



# OBJEKTIVNÍ SYSTÉM HODNOCENÍ ŽMOLKOVITOSTI S VYUŽITÍM METODY GRADIENTNÍCH POLÍ A PROSTOROVÉ ANALÝZY DAT

## Disertační práce

*Studijní program:* P3106 – Textilní inženýrství  
*Studijní obor:* 3106V007 – Textilní materiálové inženýrství  
*Autor práce:* **Ing. Lenka Techniková**  
*Vedoucí práce:* doc. Ing. Maroš Tunák, Ph.D.





TECHNICAL UNIVERSITY OF LIBEREC  
Faculty of Textile Engineering ■

# AN OBJECTIVE SYSTEM OF PILLING EVALUATION USING GRADIENT FIELD METHOD AND SPATIAL DATA ANALYSIS

## Dissertation

*Study programme:* P3106 – Textile Engineering  
*Study branch:* 3106V007 – Textile and material engineering  
*Author:* **Ing. Lenka Techniková**  
*Supervisor:* doc. Ing. Maroš Tunák, Ph.D.



## Prohlášení

Byla jsem seznámena s tím, že na mou disertační práci se plně vztahuje zákon č. 121/2000 Sb., o právu autorském, zejména § 60 – školní dílo.

Beru na vědomí, že Technická univerzita v Liberci (TUL) nezasahuje do mých autorských práv užitím mé disertační práce pro vnitřní potřebu TUL.

Užiji-li disertační práci nebo poskytnu-li licenci k jejímu využití, jsem si vědoma povinnosti informovat o této skutečnosti TUL; v tomto případě má TUL právo ode mne požadovat úhradu nákladů, které vynaložila na vytvoření díla, až do jejich skutečné výše.

Disertační práci jsem vypracovala samostatně s použitím uvedené literatury a na základě konzultací s vedoucím mé disertační práce a konzultantem.

Současně čestně prohlašuji, že tištěná verze práce se shoduje s elektronickou verzí, vloženou do IS STAG.

Datum:

Podpis:

## **PODĚKOVÁNÍ**

Na tomto místě bych ráda poděkovala svému školiteli doc. Ing. Maroši Tunákovi, Ph.D. za vedení, rady, velkou trpělivost, neocenitelnou pomoc a dlouhý čas, který mi během studia věnoval. Další velké poděkování patří RNDr. Jiřímu Janáčkovi, Ph.D. za nápady, rady, konzultace a také za trpělivost. Za finanční podporu při vypracování disertační práce děkuji Studentské grantové soutěži TUL v rámci projektů číslo 4840, 4853, 48015 a 21036, které probíhaly v letech 2011 až 2014. Také bych chtěla poděkovat všem, kteří mi jakkoliv pomohli při vypracování mé disertační práce. V neposlední řadě mé poděkování patří zejména rodině, mému příteli a také všem blízkým za jejich podporu a trpělivost.

## **ANOTACE**

V předložené disertační práci je řešena problematika objektivního hodnocení žmolkovitosti různých druhů plošných textilií a odhad distribuce žmolků na ploše testovaných vzorků. V první řadě je provedena 3D rekonstrukce povrchu vzorků se žmolky pomocí metody gradientních polí. Základní idea této metody vychází ze stínů žmolků, které jsou vytvořeny šikmým osvětlením vzorku ze čtyř stran. Žmolky v získaném 3D povrchu představují vrcholy, které je pak na základě vybrané segmentační metody snadné oddělit od struktury textilie. Z binárních obrazů vzorků jsou dále počítány základní charakteristiky žmolkovitosti, které slouží zejména pro odhad objektivního stupně žmolkovitosti. Ze získaných výsledků plyne, že metoda je vhodná jak pro hodnocení žmolkovitosti jednobarevných textilií, tak pro hodnocení textilií se složitějším vzorem, kde běžné metody většinou selhávají. V další části práce je hledán vhodný model pro popis distribuce žmolků na ploše textilií. Na základě prostorové analýzy dat je odhaleno, že se žmolky netvoří náhodně, ale na malé vzdálenosti se odpuzují a na delší jsou rozloženy nehomogenně.

**Klíčová slova:** žmolkovitost, 3D rekonstrukce povrchu, objektivní hodnocení žmolkovitosti, distribuce žmolků.

## **ANNOTATION**

The thesis deals with an objective pilling evaluation of various types of fabrics and with estimation of pills distribution in sample space. First of all a 3D reconstruction of fabric surface with pills is carried out by gradient field method. The basic idea of the method is to create pill shadows from four sides by lateral illumination. The pills represent peaks in the 3D fabric surface which are easily separated from the fabric structure by a method of segmentation. For a purpose of determination of an objective pilling grade, basic pill characteristics are counted from obtained binary images of the samples. The results show that the proposed method is suitable not only for pilling evaluation of unicolor fabrics but even for patterned fabrics where common methods failed. In the next part of the thesis a suitable model for description of the pills distribution in sample space is searched. Spatial data analysis detected that pills are not occurred randomly but pills repel each other on short distances and are distributed inhomogeneous on longer distances.

**Key words:** pilling, 3D surface reconstruction, objective pilling evaluation, pills distribution.

## **ANMERKUNG**

Die Arbeit beschäftigt sich mit einer objektiven Pilling-Bewertung verschiedener Arten von flächenhaften Textilien und mit der Pilling-Abschätzung Pillen Verteilung in den Protextilien. Zuerst ist die 3D-Rekonstruktion der Oberfläche der Textilien mit den Pillen durch die Gradientenfeldermethode gemacht. Die Grundidee des Verfahrens geht aus den Schatten der Klumpen, mit der schrägen Beleuchtung der Probe-textilien von vier Seiten gebildet sind. Klumpen in der erworbenen 3D-Oberfläche stellt die Spitze, die von der Struktur der Probe-textilien durch ein Segmentierungsverfahren getrennt sind. Zu der Bestimmung eines objektiven Pilling-Grades sind die grunden Pille-Eigenschaften von erhalten Binärbildern gezählt. Die Ergebnisse zeigen, dass das vorgeschlagene Verfahren eignet sich nicht nur für die Beurteilung der Pilling der unicoloren Stoffen, sondern auch für die gemusterten Stoffen. Im nächsten Teil der Arbeit ist ein passendes Modell zur Pillen-Verteilung in die Oberfläche der Textilien durchsucht. Durch die Datenanalyse wurde festgestellt, dass die Pillen nicht zufällig verteilen sind. Pillen stoßen sich auf den kurzen Strecken ab und auf den längeren Strecken sind inhomogen verteilt.

**Stichworte:** Pillen, 3D-Rekonstruktion der Oberfläche, objektive Beurteilung der Pilling, Verteilung der Pillen

## Obsah

ÚVOD.....	8
1 Přehled současného stavu problematiky .....	9
2 Žmolkovitost.....	14
2.1 Průběh tvorby žmolků.....	15
2.2 Příčiny a vlivy na vznik žmolků .....	15
2.3 Modely procesu žmolkování.....	17
3 Subjektivní hodnocení žmolkovitosti .....	19
3.1 Testování žmolkovitosti na přístroji Martindale.....	19
3.2 Testování žmolkovitosti na Komorovém žmolkovacím přístroji .....	22
4 Objektivní hodnocení žmolkovitosti.....	24
4.1 Sada testovaných vzorků textilií .....	25
4.2 Subjektivní hodnocení sad testovaných vzorků.....	31
4.3 Způsob pořízení obrazů testovaných sad vzorků.....	33
4.3.1 Digitální obraz .....	35
4.4 Předzpracování obrazu vzorků.....	36
4.5 3D rekonstrukce povrchu vzorků.....	38
4.5.1 Rekonstrukce povrchu na základě získání tvaru ze stínů objektu .....	40
4.5.2 Metoda gradientních polí .....	43
4.6 Zpracování 3D povrchu vzorků .....	47
4.7 Segmentace obrazu vzorků .....	48
4.7.1 Lokální prahování podle Niblacka.....	49
4.8 Finální úpravy obrazu vzorků .....	50
4.9 Detekce žmolků na vzorcích z Komorového žmolkovacího přístroje.....	54
5 Segmentace žmolků na vzorovaných textiliích .....	56
5.1 Testování další metody pro objektivní hodnocení žmolkovitosti.....	56
5.2 Detekce žmolků na vzorovaných textiliích pomocí navržené metody .....	59
6 Kvantitativní hodnocení žmolkovitosti.....	61
6.1 Automatické určení objektivního stupně žmolkovitosti .....	62

6.1.1 Výběr vhodných charakteristik žmolkovitosti.....	64
6.1.2 Vícerozměrný lineární regresní model .....	65
6.1.3 Testování významnosti modelu a regresních parametrů.....	67
6.1.4 Lineární regresní model pro odhad stupně žmolkovitosti .....	68
6.1.5 Porovnání výsledků subjektivní a objektivní metody .....	70
7 Porovnání výsledků navržené metody s další 3D metodou .....	72
8 Návrh grafického uživatelského prostředí .....	78
9 Souhrn a diskuze k výsledkům objektivní metody .....	79
10 Kvalitativní hodnocení žmolkovitosti.....	82
10.1 Prostorová analýza dat .....	82
10.1.1 Typy prostorové distribuce objektů a bodový vzor .....	84
10.1.2 Testy dobré shody a homogenita bodů .....	85
10.2 Metody nejbližších vzdáleností a $K$ -funkce.....	87
10.2.1 $K$ -funkce pro vzdálenosti mezi páry bodů .....	89
10.3 Využití prostorové analýzy dat pro odhad distribuce žmolků .....	91
10.3.1 Hustota žmolků .....	91
10.3.2 Chí-kvadrát test pro distribuci žmolků .....	92
10.3.3 Kolmogorov-Smirnovův test pro distribuci žmolků.....	92
10.3.4 Model bodového procesu žmolků.....	94
10.4 Analýza distribuce žmolků vytvořených přirozeným způsobem.....	99
11 Souhrn a diskuze k výsledkům prostorové analýzy dat.....	102
ZHODNOCENÍ VÝSLEDKŮ A NOVÝCH POZNATKŮ .....	104
PŘEHLED POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK.....	106
SEZNAM PUBLIKACÍ AUTORA .....	110
SEZNAM CITACÍ PUBLIKACÍ AUTORA.....	111
LITERATURA .....	112
SEZNAM PŘÍLOH.....	116

## ÚVOD

Žmolkovitost textilních materiálů je všeobecně brána jako negativní vlastnost a patří mezi první vizuální dojmy při posuzování kvality materiálu po určitém čase jeho používání. Žmolky vznikají na povrchu každé textilie při jejím používání a údržbě. Během procesu žmolkování se vyčnívající vlákna z povrchu textilie vlivem tření o stejnou textilií či o jiný povrch zaplétají do sebe a vytvářejí tak nevzhledné spletnice vláken. Žmolkovitost patří mezi nejčastěji hodnocenou vlastnost v rámci kontroly kvality textilií a je tedy na místě se efektivitou metod jejího hodnocení zabývat.

V textilním průmyslu se i v současné době pro hodnocení žmolkovitosti materiálů stále využívají subjektivní metody. Subjektivní metody jsou založeny na hodnocení vzorku se žmolky na základě přiřazení stupně žmolkovitosti dle normy a etalonů hodnotitelem. Avšak se změnou hodnotitele může dojít i ke změně hodnocení stupně žmolkovitosti vzorků. Právě z tohoto důvodu je snaha postupně nahradit subjektivní metody hodnocení žmolkovitosti metodami objektivními. Nejčastěji metody pro objektivní hodnocení žmolkovitosti textilních materiálů vychází z metod obrazové analýzy. Většina objektivních metod je založena na hodnocení žmolkovitosti z dvourozměrného (2D) či třírozměrného (3D) obrazu povrchu textilie. Všeobecně je pořízení 2D obrazu ve většině případů mnohem jednodušší než získání 3D povrchu. Zároveň jsou ale informace z 2D obrazu často nedostačující, a to zejména při segmentaci žmolků z povrchu vzorovaných textilií. V tomto případě by měla být analýza 3D povrchu textilií podstatně přesnější.

