. Z grafu 4.1 je dále patrné, že velká většina naměřených hodnot pro tuto práci má přesnost přesahující 96 % s podstatně větším množstvím změřených dat oproti originálnímu SW.

Tabulka 4.1: Výsledky měření mikrotv<br/>rdosti pro jednotlivá obrazová data z testovacího datového setu<br/>  ${\tt DAR6-RD}.$ 

	Naměřená mikrotvrdost			
Obrázek	Ručně			
30 1 2015 16 1 29 407.JPG	77,4	-	70 (90,44 %)	77,94 (100,70 %)
30_1_201516_142_823.JPG	80,8	-	66,9 (82,80 %)	81,51 (100,88 %)
30_1_201516_1_54_960.JPG	77,1	76,1 (98,7 %)	68,5 (88,85 %)	76,89 (99,73 %)
30_1_201516_27_81.JPG	81,3	- ,	65,6 (80,69 %)	76,45 (94,03 %)
30_1_201516_2_34_896.JPG	79,7	79,7 (100 %)	66,3 (83,19 %)	79,63 (99,91 %)
30_1_201516_2_51_682.JPG	79,5	- `-	67,1 (84,40 %)	78,32 (98,52 %)
30_1_201516_38_483.JPG	78,3	78,3 (100 %)	70 (89,40 %)	77,7 (99,23 %)
30_1_201516_324_988.JPG	79,1	79,1 (100 %)	72 (91,02 %)	79,56 (100,58 %)
30_1_201516_348_809.JPG	80,2	-	66,1 (82,42 %)	80,4 (100,25 %)
30_1_201516_41_118.JPG	77,3	77,3 (100 %)	71,2 (92,11 %)	77,35 (100,06 %)
30_1_201516_413_566.JPG	78,4	-	71,1 (90,69 %)	78,31 (99,89 %)
30_1_201516_425_984.JPG	81	81 (100 %)	63,2 (78,02 %)	80,59 (99,49 %)
30_1_201516_452_957.JPG	77,7	77,7 (100 %)	67,1 (86,36 %)	77,61 (99,88 %)
30_1_201516_55_405.JPG	77,3	75,3 (97,41 %)	68,7 (88,87 %)	76,07 (98,41 %)
30_1_201516_517_995.JPG	79,5	-	70,7 (88,93 %)	78,61 (98,88 %)
30_1_201516_530_365.JPG	78,9	78,9 (100 %)	70,8 (89,73 %)	78,9 (100,00 %)
30_1_201516_559_803.JPG	79,7	79,7 (100 %)	241 (302,38 %)	81,92 (102,79 %)
30_1_201516_616_385.JPG	79,8	79,8 (100 %)	70,3 (88,10 %)	80,07 (100,34 %)
30_1_201516_633_31.JPG	80,2	-	67,4 (84,04 %)	81,71 (101,88 %)
30_1_201516_649_192.JPG	79,1	-	68,1 (86,09 %)	79,57 (100,59 %)
30_1_201516_725_603.JPG	78,9	78,9 (100 %)	69,1 (87,58 %)	78,94 (100,05 %)
30_1_201516_737_630.JPG	78,1	-	103,9 (133,03 %)	78,95 (101,09 %)
30_1_201516_749_627.JPG	78,7	78,7 (100 %)	69,2 (87,93 %)	78,15 (99,30 %)
30_1_201516_8_1_701.JPG	80,2	-	88,6 (110,47 %)	80,16 (99,95 %)
30_1_201516_8_44_55.JPG	77	77 (100 %)	68 (88,31 %)	81,47 (105,81 %)
30_1_201516_9_1_91.JPG	79,8	79,8 (100 %)	69 (86,47 %)	78,96 (98,95 %)
30_1_201516_917_549.JPG	80,9	- (400 84)	63,6 (78,62 %)	79,74 (98,57 %)
30_1_201516_933_975.JPG	77,3	77,3 (100 %)	68,8 (89,00 %)	77,98 (100,88 %)
30_1_201516_1010_183.JPG	81,3	-	66 (81,18 %)	80,64 (99,19 %)
30_1_201516_1022_694.JPG	78,4	- (100 (7)	69,6 (88,78 %)	78,76 (100,46 %)
30_1_201516_1035_190.JPG	77,7	77,7 (100 %)	70,8 (91,12 %)	77,29 (99,47 %)
30_1_201516_1047_623.JPG	76,4	76,4 (100 %)	72,8 (95,29 %)	77,56 (101,52 %)
30_1_201516_1124_174.JPG 30_1_201516_1136_467.JPG	79,8 78,8	79,8 (100 %)	64,7 (81,08 %) 69,6 (88,32 %)	79,83 (100,04 %)
30 1 2015 16 11 49 836.JPG	,	-	67,7 (85,91 %)	77,82 (98,76 %) 79,37 (100,72 %)
	78,8	-		79,37 (100,72 %)
30_1_201516_121_801.JPG 30_1_201516_1238_430.JPG	78,4 78	_	67,3 (85,84 %) 65,9 (84,49 %)	78,73 (100,42 %)
30 1 2015 16 12 51 51.JPG	80.6	_	75,2 (93,30 %)	80,7 (100,12 %)
30_1_201516_1251_51.5FG 30_1_201516_134_186.JPG	78,8		69,7 (88,45 %)	78.09 (99.10 %)
30 1 2015 16 13 16 385.JPG	78,1	78,1 (100 %)	70,1 (89,76 %)	77,73 (99,53 %)
30 1 2015 16 13 48 630.JPG	82,8	- 10,1 (100 /0)	68,3 (82,49 %)	80,68 (97,44 %)
30 1 2015 16 14 1 157.JPG	79,1	_	78,9 (99,75 %)	80,24 (101,44 %)
30 1 2015 16 14 35 680.JPG	80,5	80,5 (100 %)	68,5 (85,09 %)	80,46 (99,95 %)
30 1 2015 16 14 47 676.JPG	77,7		70,5 (90,73 %)	77,09 (99,21 %)
55_1_251510_1111_010.91 G	,.		. 5,5 (55,15 70)	11,00 (00,21 /0)



Obrázek 4.1: Graf úspěšnosti měření mikrotvrdosti a počtu změřených dat.

Tabulka 4.2: Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na testovacím setu dat DAR6-RD.

		Orig. SW	MICHAL	Tato práce
Úspěšně změřeno	1	21/44	44/44	44/44
Tvrdost	min	97,41 %	78,02 %	94,03 %
TVIGOSt	max	100 %	302,38 %	105,81 %
Přesnost změřené tvrdosti	min	97,41 %	33,07 %	94,03 %
	max	100 %	99,75 %	100 %
Střední hodnota	tvrdosti	99,82 %	93,67 %	99,98 %
Stredin nodnota	přesnosti	99,82 %	85,78 %	99 %
Směrodatná odchylka	tvrdosti	0,62 %	33,37 %	1,62 %
Sinerodatha odchyrka	přesnosti	0,62 %	$9,\!37~\%$	1,23 %

#### 4. MĚŘENÍ KVALITY VÝSTUPU

Tabulka 4.3: Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na testovacím setu dat  ${\tt DAR6-TD}.$ 

		Orig. SW	MICHAL	Tato práce
Úspěšně změřeno	)	23/43	43/43	43/43
Tvrdost	min	84,17 %	76,01 %	94,03 %
Tvidost	max	100 %	$313,\!47~\%$	105,81 %
Přesnost změřené tvrdosti	min	84,17 %	31,9 %	88,96 %
	max	100 %	99,75 %	100 %
Střední hodnota	tvrdosti	99,67 %	101,85 %	99,25 %
Stredin nodnota	přesnosti	$99,\!67~\%$	83,24 %	98,64 %
Směrodatná odchylka	tvrdosti	3,98 %	42,89 %	2,18 %
Sinerodatna odenytka	přesnosti	3,98 %	13,02 %	1,83 %