Cílem disertační práce je vývoj komplexní objektivní metody pro hodnocení žmolkovitosti různých druhů textilií. V rámci komplexního hodnocení žmolkovitosti textilií by měl být brán ohled nejen na hodnocení z kvantitativního hlediska ve formě výpočtu významných charakteristik žmolků, ale i na hodnocení z kvalitativního hlediska. Kvalitativní hodnocení žmolkovitosti dává informace ohledně distribuce žmolků na ploše vzorku, tzn., zda se žmolky shlukují, zda jsou rozloženy náhodně, či nenáhodně. Důležitým krokem v této práci je aplikace vhodné metody pro 3D rekonstrukci povrchu textilií se žmolky, která by byla schopná efektivně potlačit i vliv případného vzoru textilie na segmentaci žmolků.

V první kapitole disertační práce je uveden souhrn současného stavu problematiky, kde je představeno několik metod pro objektivní hodnocení žmolkovitosti. V další části práce je nejprve popsána žmolkovitost, její příčiny, proces vzniku žmolků, jeho jednotlivé fáze a také je zde znázorněna ukázka vybraných modelů žmolkovitosti. Důležitým faktorem pro zjištění efektivity objektivních metod je porovnání jejich výsledků se subjektivními metodami. Subjektivní metoda hodnocení žmolkovitosti podle normy je uvedena ve třetí kapitole. Dále následuje postup navržené objektivní metody hodnocení žmolkovitosti. Nejprve jsou uvedeny výsledky subjektivního hodnocení, dále je ukázán postup snímání povrchu vzorků a také je popsána posloupnost kroků pro předzpracování obrazu. 3D rekonstrukce povrchu textilií je realizována pomocí metody gradientních polí, jejíž základní myšlenkou jsou stíny žmolků vzniklé při šikmém osvětlení vzorku. Pro možnost využití metody gradientních polí je zde také představen návrh a realizace speciálního světelného systému. Zrekonstruovaný 3D povrch vzorků je dále zpracován pro následující segmentaci žmolků. Na základě výsledků získaných z obrazové analýzy je žmolkovitost hodnocena jak z kvantitativního, tak i kvalitativního hlediska. V závěru práce je provedeno zhodnocení výsledků a doporučení pro další výzkum v této oblasti.



## 1 Přehled současného stavu problematiky

V posledních letech bylo představeno několik studií týkajících se objektivních metod pro hodnocení žmolkovitosti. Tyto studie se zaměřily na různé principy objektivního a automatického hodnocení žmolkovitosti textilií zejména prostřednictvím obrazové analýzy. Kromě určení objektivního stupně žmolkovitosti se autoři uvedených prací zabývali definováním dalších vlastností a parametrů žmolkovitosti. Níže uvedený přehled představuje metody, které byly v posledních letech realizovány a testovány za účelem objektivního hodnocení žmolkovitosti textilií.

Objektivní hodnocení žmolkovitosti pomocí obrazové analýzy a získání charakteristik žmolků z obrazu textilie představil ve své práci Xu [1]. Obrazy vzorků textilií se žmolky ve škále od 1. po 5. stupeň byly pořízeny pomocí CCD kamery. Vytvořený software pro hodnocení žmolkovitosti v této práci zahrnoval dvě procedury, a to identifikování žmolků a měření vlastností žmolků. Autor práce využil pro objektivní hodnocení žmolkovitosti dvourozměrnou diskrétní Fourierovu transformaci (2D DFT), která patří mezi spektrální techniky a je vhodná pro popis texturních obrazů, zejména pak periodicky opakujících se vazeb textilií. Na základě této metody byl obraz rozdělen na dvě části – obraz periodické struktury textilie a obraz obsahující šum a žmolky. Periodická struktura textilie byla nalezena identifikováním vysokých frekvenčních komponent ve výkonovém spektru. Zbylé frekvenční komponenty korespondují s neperiodickou strukturou, která obsahuje šum a žmolky. Obrazy byly poté zpětně převedeny z frekvenční oblasti do prostorové pomocí inverzní 2D DFT. Následně byly žmolky detekovány z neperiodického obrazu pomocí technik srovnávání se vzorem. Hustota, velikost a kontrast žmolků patřily mezi charakteristiky, které byly vybrány v této práci pro definování objektivního stupně žmolkovitosti textilie. Výsledné hodnoty byly porovnány s fotografiemi etalonů podle americké normy ASTM D4970/D4970M [2]. Podobným principem objektivního hodnocení žmolkovitosti se zabýval také Xin *et al.* [3]. V tomto případě byla snaha simulovat vizuální vnímavost pomocí techniky srovnání se vzorem. Srovnání se vzorem je proces, kdy definovaný vzor prochází přes celý obraz a vypočítává se korelace mezi vzorem a obrazem textilie. Tato práce také popisuje vývoj algoritmu pro vytvoření vhodného vzoru žmolku, který je založený na textuře materiálu a na aplikaci odpovídajícího vzoru pro identifikování žmolků pomocí technik zpracování obrazu. Pro odhad vzoru v rámci detekce žmolků byla v tomto případě použita Gaussova dvourozměrná funkce. Gaussova dvourozměrná funkce má následující tvar

$$z_i = Ae^{\left[ \frac{(x_i - x_o)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y_i - y_o)^2}{2\sigma_y^2} \right]}, \quad (1)$$

kde  $A$  je amplituda,  $(x_o, y_o)$  jsou pozice bodů,  $\sigma_x$  a  $\sigma_y$  jsou směrodatné odchylky ve směru osy  $x$  a  $y$ . V této studii autoři odvodili velikost vzoru od průměrné velikosti žmolků. Tam, kde byla největší míra podobnosti vzoru s objektem, se jedná o žmolek. Obrazy textilií po procesu srovnání obrazu se vzorem byly prahovány podle vypočtené prahové hodnoty – histogram filtrovaného obrazu měl tvar přibližně normálního rozdělení, proto byla prahová hodnota stanovena jako odhad střední hodnoty úrovní šedi, ke kterému byl přičten trojnásobek směrodatné odchylky. Pomocí technik obrazové analýzy byly v binárních obrazech textilií objektivně měřeny vlastnosti žmolků, jako je počet, plocha, kontrast a hustota žmolků. Z výsledků zde vyplynulo,

že průměrné hodnoty plochy žmolků, dále počet žmolků, celková plocha žmolků a hustota žmolků určené z objektivní metody poměrně dobře korelovaly se subjektivním hodnocením.

Objektivní měření žmolkovitosti pomocí technik zpracování obrazu je dále uvedeno ve studiích [4, 5]. Autoři *Behera a Mohan* [4] za účelem tvorby nové metody nejprve získali obrazy etalonů textilií s různými stupni žmolkovitosti skenováním a poté sadu pořízených obrazů zpracovali v nově vytvořeném softwaru. Mezi pořízené obrazy etalonů patřily pleteniny, tkaniny i netkané textilie. Z výstupního softwaru byly získány parametry žmolkovitosti jako například celkový počet žmolků a jejich plocha. Mezi první kroky pro realizaci metody patřila interpretace vazby textilie a oddělení žmolků od povrchu textilie v obraze. Mezi významné nástroje pro předzpracování obrazu, které byly použity pro rozložení obrazu do sinových a kosinových komponent, patřila Fourierova transformace. *Semmani a Ghayoor* [5] obrazy textilií v rámci této metody pro další zpracování nejdříve filtrovaly za účelem snížení šumu pomocí Wienerova filtru. Princip navržené metody byl založen na hledání rohů v obraze textilie, tedy hledání vazných bodů osnovních a útkových nití, s využitím Harrisova rohového detektoru. V místech, kde nebyly rohy – vazné body detekovány, byly identifikovány žmolky. V rámci nové metody byly měřeny vybrané charakteristiky žmolkovitosti, mezi něž patřila například výška a objem žmolků.

Metodu *Edge Flow* pro vývoj systému objektivního hodnocení žmolkovitosti uvedli *Xiaojun et al.* [6]. Tento systém objektivního hodnocení žmolkovitosti byl založen také na technikách zpracování obrazu. Metoda *Edge Flow* představuje model predikce kódování pro nalezení změny směru v textuře obrazu. Autoři tohoto článku navrhli algoritmus pro segmentaci žmolků různých druhů textilií, který využívá barvy, textury obrazu a fáze vektoru *Edge Flow*. Na základě této metody byly zjištěny tři charakteristiky žmolkovitosti. Mezi tyto parametry byl zahrnut celkový počet žmolků, celková plocha žmolků a optický stupeň žmolkovitosti. Vztah mezi různými stupni žmolkování textilie byl pak určen na základě tohoto systému. V rámci 3D obrazu bylo implementováno hodnocení stupně žmolkovitosti za pomoci metody nejmenších vzdáleností žmolků. Experimenty provedené v této práci ukázaly, že objektivní hodnocení žmolkovitosti založené na tomto systému má rozsáhlé možnosti aplikace u různých druhů textilií a vykazuje efektivní výsledky.

Vývoj objektivní metody hodnocení žmolkovitosti založený na vícestupňové 2D *dual-tree* komplexní vlnkové transformaci a lineární rozlišovací funkci Bayesova pravidla byl popsán ve studiích [7, 8]. *Zhang et al.* [7] popsali vícestupňovou 2D *dual-tree* komplexní vlnkovou transformaci, která byla v rámci této práce použita pro odstranění vysokofrekvenčního šumu, periodické textury textilie, nerovnosti povrchu a nerovnoměrnosti osvětlení textilie se žmolky. Každý ze tří standardních testů žmolkovitosti sady vzorků byl modelován do dvaceti vektorů vlastností (čtyři obrazy pro každý z pěti stupňů žmolkovitosti). Lineární rozlišovací funkce Bayesova pravidla zde byla použita jako klasifikátor pro určení klasifikačního pravidla mezi stupni žmolkování. Na základě klasifikačního pravidla pak byly vzorky textilie se žmolky se stejnou texturou automaticky přiřazeny k jednomu z pěti stupňů žmolkovitosti. Dále autoři *Zhang et al.* v další své práci [8] představili nelineární klasifikaci, která využívá principu neuronových sítí. Autoři této práce testovali praktické postupy metody objektivního hodnocení žmolkovitosti za použití obsáhlé sady vzorků textilií se žmolky. Vlnková analýza byla v tomto případě vybrána pro identifikaci a pro oddělení komponent žmolkovitosti v obraze textury, které byly použity pro vytvoření vektoru vlastností. V rámci klasifikace žmolkovitosti byly aplikovány lineární a nelineární

metody. Přijatelné výsledky identifikace žmolků byly v případě nelineární klasifikace získány pomocí neuronových sítí. Aplikace této metody na velké sadě vzorků textilií se žmolky ukázala, že získané výsledky jsou shodné se subjektivním hodnocením.

Metody pro objektivní klasifikování intenzity žmolkování textilií založené na vlnkové analýze textury jsou uvedeny v článkách [9-12]. *Zhang et al.* [9] pomocí této metody vytvořili vektor komplexních vlastností textury. Tento vektor vycházel z malých vlnkových koeficientů definovaných z horizontálního, vertikálního a diagonálního směru, které umožňují rozsáhlejší reprezentaci žmolků. Tento systém tvoří významný faktor pro objektivní hodnocení žmolkovitosti pomocí technik zpracování digitálního obrazu. Jako matematický základ byla v této metodě použita analýza hlavních komponent (*PCA-Principal Components Analysis*) a diskriminační analýza (*DA-Discriminant Analysis*). Analýza *PCA* byla použita pro nalezení významných komponent vektoru vlastností žmolků. Dále se také *Zhang et al.* zabývali ve studii [10] objektivní metodou hodnocení žmolkovitosti založenou opět na 2D vlnkové transformaci, která byla aplikována na měření intenzity žmolkování v obraze vzorků textilie. Měření intenzity žmolkování probíhalo v rámci tohoto výzkumu ve frekvenční oblasti obrazu a bylo zde využito koeficientu detailů 2D diskrétní vlnkové transformace. Tato transformace také tvořila základ pro vektor vlastností, který realizuje vhodnou automatickou klasifikaci v rozsahu sady standardních obrazů vzorků textilií se žmolky. Metoda se ukázala jako robustní vzhledem k posunutí obrazu či ke změnám jasu. Rozsáhlejší informace o identifikaci žmolků byly získány kombinací vlnkové analýzy textury a analýzy hlavních komponent. Pro hodnocení této metody byla realizována databáze obsahující více než 200 vzorků materiálů s různými stupni žmolkovitosti, které byly nejdříve ohodnoceny odborníky a poté byly výsledky porovnány. Další metodu pro nedestruktivní a objektivní hodnocení žmolkovitosti s využitím diskrétní vlnkové transformace realizovali *Kim a Kang* [11]. Analýza digitálního obrazu využitá pro odstranění opakování vazby vzorků textilií byla navržená podle standardizovaných fotografií vzorků se žmolky. V tomto článku bylo použito jednoduché prahování rekonstruovaného obrazu povrchu textilie, pomocí něhož se snadno oddělily žmolky od pozadí a textilie se podle extrahovaných žmolků zařadila do správného stupně žmolkování. Pro zvýraznění velikosti žmolků a snížení vlivu opakování vazby pozadí obrazu textilie zde bylo navrženo schéma vlnkové rekonstrukce obrazu. Výsledky experimentu potvrdily, že tato metoda je vhodná pro obrazy povrchů tkanin, kde se vazba periodicky opakuje. *Palmer a Wang* [12] představili metodu pro objektivní měření žmolkovitosti zaměřenou na analýzu frekvenční oblasti obrazu textilie se žmolky. Analýza frekvenční oblasti obrazu byla založena na dvourozměrné diskrétní vlnkové transformaci, která byla využita pro měření a rozlišování intenzity žmolkování textilie. Pro kvantitativní a kvalitativní analyzování charakteristik obrazu textilie se žmolky byl vytvořen histogram, který určoval frekvenci různých hodnot šedi pixelů v obraze textilie. Obrazy, jejichž histogramy měly četnosti pixelů s nižšími hodnotami šedi, se jevily jako tmavší. Naopak obrazy s rozdělením četnosti pixelů k vyšším hodnotám úrovně šedi se projeví jako světlejší. Tato metoda se ukázala jako robustní k malým horizontálním nebo vertikálním posunům a také k významnějším změnám jasu pixelů obrazu. V rámci pootočení obrazu textilie se tato metoda naopak prokázala jako citlivá.

V práci [13] je uveden postup a popis experimentálního systému pro objektivní odhad tvorby žmolků, který je založen na optické triangulaci s duálním skenovacím systémem. Autoři *Mendes et al.* zde popisují kvalitativní a kvantitativní analýzu pro hodnocení tvorby žmolkovitosti textilií. Kvalitativní analýza byla provedena

porovnáním výsledků vizuální kontroly topografických rekonstruovaných obrazů s původními fotografiemi vzorků textilií. Kvantitativní analýza byla založena na výpočtu koeficientu celkového stupně žmolkovitosti, který byl pak porovnán s korespondujícím subjektivním stupněm žmolkovitosti textilií. Duální skenovací systém využíval dva detektory obrazu, které sloužily pro minimalizaci ztráty dat během procesu jejich získávání. Tento systém se ve studii ukázal jako robustní s poměrně přesnými výsledky.

Rozpoznání a segmentace žmolků na povrchu textilií za pomoci multi – škálového přizpůsobeného filtrování bylo vytvořeno *Chenem et al.* [14]. Pro detekování žmolků v obraze tkaniny byla realizována skupina vhodných filtrů s různými velikostmi konvolučních masek. V každé škále byl filtrovaný obraz segmentován. Slučování získaných výsledků segmentace obrazu ze všech škál bylo zprostředkováno vhodným prahováním obrazu. Na základě slučování získaných výsledků segmentace obrazu ve všech škálách bylo rozhodnuto, zda se jedná, či nejedná o žmolek. Autoři práce aplikovali 2D Gaussovu funkci pro tvorbu modelu žmolku (podobně jako je tomu v práci [3]), který byl realizovaný podle rozložení stupňů šedi několika reálných žmolků v obrazech textilií. Porovnání metod subjektivního a objektivního hodnocení žmolkovitosti různých druhů textilií uvedli ve své studii *Mendes et al.* [15]. Nejprve byla sada vzorků textilií se žmolky subjektivně ohodnocena panelem respondentů. Poté byla tato sada vzorků textilií analyzována objektivní metodou, která byla založená na duálním optickém skenovacím systému. Tento systém byl implementován pro 3D rekonstrukci obrazu textilie. Účelem této práce bylo vytvořit korespondující model mezi subjektivní a objektivní metodou pro automatické přiřazení stupně žmolkovitosti pomocí jednoduchého stanovení celkového objemu žmolků na povrchu textilií. Pro určení korespondujícího modelu byl použit koeficient žmolkování. Objektivní postup hodnocení žmolkovitosti prokázal lepší reprezentaci reálné tvorby žmolků.

Metoda gradientních polí, pomocí níž jsou v této práci rekonstruovány povrchy textilií se žmolky, vychází z metod založených na získání tvaru ze stínů objektu, tzv. *Shape from Shading (SFS)*. Jedná se tedy o rekonstrukci tvaru povrchu na základě vzniklých stínů. Například *Ramachandran* [16] ve své práci dokázal, že mozek je schopný získat informaci o stínech objektů nejen na základě stínování, ale i pomocí obrysu, základních vlastností povrchu a ze systému vizuálních znalostí objektů. Dále *Barrow a Tenenbaum* [17] zjistili, že právě linie, která tvoří přechod mezi stínem a texturou objektu, představuje hlavní roli v interpretaci stínovaných povrchů. Také autoři *Mingolla a Todd* [18] studovali lidský vizuální systém hodnocení předmětů založený na vnímání jejich tvarů. Tato studie naznačovala, že tradiční předpoklady v metodách *SFS* – Lambertovský odraz, znalost směru osvětlení povrchu a lokální rekonstrukce tvaru – nejsou z psychologického hlediska platné. Z toho je zřejmé, že lidský vizuální systém používá princip *SFS* jinak než počítačové vidění.

Rekonstrukcí tvaru objektu se složitějším nebo zvlněným povrchem na základě stínů objektu se například zabývala i studie *Horna* [19]. Gradientní pole obrazu je integrovatelné, pokud se jedná o gradient funkce výšky povrchu. V tomto případě je tedy integrovatelnost povrchu snadná, protože oba typy povrchů jsou reprezentovány svou výškou a gradientem. Robustnost metody tedy spočívá i z části v linearizaci reflektanční mapy s odhadem orientace povrchu v každém pixelu jeho obrazu. *SFS* techniky lze rozdělit do čtyř základních skupin podle přístupu: minimalizační přístup, šířící přístup, lokální a lineární přístup. Minimalizační přístup zkoumali ve své práci *Ikeuchi a Horn* [20]. Pomocí tohoto přístupu dochází k obnovení gradientů obrazu povrchu. Tvar objektu je počítán na základě minimalizace funkce energie obsahující jas

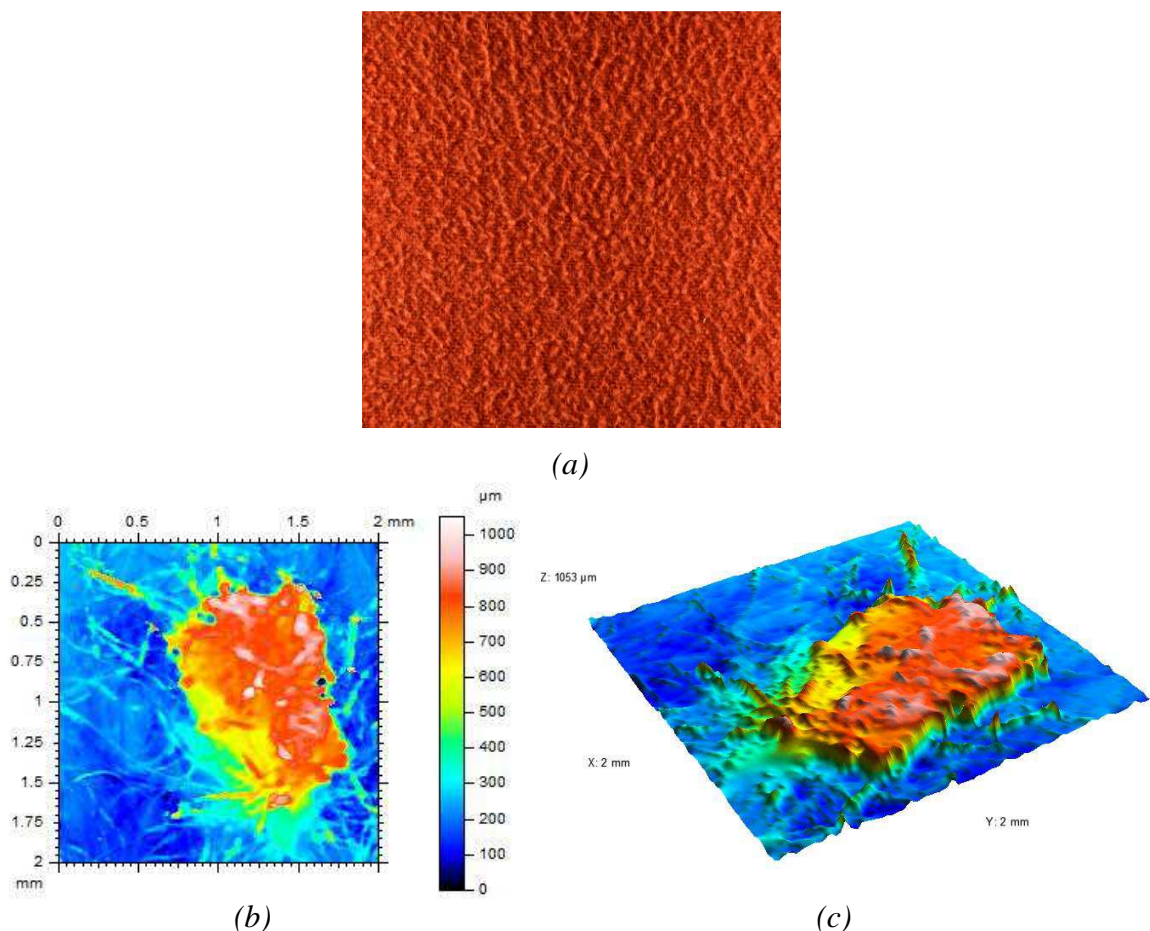
a hladkost povrchu. Autoři *Brooks* a *Horn* [21] se snažili minimalizovat stejnou funkci energie, ale za podmínek normály povrchu. Prosazení integrovatelnosti v *Brooksově* a *Hornově* algoritmu využili také autoři *Frankot* a *Chellappa* [22] za účelem obnovení integrovatelnosti povrchu. Sklon povrchu byl v této práci odhadnut z iterativního schématu a byl vyjádřen za podmínek lineární kombinace konečného počtu základních Fourierových funkcí. Prosazení integrovatelnosti bylo založeno na promítnutí neintegrovatelného sklonu povrchu, ze kterého byl odhadnut nejbližší integrovatelný sklon povrchu.

*Horn* [23] dále uvedl ve své práci metodu s charakteristickými pruhy, která vychází ze šířícího přístupu. Charakteristický pruh představuje linii v obrazu, podél které je možné vypočítat hloubku a orientaci povrchu, pokud jsou tyto veličiny známy v počátečním bodu linie. Směr pruhů je identifikován jako směr gradientů obrazu. Pokud nejsou pruhy dostatečně blízko sebe, aby vytvořily hustou mapu tvarů, pak je potřeba interpolovat nové pruhy. *Oliensis* [24] ve své studii uvedl, že tvar povrchu může být rekonstruovaný nejen z uzavřených hranic stínů, ale i z jednotlivých bodů obrazu. Z této myšlenky vycházeli v další studii autoři *Dupuis* a *Oliensis* [25], kteří řešili tento problém pomocí numerických metod. Podobně jako v předchozích studiích i zde *Kimmel* a *Bruckstein* [26] rekonstruovali povrch přes vrstvy ze stejné vrstevnice v původní uzavřené křivce povrchu. Tato metoda aplikovala techniky z diferenciální geometrie a numerické analýzy, které také umožňují rekonstruovat povrch objektu.

K dalším přístupům v metodách *SFS* patří lokální přístup, který ve své práci uvedl *Pentland* [27]. V tomto případě se tvar povrchu rekonstruuje z intenzity pixelů obrazu a jeho první a druhé derivace. Autor využil předpokladu, že povrch je lokálně zakřivený v každém jeho bodu. Ze stejného předpokladu vyšli ve své studii i *Lee* a *Rosenfeld* [28], kteří počítali sklon povrchu v systému souřadnic podle světelného zdroje pomocí první derivace intenzity pixelů obrazu. *Pentland* [29] se ve svém dalším příspěvku také zaměřil na řešení problematiky metod *SFS*. Postup v této studii vycházel z lineární aproximace funkce reflektance za podmínek gradientu povrchu. Autor dále aplikoval Fourierovu transformaci na lineární funkci za účelem získání hloubky povrchu v každém bodě obrazu. Využití diskrétní aproximace gradientu, dále aplikace lineární aproximace funkce reflektance za podmínek bezprostřední hloubky obrazu, uvedli ve své práci autoři *Tsai* a *Shah* [30]. Jejich algoritmus zrekonstruoval hloubku povrchu v každém jeho bodě za pomoci Jacobiho iterativního schématu.