Tabulka 4.4: Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na testovacím setu dat  ${\tt DR6-RD}.$ 

		Orig. SW	MICHAL	Tato práce
Úspěšně změřeno	1	19/45	45/45	42/45
Tvrdost	min	91,39 %	77,11 %	96,34 %
IVIdost	max	100 %	2115,05 %	$103,\!23~\%$
Přesnost změřené tvrdosti	min	91,39 %	4,73 %	96,34 %
	max	100 %	99,36 %	100 %
Střední hodnota	tvrdosti	98,65 %	151,49 %	99,01 %
Stredin nodnota	přesnosti	98,65 %	83,56 %	$98,\!37~\%$
Směrodatná odchylka	tvrdosti	2,59 %	312,78 %	1,71 %
Sinerodatha odchyrka	přesnosti	2,59 %	222,95 %	1,14 %

Tabulka 4.5: Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na testovacím setu dat  ${\tt DR6-TD}.$ 

		Orig. SW	MICHAL	Tato práce
Úspěšně změřeno	1	15/45	45/45	41/45
Tvrdost	min	11,94 %	71,89 %	90,68 %
TVIdost	max	100 %	360,62~%	103,95 %
Přesnost změřené tvrdosti	min	11,94 %	27,73 %	90,68 %
	max	100 %	100 %	99,91 %
Střední hodnota	tvrdosti	93,34 %	119,38 %	98,76 %
Stredin nodnota	přesnosti	93,34 %	84,38 %	98,16 %
Směrodatná odchylka	tvrdosti	22,55 %	70,15 %	2,23 %
Sinerodatha odchytka	přesnosti	$22,\!55~\%$	19,93 %	1,73 %

Tabulka 4.6: Porovnání úspěšnosti jednotlivých programů na všech 177 testovacích datech.

		Orig. SW	MICHAL	Tato práce
Úspěšně změřeno	1	78/177	177/177	170/177
Tvrdost	min	11,94 %	71,89 %	88,96 %
TVIdost	max	100 %	2115,05 %	$105{,}81~\%$
Přesnost změřené tvrdosti	min	11,94 %	4,73 %	88,96 %
	max	100 %	100 %	100 %
Střední hodnota	tvrdosti	97,95 %	116,9 %	99,27~%
Stredin nodnota	přesnosti	97,95 %	84,24 %	$98{,}56~\%$
Směrodatná odchylka	tvrdosti	10,2 %	164 %	1,98 %
Sinerodatha odenyika	přesnosti	10,2 %	15,78 %	$1,\!53~\%$

## Závěr

Tato práce pojednává o metodách zpracování digitálního obrazu a jejich uplatnění v počítačové praxi. Zkoumáním postupu předešlé práce MICHAL se nám podařilo odhalit příčiny nepřesností při vyhodnocování obrazových dat z mikrotvrdoměru a navrhnout a implementovat algoritmus, který tyto nedostatky eliminuje. Deterministickým přístupem jsme schopni v obrazu detekovat vpich, změřit jeho rozměry a vypočítat mikrotvrdost pro dané měření.

Implementovaný algoritmus jsme otestovali na množině testovacích dat a výsledky porovnali s originálním SW a předešlou prací MICHAL. Výrazné zlepšení je hned patrné v počtu úspěšně naměřených dat s úspěšností 96 % oproti 44% spolehlivosti originálního SW. Výslednou přesnost pro změřená data se také podařilo zlepšit. V porovnání s ručně anotovanými výsledky dosahuje implementovaný algoritmus přesnosti 98, 56 %, zatímco originální SW dosahuje přesnosti 97, 95 % a program MICHAL pouze 84, 24 %.

Veškeré cíle vytyčené v zadání práce se nám podařilo splnit. Věřím, že implementovaný program může úspěšně posloužit v praxi jako alternativa k originálnímu SW dodávaného s mikrotvrdoměrem, pro lepší přesnost měření s redukcí počtu nutných testů.