## 2 Žmolkovitost

Defekty textilií jsou všeobecně výrazným problémem v textilním průmyslu, který má vliv na jejich výslednou kvalitu. Nejčastější defekty textilií jsou spojeny s vadami struktury a s vadami, které jsou způsobeny jednotlivými vlákny nebo skupinou vláken vyčnívajícími z povrchu textilie. Mezi tuto skupinu defektů povrchu textilií se řadí zejména žmolkovitost, ke které dochází až časem při běžném nošení a praní. Žmolek je definován jako shluk do sebe zapletených vláken, které jsou svými konci spojené s povrchem materiálu. Žmolkovitost na povrchu materiálu vzniká při tření povrchu textilie o jiný nebo stejný povrch během nošení a údržby oděvů. Při tření textilie o další povrch se do sebe postupně zaplétají vlákna, která vyčnívají z jejího povrchu. Důsledkem tvorby žmolků je zejména narušení vzhledu povrchu textilie. K žmolkovitosti dochází u všech textilních materiálů s tím rozdílem, že některé materiály mají menší odolnost v ohybu a v krutu, a proto žmolky odpadnou dříve. Žmolkovitost textilie je brána jako negativní vlastnost a výrazná vizuální vada na povrchu textilie, která mimo jiné závisí na odolnosti textilie v odírání [31]. Na obr. 1 (a)-(c) je ukázka tkaniny s výrazně žmolkujejícím povrchem, dále ukázka 2D obrazu žmolku a jeho 3D povrchu získaného z bezdotykového laserového zařízení pro snímání 3D povrchu (Talysurf CLI 500). Barevná mapa 2D obrazu definuje výškové rozdíly mezi povrchem textilie a žmolkem. Zde je patrné, že žmolek představující shluk vláken výrazně vyčnívá z povrchu textilie.



Obr. 1 (a) Tkanina s výrazně žmolkujejícím povrchem, (b) detailní obraz žmolku na tkanině ve 2D a (c) v 3D zobrazení.

## 2.1 Průběh tvorby žmolků

Všechny textilie mají na svém povrchu vyčnívající vlákna, což je označováno jako chlupatost textilie. Třením textilie se do sebe vyčnívající vlákna stáčejí a zaplétají, čímž dochází k tvorbě žmolků. Tvorbou žmolků vzniká defekt na povrchu textilie, což je nežádoucí efekt. Úroveň tvorby žmolků závisí na rychlosti po sobě navazujících procesů žmolkovitosti vycházející z vlastností materiálu. Mezi tyto procesy patří [35]:

- zapletení vláken na povrchu textilie,
- vytažení dalších vláken na povrchu textilie,
- odření vláken a odpadnutí žmolků.

Vlákna, která určitou délkou vyčnívají z povrchu textilie, se vlivem postupného odírání oděvu a následkem jejich vzájemného pohybu stáčejí do sebe a zároveň k sobě stahují sousední vlákna. Na tvorbě žmolků se podílejí i nečistoty obsažené na povrchu textilie. Splétáním vyčnívajících vláken na povrchu textilie popřípadě i nečistot dochází k tvorbě žmolků, jejich nárůstu a následně ke stabilizaci procesu tvorby žmolků na povrchu textilie. Po tvorbě žmolků na povrchu textilie a její stabilizaci časem dochází v místech mechanického namáhání k odpadnutí či ulpívání žmolků na povrchu textilie.

Rychlost těchto procesů lze ovlivnit například vlastnostmi vláken, použitými přízemi, druhem plošných textilií i jejich finálními úpravami. U vláken s vyšší pevností je výrazně rychlejší tvorba žmolků než jejich odpadnutí a výsledkem toho je pak zvýšení žmolkovitosti a opotřebením povrchu textilie. Naopak v případě vláken s nižší pevností koresponduje rychlost tvorby žmolků s rychlostí jejich odpadnutí z povrchu textilie. Toto je důvod kolísání tvorby žmolků při postupném opotřebením povrchu textilie [35]. Žmolkovitost zahrnuje dle [31] šest fází:

- počátek vytahování vláken na povrch, vznik rozvláknění,
- intenzivnější rozvláknění vláken na povrchu textilie,
- nahromadění vláken a jejich lehké zaplétání,
- zaplétání vláken,
- vytvoření žmolků,
- odpadnutí žmolků v důsledku mechanického namáhání.

## 2.2 Příčiny a vlivy na vznik žmolků

Fyzikální a mechanické vlastnosti vláken, přízí i plošných textilií mají zásadní vliv na proces tvorby žmolků na povrchu textilií. Mezi tyto vlastnosti jsou zahrnuty zejména následující faktory [31]:

- tření, pevnost, pružnost a odolnost vláken v ohybu,
- tvar průřezu vláken, jejich délka a jemnost,
- obloučkovitost, zákrut příze, konstrukce textilie, elektrostatické vlastnosti,
- měkkost, tažnost, odolnost v oděru a finální úpravy textilií.

Povrchové vlastnosti vláken ovlivňuje zejména tření mezi vlákny či mezi vlákny a jiným povrchem. Podstata tření vláken závisí hlavně na jejich mechanických vlastnostech. Díky tření se snižuje žmolkovitost, neboť tření částečně zabraňuje migraci

vláken na povrch textilie. Tření ovlivňuje počátek tvorby žmolků v případě, kdy je pevnost vláken menší než třecí síla, která na ně působí. V tomto případě dochází k přetržení vláken a migraci jejich volných konců na povrch textilie. Třecí síly mají vliv nejen na počátek tvorby žmolků, ale i na konečnou fázi procesu žmolkování, což je odpadnutí žmolku. Se třením vláken (a s tím korespondující tvorba žmolků) souvisí i tvar průřezu vláken. Nižší koeficient tření mají vlákna kruhovitá a hladká. Hladká a netvarovaná vlákna mají díky svému nižšímu koeficientu tření sklon k migraci na povrch textilie a z tohoto důvodu dochází i ke zvýšené tvorbě žmolků. Se zvyšujícím se koeficientem tření klesá rychlost tvorby žmolků na povrchu textilie.

Jak již bylo zmíněno výše, na proces tvorby žmolků mají významný vliv také pevnostní charakteristiky vláken a jejich pružnost. Čím pevnější a pružnější vlákna, tím vyšší odolnost vláken v ohybu a oděru. Toto je mimo jiné příčinou odolnosti žmolků proti jejich odpadnutí z povrchu textilie. Z toho plyne, že čím menší je pevnost a pružnost vláken, tím rychleji dochází k odpadnutí žmolků z povrchu textilie a tím se snižuje i výskyt žmolků. Produkty ze syntetických vláken, která mají většinou výrazněji vyšší pevnost než vlákna přírodní, mají z tohoto důvodu větší sklon k výskytu rozsáhlejšího množství žmolků na jejich povrchu. Stejný poměr rychlosti odpadnutí žmolků z povrchu textilie platí i pro odolnost vláken v ohybu a v krutu. Čím vyšší je odolnost vláken v ohybu a krutu, tím déle se žmolky udrží na povrchu textilie a proces jejich odpadnutí je velmi dlouhý. Naopak žmolky, které vznikají z vláken s nižší odolností v ohybu, při mechanickém namáhání odpadnou rychleji. Na povrchu textilií vyrobených z vláken s vyšší odolností v ohybu a krutu pak vznikají žmolky s vyšší trvanlivostí.

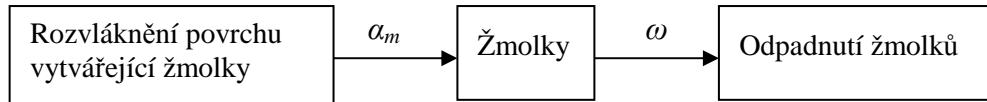
I délka vláken má svůj podíl na vliv tvorby žmolků. Vlákna, která jsou delší, jsou také více upevněná v přízi a tím mají menší sklon k uvolnění a migraci na povrch textilie. Naopak kratší vlákna se snadněji uvolňují z příze a dostávají se pak na povrch textilie, kde svými konci na sebe navazují vlákna ostatní, čímž dochází ke zvýšené tvorbě žmolků. Zákrut příze také určitým způsobem ovlivňuje žmolkovitost textilií. Čím více je příze při procesu předení zakroucena, tím více je hladší a pevnější. Právě hladkost příze souvisí s procesem tvorby žmolků. Pokud je příze hladká, tak je počet vyčnívajících vláken z jejího povrchu minimální. A čím méně vyčnívá vláken z příze, tím méně vyčnívá vláken z povrchu textilie a tím se zmenšuje i riziko zaplétání jejich konců do sebe a zároveň dochází k poklesu tvorby žmolků.

Významným parametrem pro tvorbu žmolků je dále konstrukce textilie. Textilie s nižší dostavou mají vyšší tendenci k tvorbě žmolkovitosti. Příčinou toho jsou menší síly působící na soudržnost vláken v přízi a jejich následné vyčnívání z povrchu textilie. V případě hustě a těsně tkaných či pletených textilií, které mají velký počet vazných bodů a tím i vysokou dostavu, se snižuje tvorba žmolků. Důvodem je velká soudržnost vláken ve struktuře textilie, proto je vláknům zabráněna jejich migrace na povrch textilií. Také elektrostatické vlastnosti vláken lze považovat za jednu z příčin žmolkování. Některé materiály nejsou schopny odvádět elektrický náboj, který vzniká například třením. Právě vlivem elektrostatických vlastností textilií mohou být přitahovány na jejich povrch různé drobné nečistoty, které poté slouží jako základ pro vznik žmolků [31].



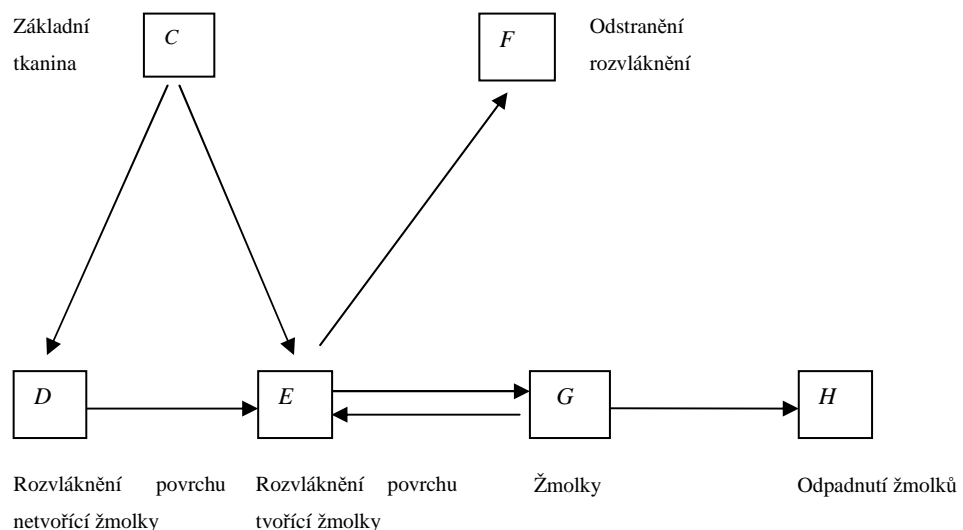
### 2.3 Modely procesu žmolkování

Modely tvorby žmolků slouží pro lepší pochopení mechanismu žmolkování a získání kvantitativních informací ohledně faktorů, které jsou příčinou tvorby žmolků. Díky znalosti mechanismu tvorby žmolků a jejich kinetiky lze optimalizovat vlastnosti vyráběných přízí a plošných textilií, které budou mít menší sklony ke žmolkování [32-34]. Mezi modely kinetiky žmolků patří například model *Conti a Tassinari* [32]. Tento model využívá analogie s dvěma konstantami úměrnosti  $\alpha_m$  a  $\omega$  v následujícím tvaru:



V této analogii veličina  $\alpha_m$  představuje rychlost, se kterou vlákna migrují ze struktury textilie na její povrch a dále se zapletou ve žmolek a veličina  $\omega$  je rychlost, se kterou žmolek odpadne z povrchu textilie. Konstanta rychlosti tvorby žmolků je ovlivněna schopností vláken migrovat z příze a struktury na povrch textilie, dále třením vláken a zakroucením příze. Na konstantu rychlosti odpadnutí žmolků mají vliv zejména mechanické vlastnosti vláken.

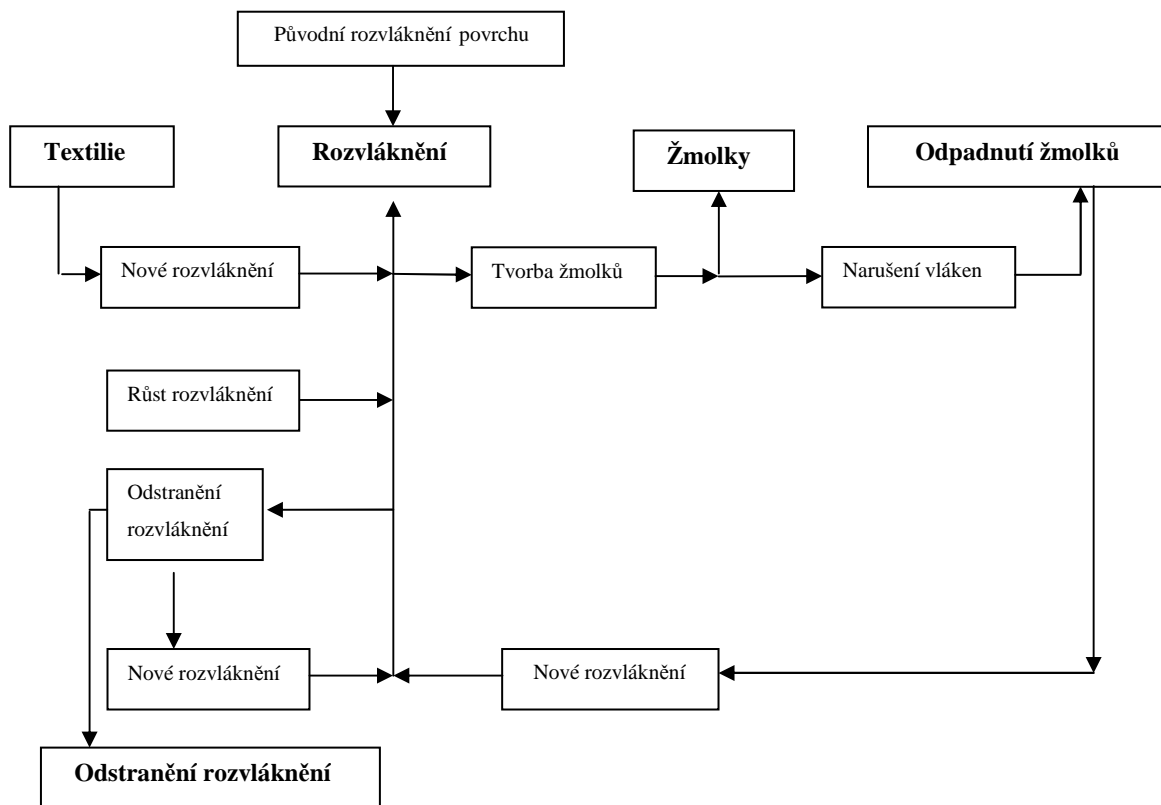
Mezi další matematické modely mechanismu žmolkování patří model *B&B* (pojmenovaný podle autorů *Brand a Bohmfalk*). Tento model rozlišuje stavy, kdy nedochází ke žmolkování, dále dochází ke tvorbě žmolků na základě rozvláknění povrchu textilie a na konci procesu dochází ke ztrátě vláken. *B&B* model [33] je uveden na obr. 2, kde  $E$  je množství vláken v rozvlákněném povrchu textilie mající sklon ke žmolkování,  $C$  představuje základní tkaninu,  $D$  je rozvláknění povrchu netvořící žmolky,  $G$  jsou žmolky a  $H$  značí odpadnutí žmolků.



Obr. 2 *B&B* model mechanismu žmolkování.

Tyto jednotlivé stavy mechanismu žmolkování představují statistické rozdělení vláknenných segmentů, které mají různé velikosti a umístění. Prostorová distribuce délky konců vláken zřetelně ovlivňuje rychlost procesu žmolkování. Tvorba žmolků závisí na pravděpodobnosti umístění dostatečně dlouhých vláken blízko sebe ve fázi rozvláknění povrchu. Model *B&B* však předpovídá tvorbu žmolků již tam, kde je pouze několik krátkých vláken ve fázi rozvláknění povrchu. Model také zahrnuje jak vzrůstající počet vláken přispívající k tvorbě rozvláknění povrchu, tak vzrůstající délku vláken již ve stavu rozvláknění povrchu.

Posloupnost jednotlivých fází uvedených na obr. 3, které se týkají jednotlivých vláken na povrchu textilie, vysvětluje hlavní rysy procesu žmolkování. Volné konce vláken a smyčky z vláken volně vystupují z povrchu textilie a narůstají do té míry, až vytvoří žmolky. Zbytek volných konců vláken nebo vlákna na povrchu textilie po odpadnutí žmolků dále tvoří základ pro tvorbu nového rozvláknění povrchu textilie. Tato metoda předpokládá konstantní rozměr vláken [33].



Obr. 3 Schéma několika fází procesu žmolkování.

Ostatní efekty, které nebyly zahrnuty do přímého modelování, jsou následující faktory: vnitřní mechanismy struktury přízí či textilií a působení tření na rozvláknění povrchu textilie a na žmolky [33, 34].

Modely procesu žmolkování jsou důležité pro vysvětlení jednotlivých fází, které mohou při žmolkování textilie nastat. Z pohledu žmolkovitosti textilií je však třeba se dále zabývat různými metodami hodnocení této vlastnosti. V další kapitole bude následovat popis subjektivní metody hodnocení žmolkovitosti a způsob testování odolnosti textilií proti žmolkování.

### 3 Subjektivní hodnocení žmolkovitosti

V současné době je v textilním průmyslu stále nejvíc využívána pro hodnocení žmolkovitosti textilních materiálů subjektivní metoda. Tato metoda s sebou přináší avšak výrazné nevýhody. Hlavní podstatou této metody je přiřazení stupně žmolkovitosti vzorků vyškoleným hodnotitelem podle normy a etalonů. Právě tento element také patří mezi největší nevýhody subjektivní metody hodnocení žmolkovitosti. Subjektivní metoda hodnocení je tedy založena na smyslovém vnímání člověka, jeho aktuálním psychickým i fyzickým zdravím, na vlivu okolního prostředí. Proto se výsledky subjektivní metody mohou měnit v závislosti na změně hodnotitele. Subjektivní metody bývají časově velmi náročné. Pouhým okem nelze zachytit a zhodnotit všechny charakteristiky žmolkovitosti či menší změny povrchu. Za účelem eliminování lidské chyby při hodnocení žmolkovitosti textilií je v průběhu několika let stále větší tlak na vývoj objektivních metod.

Nynější a nejčastěji používané metody pro stanovení stupně žmolkovitosti textilií vychází z českých norem ČSN EN ISO 12945-2 [35], ČSN 80 0838 [36] a dále z americké normy ASTM D4970 [2]. Norma ČSN EN ISO 12945-2 definuje postup testování a hodnocení odolnosti textilií vůči žmolkování na přístroji Martindale a norma ČSN 80 0838 na Komorovém žmolkovacím přístroji. Americká norma ASTM D4970 slouží pro hodnocení změn povrchu textilií a stupně žmolkovitosti při testu v odolnosti proti žmolkování na přístroji Martindale.

Současné metody pro stanovení odolnosti textilií vůči žmolkování jsou založeny na simulaci podmínek běžného nošení oděvů, které jsou pro účely testování zrychleny. Právě na přístroji Martindale a na Komorovém žmolkovacím přístroji je prováděna simulace těchto podmínek při odírání povrchu textilie o další textilií, kdy dochází k tvorbě žmolků ve vztahu k počtu otáček přístroje. Stupeň žmolkovitosti testovaných vzorků je pak vyhodnocen na základě vizuálního srovnání výsledků zkoušky v odolnosti proti žmolkování s normou. V rámci posuzování stupně žmolkovitosti je brán ohled například i na hustotu žmolků, jejich rozložení a počet. Zhodnocení výsledků zkoušky je tedy subjektivní a je třeba, aby bylo provedeno alespoň třemi odborníky.

#### 3.1 Testování žmolkovitosti na přístroji Martindale

Zkouška odolnosti textilie proti žmolkování a zkouška v oděru je v současné době nejčastěji realizována na přístroji Martindale. Tento typ přístroje umožňuje odírání vzorku textilie pomocí odírací tkaniny za podmínek standardního zatížení, kdy odírání povrchu textilie probíhá v několika směrech. Standardně používaná odírací tkanina je z česané 100 % vlny [35].

Obecně se tento zkušební přístroj skládá ze základní desky a z dalších komponent. Základní deska obsahuje oděrací stoly a pohonný mechanismus, který je složen ze dvou vnějších a jednoho vnitřního pohonu. Dále má základní deska také připevněnou vodící desku držáků vzorků, která se pohybuje horizontálně. Pro záznam otáček pohonných jednotek obsahuje přístroj nastavitelné počítadlo. Pohon přístroje je realizován prostřednictvím dvou vnějších synchronizovaných pohonných jednotek a vnitřní pohonné jednotky. Mimo jiné je přístroj Martindale vybaven oděracím stolem, který se skládá z upínacího rámečku, upínacího zařízení a ze závaží. Dále je zde držák vzorků a závaží pro zatížení vzorku z důvodu vytvoření přítlaku. Tento přístroj dále obsahuje několik pomocných materiálů. Mezi tyto materiály patří oděrací textilie, plst

a pěnový materiál. Oděrací textilie je vlněná tkanina, o kterou se odírá vzorek textilie. Kruhová plstěná podložka je umístěna na oděracím stole před upevněním vzorku textilie. Jako podložka pod zkušební vzorek či pod oděrací textilii se používá polyuretanový pěnový materiál. Přístroj Martindale je zobrazen na obr. 4.



Obr. 4 Přístroj Martindale.