## Literatura

- [1] Tanaka, R.: Vickers anvil diamons [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: https://en.wikipedia.org/wiki/File:Vickers\_anvil\_diamons.jpg
- [2] Q10 micro hardness tester [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://www.qness.at/en/products/q10-micro-hardness-tester/detail.html
- [3] opency dev. team: More Morphology Transformations [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://docs.opency.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/opening\_closing\_hats/opening\_closing\_hats.html
- [4] Saska, A.: Zpracování obrazu pro měření mikrotvrdosti. Bakalářská práce, České vysoké učení technické v Praze, 2015.
- [5] Pluhař, J.: Nauka o materiálech. Státní nakladatelství technické literatury, 1989.
- [6] Greensted, A.: MS Windows NT Otsu Thresholding [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://www.labbookpages.co.uk/software/imgProc/ otsuThreshold.html
- [7] opency dev. team: Opening. More Morphology Transformations [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://docs.opency.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/opening\_closing\_hats/opening\_closing\_hats.html#opening
- [8] opency dev. team: Dilation. Eroding and Dilating [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://docs.opency.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/erosion\_dilatation/erosion\_dilatation.html#dilation
- [9] opency dev. team: Erosion. Eroding and Dilating [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://docs.opency.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/erosion\_dilatation/erosion\_dilatation.html#erosion

- [10] opency dev. team: Object Detection [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://docs.opency.org/2.4/modules/imgproc/doc/object\_ detection.html#matchtemplate
- [11] opency dev. team: Common Interfaces of Feature Detectors [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://docs.opency.org/2.4/modules/features2d/doc/common\_interfaces\_of\_feature\_detectors.html
- [12] opency dev. team: Closing. More Morphology Transformations [online]. [cit. 2016-04-19]. Dostupné z: http://docs.opency.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/opening\_closing\_hats/opening\_closing\_hats.html#closing
- [13] PARKER, J. R.: Algorithms for Image Processing and Computer Vision. Wiley Publishing, Inc., druhé vydání, 2011, ISBN 978-0-470-64385-3.
- [14] Duda, R. O.; Hart, P. E.: Use of the Hough Transformation To Detect Lines and Curves in Picture. *Communications of the ACM*, ročník 15, č. 1, Leden 1972.
- [15] opency dev. team: Find contours. Structural Analysis and Shape Descriptors [online]. cit. 2016-04-22]. Dostupné z: http://docs.opencv.org/2.4/modules/imgproc/doc/structural\_ analysis\_and\_shape\_descriptors.html#findcontours
- Convex [16] opency dev. team: Hull. Structural Analysis and Shape Descriptors [online]. [cit. 2016-04-22]. Dostupné http://docs.opencv.org/2.4/modules/imgproc/doc/structural\_ analysis\_and\_shape\_descriptors.html#convexhull

PŘÍLOHA **A** 

## Seznam použitých zkratek

OpenCV Open source computer vision

SW Software

MICHAL MICro Hardness AnaLysis

# PŘÍLOHA **B**

# Obsah přiloženého CD

l	readme.txtpostup zprovoznění implementace
L	MinGW adresář s GNU pro Windows
L	opencv adresář s knihovnami a zdrojovými soubory OpenCV
L	pictures_dataadresář s testovacími daty
	listsadresář se seznamy testovacích dat
L	src adresář se spustitelnou formou implementace
	cpp_filesadresář s zdrojovými soubory implementace
	header_files adresář s hlavičkovými soubory implementace
	template_imageadresář s vzorovým obrazem vpichu
	build-windows.batskrip pro překlad na systému Windows
L	test_scriptsadresář s testovacími skripty
	texttext práce
	thesis.pdftext práce ve formátu PDF
	source zdrojová forma práce ve formátu L <sup>A</sup> T <sub>E</sub> X