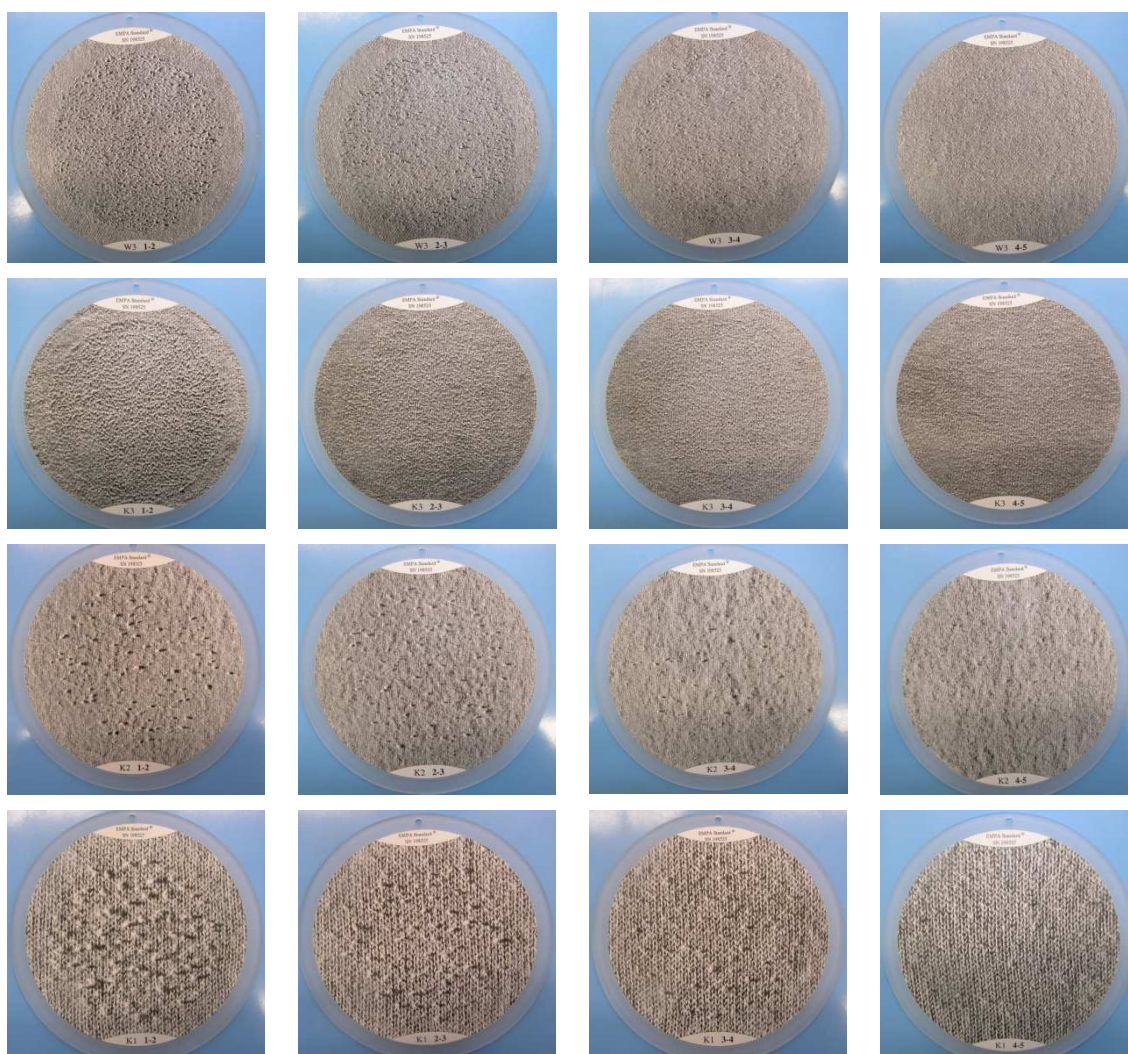
Pro tento typ zkoušky odolnosti materiálu je zapotřebí, aby testované vzorky byly kruhové (o průměru 14 cm). Pro správnost zkoušky je nutné použít alespoň tři sady stejných vzorků. Testované vzorky materiálu se upnou pomocí upínacího kroužku do držáku. Poté se kruhový vzorek při daném zatížení pohybuje po třecí ploše a dochází k odírání povrchu vzorku textilie. Třecí plocha je tvořena stejnou textilií či vlněnou oděrací textilií, pokud je to možné. Při daném zatížení vzorku se sleduje Lissajousův obrazec. Lissajousův obrazec je obrazec, který vzniká pohybem měnícím se z kružnice ke stále užším elipsám až po přímku. Z této přímky pak vznikají stále se zvětšující elipsy v úhlopříčně opačném směru, dokud nenastane opakování obrazce. Vzorek textilie je namáhán oděrem v závislosti na definovaném počtu otáček přístroje. Počet otáček přístroje tvoří kontrolní interval a je závislý na typu výrobku a metodě hodnocení. Tento typ zkoušky je prováděn tak dlouho, než nastane první stádium hodnocení. Bez vyjmutí a očištění vzorku se vykoná první hodnocení. Poté je na řadě další hodnocení dle následujícího postupu. Všechny vzorky je zapotřebí prohlédnout z malé vzdálenosti a přímo zepředu pod speciálním osvětlením. Vizuální hodnocení výsledků probíhá podle tab. 1, která obsahuje souhrn všech stupňů žmolkovitosti s daným popisem vzhledu povrchu vzorků po zkoušce dle normy ČSN EN ISO 12945-2. Každému vzorku se pak přiřadí odpovídající stupeň žmolkovitosti. Z důvodu subjektivního hodnocení je doporučeno provést hodnocení zkoušky více hodnotiteli. Průměrná hodnota stupně žmolkovitosti získaná od všech hodnotitelů je dle normy výsledkem zkoušky [35].

V případě, že hodnocení stupně žmolkovitosti daného vzorku spadá mezi dva stupně, pak je vzorku přidělen mezistupeň, tzn. 1-2, 2-3, 3-4, 4-5. Pro identifikaci mezistupně žmolkovitosti vzorku jsou k dispozici čtyři sady po čtyřech fotografických etalonech definované normou. Sady fotografických etalonů používaných jako standardy pro hodnocení mezistupně žmolkovitosti různých druhů textilií testovaných na přístroji Martindale jsou zobrazeny na obr. 5, kde každá řada začíná mezistupněm 1-2 a končí

mezistupněm 4-5. Jednotlivé sady se liší zejména v dostavě textilie (od hustějších po méně husté textilie).

Tab.1 Stupně žmolkovitosti popisující povrch textilie po zkoušce na přístroji Martindale.

Stupeň žmolkovitosti	Popis
5	Beze změn.
4	Lehké rozvláknění povrchu a/nebo počátek tvorby žmolků.
3	Mírné rozvláknění povrchu a/nebo mírné žmolkování. Žmolky různé velikosti a hustoty pokrývají částečně povrch vzorku.
2	Výrazné rozvláknění povrchu a/nebo výrazné žmolkování. Žmolky různé velikosti a hustoty pokrývají značnou část povrchu vzorku.
1	Husté rozvláknění povrchu a/nebo silné žmolkování. Žmolky různé velikosti a hustoty pokrývají celý povrch vzorku.



Obr. 5 Obrazy čtyř sad fotografických etalonů pro stanovení mezistupně žmolkovitosti vzorků různých typů textilií z přístroje Martindale.

### 3.2 Testování žmolkovitosti na Komorovém žmolkovacím přístroji

Komorový žmolkovací přístroj se od předchozího přístroje Martindale liší v principu tvorby žmolků. Tento přístroj se skládá z několika zkušebních komor (většinou ze šesti), kde jsou v každé komoře umístěny dvě lopatky. Každá lopatka má délku 120 mm a je schopna vykonat 1200 otáček za minutu. Princip zkoušky odolnosti textilie proti žmolkování v rámci tohoto přístroje spočívá v oděru textilie o jinou textilií a povrch komory s korkovým obložení. Vzorky materiálů mají pro tento typ zkoušky velikost 110×110 mm a jsou po obvodu začištěny obnitkovacím stehem. Do každé komory jsou po obvodu vloženy tři vzorky textilie společně s 25 mg bavlněných vláken, které slouží pro zvýraznění žmolků. K hodnocení žmolkovitosti testovaných textilií dochází po 30, 60, 90 a 120 minutách. Vzorky jsou vždy po třiceti minutách vyjmuty, očištěny od bavlněných vláken a ohodnoceny dle normy. Poté jsou vzorky opět vloženy do komory s novými bavlněnými vlákny a znovu jsou po 30 minutách hodnoceny. Po 120 minutách se vymění korkové obložení. Výsledný povrch materiálu se žmolky se hodnotí vizuálně pomocí několika hodnotitelů na základě normy [36]. Na obr. 6 je zobrazena ukázka Komorového žmolkovacího přístroje.

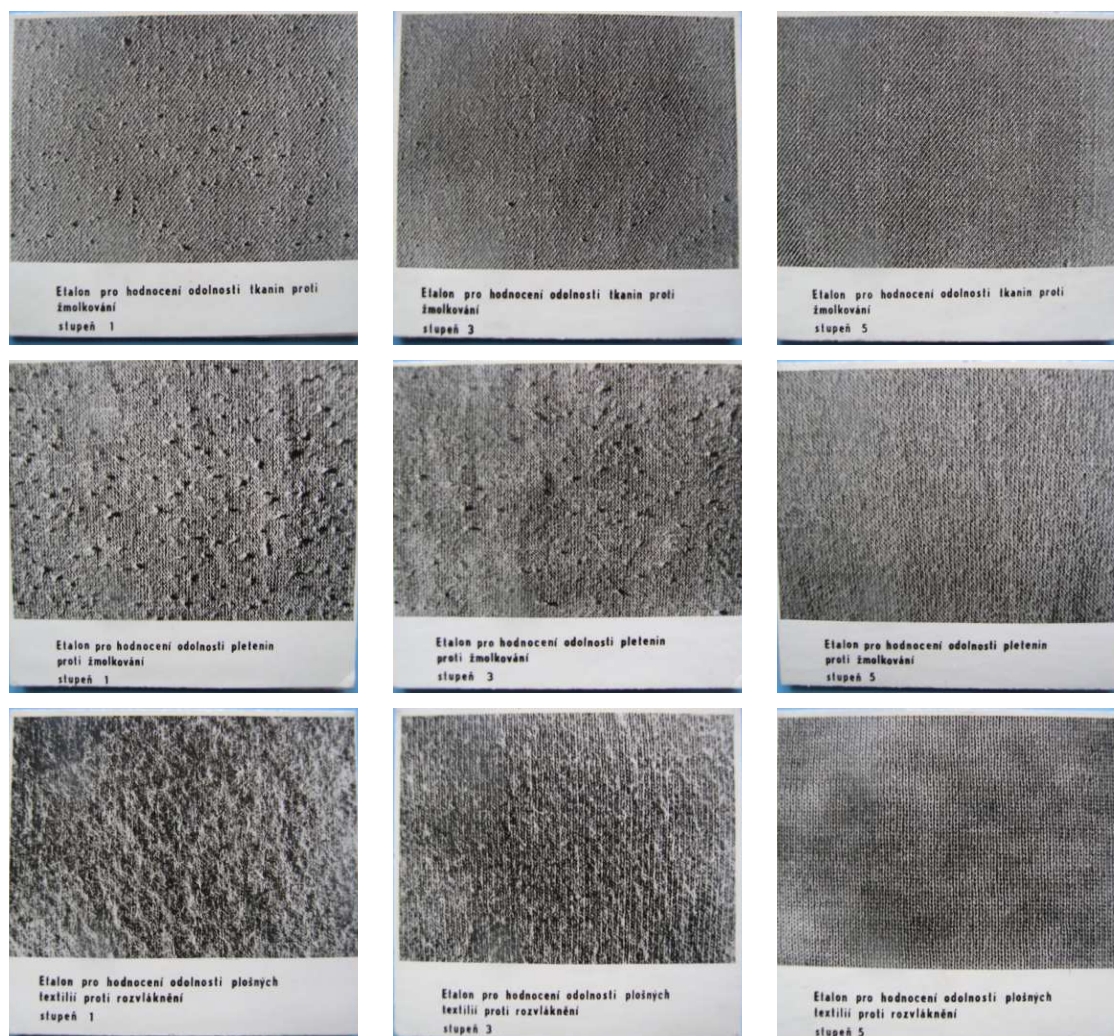
Hodnocení stupně žmolkovitosti textilií pro Komorový žmolkovací přístroj je založeno na popisu uvedeném v tab. 2 dle [36]. Na obr. 7 jsou znázorněny tři sady etalonů s prvním, třetím a pátým stupněm žmolkovitosti, které se používají jako pomůcka při subjektivním hodnocení vzorků připravených na Komorovém žmolkovacím přístroji. Sady etalonů se opět liší různým typem struktury textilie.



Obr. 6 Komorový žmolkovací přístroj.

Tab. 2 Stupně žmolkovitosti a rozvláknění textilií na Komorovém žmolkovacím přístroji.

Stupeň žmolkovitosti - popis		Stupeň rozvláknění - popis	
5	Bez žmolků	5	Žádné až nepatrné rozvláknění
4	Nepatrné žmolkování	4	Lehké rozvláknění
3	Střední žmolkování	3	Střední rozvláknění
2	Silné žmolkování	2	Silné rozvláknění
1	Velmi silné žmolkování	1	Velmi silné rozvláknění



Obr. 7 Tři sady fotografických etalonů pro stanovení stupně žmolkovitosti vzorků různých typů textilií testovaných na Komorového žmolkovacího přístroje.

Subjektivní metoda je doposud často využívána pro hodnocení žmolkovitosti textilií v textilním průmyslu. Avšak její nevýhody daly podnět k vývoji objektivních metod hodnocení žmolkovitosti, které by měly slabé stránky subjektivní metody eliminovat. V následující části práce bude popsán postup navržené objektivní metodiky pro hodnocení žmolkovitosti různých druhů textilií.

## 4 Objektivní hodnocení žmolkovitosti

Jak již bylo zmíněno výše, textilní průmysl stále využívá pro hodnocení žmolkovitosti textilií subjektivní metodu. Při subjektivním hodnocení přiřazují hodnotitelé (odborníci) jednotlivým vzorkům stupeň žmolkovitosti podle fotografických etalonů a normy. Pokud dojde ke změně hodnotitele, pak se mohou změnit i výsledky hodnocení. Subjektivní hodnocení totiž závisí na zdravotním i psychickém stavu hodnotitelů. Tyto nevýhody subjektivních metod byly hlavní motivací ke vzniku a vývoji objektivních metod, které by měly tyto problémy eliminovat.

Princip většiny objektivních metod pro hodnocení žmolkovitosti vychází z různých postupů zpracování a vyhodnocení získaných obrazů textilií. Mezi tyto postupy patří například techniky zpracování obrazu, Fourierova transformace, detekce žmolků na základě shody se vzorem, vlnková transformace apod. Metody používané pro hodnocení žmolkovitosti byly popsány v kapitole 1 *Přehled současného stavu problematiky*. Mezi nejčastěji využívané objektivní metody pro hodnocení žmolkovitosti textilií patří techniky zpracování obrazu. Proces zpracování obrazu začíná snímáním obrazu, jeho digitalizací, kdy se převádí vstupní spojitý signál na diskrétní tvar pomocí *vzorkování* a *kvantování*. Vstupní obraz obsahuje většinou šum a je rozostřený. Je tedy potřeba ho předzpracovat za účelem zvýšení kvality obrazových dat – potlačit šum, upravit jas a kontrast, zostřit obraz. Po předzpracování obrazu následuje segmentace objektů z pozadí obrazu. Tento krok je velmi důležitý. Pomocí segmentace obrazu jsou nalezeny objekty zájmu a díky tomu lze tyto objekty analyzovat z hlediska kvantitativního (pomocí číselných charakteristik) a kvalitativního popisu (vztah mezi objekty) [38]. V této práci byl v rámci návrhu komplexní metody hodnocení žmolkovitosti za pomoci obrazové analýzy využit software MatLab s knihovnou *Image Processing Toolbox* a pro prostorovou analýzu dat byl použit statistický software *R*.

Pro většinu objektivních metod nepředstavuje problém hodnocení žmolkovitosti na textiliích testovaných na Komorovém žmolkovacím přístroji. Žmolky jsou v tomto případě vytvořeny z chomáčku světlých vláken, která se přidávají do komor přístroje před začátkem procesu žmolkování. Tato vlákna pak na povrchu textilie utvoří výrazné a při segmentaci obrazu snadněji detekovatelné objekty, které běžné obrazové metody segmentují od pozadí textilie většinou bez větších potíží. Jiným případem jsou ale žmolky vytvořené při simulaci procesu žmolkování na přístroji Martindale. Tyto žmolky jsou vytvořeny zapletením vlastních vláken vyčnívajících z povrchu textilie (či vláken z dalšího povrchu textilie). Žmolky jsou tedy oproti předchozímu typu mnohem drobnější a méně kontrastnější. Proto je tato práce zaměřena převážně na hodnocení žmolkovitosti vzorků, u kterých je segmentace žmolků výrazně náročnější, tedy na vzorky se žmolky vytvořenými na přístroji Martindale.

V rámci komplexního hodnocení žmolkovitosti textilií je v této práci brán ohled nejen na kvantitativní charakteristiky žmolků, které slouží pro popis žmolkovitosti a získání objektivního stupně žmolkovitosti, ale i na distribuci žmolků na ploše vzorku, tedy na kvalitativní hodnocení. V této práci jsou postupně představeny celkem tři různé přístupy objektivního hodnocení žmolkovitosti textilií. Prvním přístupem je navržená metodika, která hodnotí žmolkovitost na základě 3D povrchu. Pro srovnání výsledků navržené metodiky budou testovány i další 2 metody. Dalším přístupem je metoda hodnotící žmolkovitost z 2D obrazů pomocí Fourierovy transformace. Třetí metoda pak vychází z odlišného principu 3D rekonstrukce povrchu textilií.



#### 4.1 Sada testovaných vzorků textilií

Pro experiment hodnocení žmolkovitosti pomocí navržené objektivní metody jsou testovány vzorky textilií s různými vazbami, stupni žmolkovitosti, materiálovým složením, dostavami, barvami, ale i s různými vzory. Testované vzorky jsou rozděleny na dvě skupiny. Dané skupiny se liší v procesu vzniku žmolků. První skupina obsahuje sady vzorků se žmolky, které vznikly simulací na přístroji Martindale a na Komorovém žmolkovacím přístroji. Tato skupina je dále rozdělena na vzorky jednobarevné a vzorované. Druhá skupina obsahuje vzorky se žmolky, které vznikly při běžném nošení a praní (oděvy). Cílem v další části práce pak bude zjistit, zda se tyto dva principy vzniku žmolků od sebe liší. Přehled použitých sad jednobarevných a vzorovaných vzorků v první skupině s uvedeným počtem vzorků v jednotlivých sadách je zobrazen v tab. 3 a 4.

Tab. 3 Počet jednobarevných vzorků v jednotlivých sadách první skupiny vzorků.

Sada vzorků	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	Celkem vzorků
Počet vzorků	16	18	6	4	11	2	7	7	5	5	81

Tab. 4 Počet vzorovaných vzorků v jednotlivých sadách první skupiny vzorků.

Sada vzorků	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	Celkem vzorků
Počet vzorků	15	7	2	2	7	7	6	3	6	6	61

V první skupině je tedy celkem testováno 81 jednobarevných vzorků a 61 vzorovaných vzorků. Sada C je testována na Komorovém žmolkovacím přístroji (šest vzorků) a zbylé sady vzorků jsou testovány na přístroji Martindale (136 vzorků). Obr. 8 znázorňuje obrazy reprezentativních jednobarevných vzorků a obr. 9 zobrazuje obrazy reprezentativních vzorovaných vzorků z jednotlivých sad vzorků z první skupiny, kde byly žmolky vytvořeny simulací na přístroji.

Druhá skupina zahrnuje 26 jednobarevných i vzorovaných vzorků se žmolky, které vznikly při běžném nošení a údržbě (oděvy). Jedná se většinou o pleteniny či tkaniny s plátňovou vazbou. Tato skupina obsahuje také několik sad s různým počtem vzorků, jejichž přehled je uveden v tab. 5. Obrazy reprezentativních vzorků jednotlivých sad z druhé testované skupiny jsou zobrazeny na obr. 10. Sady obrazů všech testovaných vzorků jsou uvedeny v Příloze na CD.

Tab. 5 Počet vzorků v jednotlivých sadách druhé skupiny vzorků.

Sada vzorků	Na	Nb	Nc	Nd	Ne	Nf	Ng	Nh	Ni	Nj	Nk	Nl	Nm	Celkem vzorků
Počet vzorků	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	4	6	4	26

Základní popis a specifikace testovaných vzorků pro sady jednobarevných a vzorovaných textilií je představen v tab. 6 a 7. V tomto přehledu jsou uvedeny pro každou sadu z první skupiny vzorků následující informace: zda se jedná o tkaninu či pleteninu, dále specifikace použité vazby, speciální specifikace druhu vzorku (pokud je potřeba danou textilií blíže specifikovat), materiálové složení, plošná hmotnost a také dostava osnovy a útku jako průměr ze třech měření (u pletenin je uvedena hustota řádků a sloupků). Testované vzorky obsahují různý počet žmolků. Stupeň žmolkovitosti je tedy v rozmezí od pátého stupně – povrch textilie bez žmolků, až po stupeň první, kdy má vzorek textilie výrazně žmolkující povrch.



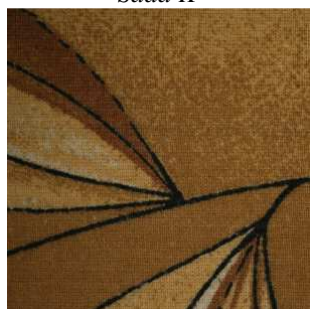
Obr. 8 Obrazy jednobarevných vzorků reprezentující jednotlivé sady z první skupiny vzorků.



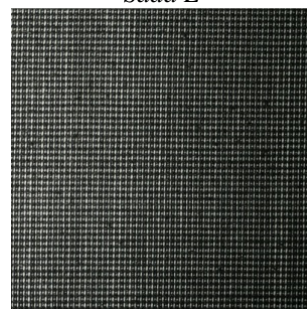
*Sada K*



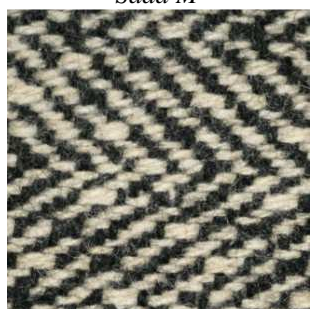
*Sada L*



*Sada M*



*Sada N*



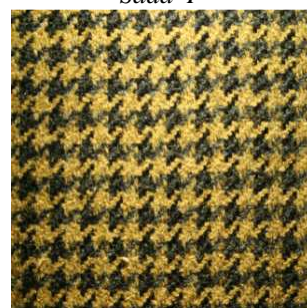
*Sada O*



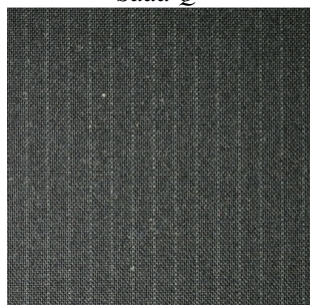
*Sada P*



*Sada Q*



*Sada R*

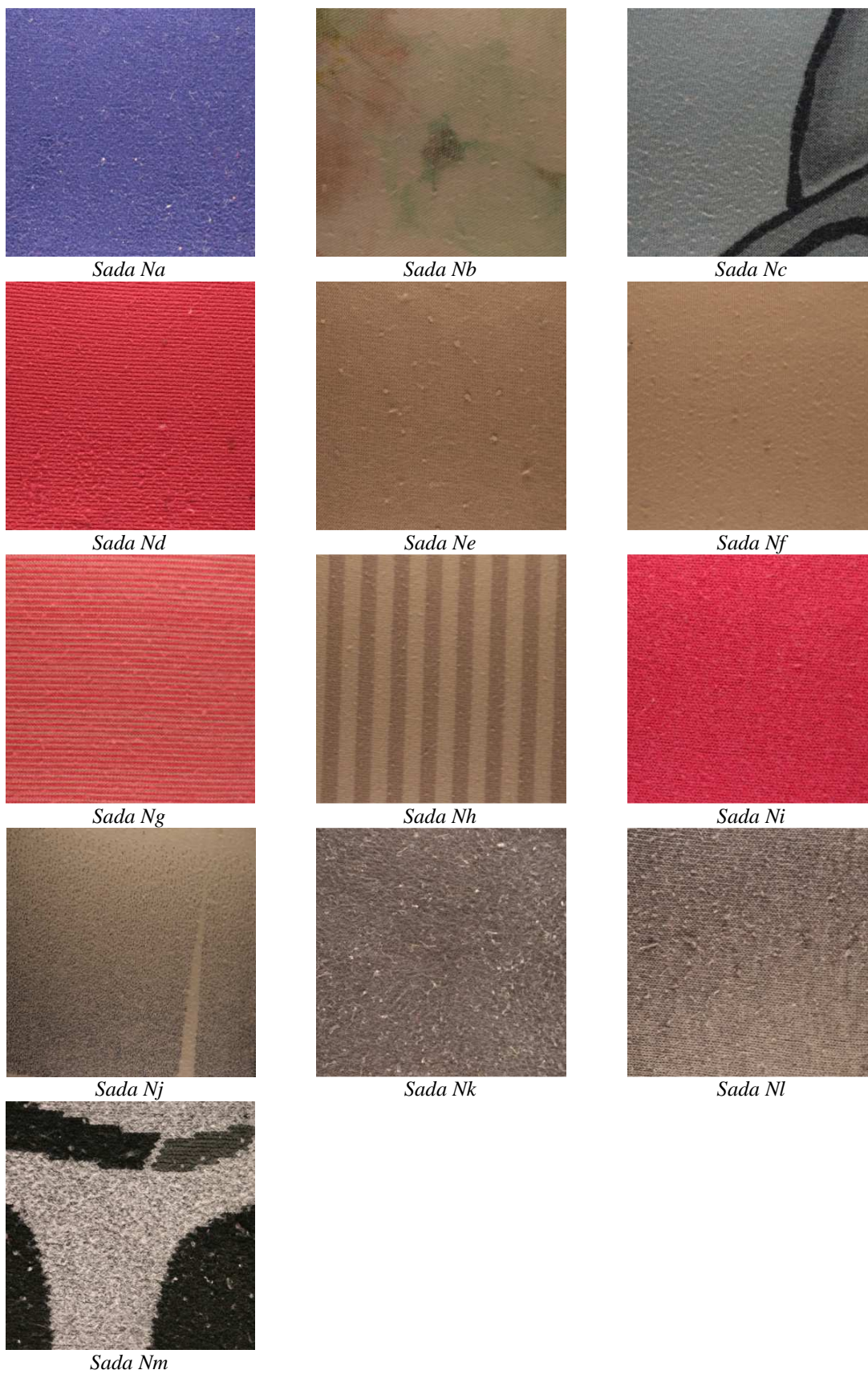


*Sada S*



*Sada T*

*Obr. 9* Obrazy vzorovaných vzorků a vzorků s výraznou vazbou reprezentující jednotlivé sady z první skupiny vzorků.



Obr. 10 Obrazy vzorků reprezentující jednotlivé sady z druhé skupiny vzorků.

Tab. 6 Specifikace sad jednobarevných vzorků z první skupiny.

Sada jednobarevných vzorků	Druh textilie-Vazba	Další specifikace	Materiálové složení	Plošná hmotnost [g.m <sup>-2</sup> ]	Dostava [cm <sup>-1</sup> ]	
					Osnovy	Útku
<b>A</b>	Tkanina-Plátňová	-	Bavlna	76	20	17
<b>B</b>	Pletenina-jednolící zátěžná hladká	-	Vlna	124	32	27
<b>C</b>	Tkanina-Plátňová	-	Bavlna	76	20	17
<b>D</b>	Tkanina-4-vazná oboulící keprová	Flanel, cirkas	Vlna	142	34	26
<b>E</b>	Tkanina-Plátňová	-	Bavlna	76	22	18
<b>F</b>	Tkanina-4-vazná osnovní keprová	Pracovní kepr	Bavlna	130	31	15
<b>G</b>	Tkanina-5-vazná zesílená keprová	Plst'	Vlna	253	31	28
<b>H</b>	Tkanina-Plátňová	-	Vlna/Polyester	100	27	20
<b>I</b>	Tkanina-5-vazná osnovní atlasová	Bavlnářský satén	Bavlna	74	40	34
<b>J</b>	Tkanina-zesílená plátňová	Vlnářská panama 2×2	Vlna/Polyamid	130	23	21

Tab. 7 Specifikace sad vzorovaných vzorků a vzorků s výraznou vazbou z první skupiny.

Sada vzorovaných vzorků	Druh textilie- Vazba	Vzor	Výroba vzoru	Další specifikace	Materiálové složení	Plošná hmotnost [g.m <sup>-2</sup> ]	Dostava [cm <sup>-1</sup> ]	
							Osnovy	Útku
<b>K</b>	Tkanina-plátňová	Květinový + pruhy	Přímý potisk	Barchet	Bavlna	85	19	17
<b>L</b>	Tkanina-4-vazná obouliční keprová	Káro	Barevné snování a házení	Cirkas	Polyester	110	29	26
<b>M</b>	Tkanina-plátňová	Přírodní motivy	Přímý tisk	Véba	Bavlna	71	27	20
<b>N</b>	Tkanina-kombinace plátňové a keprové vazby	-	-	-	Vlna/Polyester	86	32	30
<b>O</b>	Tkanina-lomený kepr	Rybí kost	Barevné snování a házení	Tvíd, příze typu melé	Vlna/Polyamid	250	6	5
<b>P</b>	Tkanina-plátňová	Káro	Barevné snování a házení	Kanafas	Bavlna	64	38	24
<b>Q</b>	Tkanina-obouliční zesílená keprová	Pruhy	Barevné snování	Flanel	Bavlna	94	29	24
<b>R</b>	Tkanina-4-vazná obouliční keprová	Kohoutí stopa	Barevné snování a házení	Cirkas	Vlna	115	24	23
<b>S</b>	Tkanina-plátňová	Křídový proužek	Barevné snování	-	Polyester	95	21	20
<b>T</b>	Tkanina-vazba odvozená od plátna	-	-	Naté	Vlna/Polyamid	158	17	14

## 4.2 Subjektivní hodnocení sad testovaných vzorků

Pro ověření výsledků objektivní metody hodnocení žmolkovitosti různých textilií jsou nejprve testované vzorky subjektivně ohodnoceny. Protože je tato práce zaměřena zejména na hodnocení žmolkovitosti vzorků testovaných na přístroji Martindale, je tedy subjektivní hodnocení zpracováno pouze pro tento typ vzorků. Subjektivní hodnocení vzorků je provedeno podle normy ČSN EN ISO 12945-2, která je zaměřená na použití přístroje Martindale pro testování a hodnocení žmolkovitosti textilií [35]. Subjektivní metoda byla podrobněji popsána v kapitole 3 *Subjektivní hodnocení žmolkovitosti*.

V rámci získání subjektivního hodnocení stupně žmolkovitosti jednotlivých vzorků z první skupiny bylo vybráno pět hodnotitelů-odborníků z textilní oblasti. Každý z hodnotitelů provedl hodnocení stupně žmolkovitosti vzorků při stejných světelných podmínkách (pod stejným umělým osvětlením) v přibližně stejnou denní dobu. Průměrné (zaokrouhlené) hodnoty ze subjektivního hodnocení jednotlivých vzorků budou dále použity pro srovnání výsledků s objektivní metodou. Tabulka se subjektivním hodnocením vzorků od pěti hodnotitelů, průměrný, zaokrouhlený průměrný stupeň žmolkovitosti, rozptyl a směrodatná odchylka hodnocení pro jednobarevné a vzorované vzorky jsou uvedeny v tab. 1 a tab. 2 v Příloze 1.

V této práci jsou sady jednobarevných (sady A-J) a vzorovaných vzorků (sady K-T) z první skupiny subjektivně ohodnoceny zvlášť za účelem sledování vlivu různorodé textury a vzoru textilie na výsledky hodnocení. Výsledky subjektivního hodnocení stupňů žmolkovitosti zejména vzorovaných vzorků se však mezi hodnotiteli často poměrně lišily. Hodnocení jednotlivých vzorovaných vzorků od pěti hodnotitelů vykazuje větší rozptyl než jak je tomu u jednobarevných vzorků. Různé vzory textilií, vytvořené buď při tkaní, či tiskem, bývají výrazným problémem i při subjektivním stanovení stupně žmolkovitosti textilií. Při tomto hodnocení je často velmi náročné rozpoznat, kde se žmolky v různobarevném vzoru nachází nebo zda tam jsou vůbec přítomné.

Pro ověření spolehlivosti subjektivního hodnocení je dále posouzena celková míra shody mezi všemi hodnotiteli. Pro posouzení celkové míry shody mezi všemi hodnotiteli slouží Kendallův koeficient konkordance  $w$ . Celková míra shody mezi hodnotiteli se počítala pomocí Kendallova koeficientu konkordance  $w$  zvlášť pro sady jednobarevných a zvlášť pro sady vzorovaných vzorků. Stupně a mezistupně žmolkovitosti jsou nejdříve převedeny na pořadí vzorků  $p_{ij}$ , kdy jako první v pořadí je brán pátý stupeň žmolkovitosti a poslední v pořadí je první stupeň. Jelikož se stupně žmolkovitosti pro různé vzorky opakují, je vzorkům se stejným stupněm vypočítáno průměrné pořadí. V této práci je použit koeficient konkordance  $w$  s opravným faktorem  $T$  podle [39]

$$w = \frac{12}{m^2(n^3 - n) - mT} \sum_{j=1}^n (p_j - \bar{p})^2, \quad (2)$$

kde  $n$  je počet vzorků a  $m$  je počet hodnotitelů. Pro výpočet koeficientu konkordance  $w$  se používá i veličina  $p_j$ , která vyjadřuje součet pořadových koeficientů  $p_{ij}$ . Veličina  $\bar{p}$  zde reprezentuje průměrný součet pořadových koeficientů

$$\bar{p} = \frac{1}{2} m(n+1) \quad (3)$$

a veličina  $T$  představuje opravný faktor

$$T = \sum_l^L (t_l^3 - t_l), \quad (4)$$

kde  $L$  je počet shodných skupin přes všechny hodnotitele a  $t_l$  je velikost  $l$ -té shodné skupiny pro  $l=1, \dots, L$  [39].

Kendallův koeficient  $w$  nabývá hodnot od nuly do jedné, kdy  $w=1$  znamená úplnou shodu mezi hodnotiteli a  $w=0$  vyjadřuje nulovou, tedy žádnou shodu mezi hodnotiteli. Koeficient konkordance pro jednobarevné vzorky  $w_j$  je roven hodnotě 0,96 a pro vzorované vzorky je koeficient konkordance  $w_v=0,81$ . Z těchto výsledků vyplývá, že se hodnotitelé shodovali více u hodnocení jednobarevných vzorků než u vzorovaných vzorků, kde je hodnocení stupně žmolkovitosti náročnější. Celý postup výpočtu Kendallova koeficientu  $w$  zvlášť pro sady jednobarevných a vzorovaných vzorků je v Příloze na CD.

Na základě vypočtených koeficientů konkordance  $w_j$  a  $w_v$  je také testována nezávislost mezi sledovanými znaky, kdy je definována nulová  $H_0$  a alternativní hypotéza  $H_1$  jako:

$H_0$ : mezi sledovanými znaky neexistuje žádná závislost - koeficient konkordance je nevýznamný,

$H_1$ : mezi sledovanými znaky existuje závislost - koeficient konkordance je významný.

Testování hypotézy je provedeno pomocí testové statistiky  $\chi^2$  ve tvaru dle [39]

$$\chi^2 = m(n-1)w. \quad (5)$$

Testová statistika  $\chi^2$  je testovaná na hladině významnosti  $\alpha=0,5$ . Pokud je testová statistika  $\chi^2$  menší než kritická hodnota  $\chi^2_{1-\alpha}(n-1)$  s  $n-1$  stupni volnosti, přijímá se hypotéza  $H_0$  a koeficient konkordance  $w$  je nevýznamný. Hodnota testové statistiky pro jednobarevné vzorky je po dosažení příslušných hodnot  $\chi_j^2=355,2$ . Dále je tato hodnota porovnána s tabulkovou hodnotou  $\chi^2_{1-\alpha}(n-1)=95,081$ . Z tohoto vyplývá, že je  $355,2 > 95,081$ ; a proto je  $H_0$  zamítnuta. To znamená, že mezi hodnoceními jednobarevných textilií existuje významná závislost a koeficient konkordance je statisticky významný.

Stejným způsobem je vypočítána i hodnota testové statistiky pro vzorované vzorky, kde  $\chi_v^2=243$ . Následně je hodnota testové statistiky porovnána s tabulkovou hodnotou  $\chi^2_{1-\alpha}(n-1)=79,082$ . Zde opět, stejně jako u jednobarevných vzorků, z výsledků vyplývá ( $243 > 79,082$ ), že je hypotéza  $H_0$  zamítnuta. To znamená, že mezi hodnoceními vzorovaných textilií existuje také významná závislost a koeficient konkordance je statisticky významný. Lze tedy brát subjektivní hodnocení jak jednobarevných sad vzorků, tak i vzorovaných sad vzorků za vypovídající.

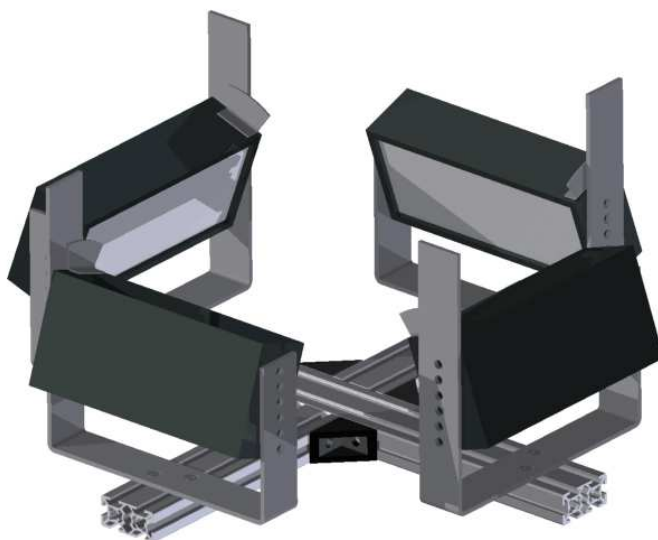
Po subjektivním hodnocení žmolkovitosti sad vzorků je již na řadě návrh objektivní metody. Hodnocení výsledků navržené objektivní metody bude vycházet právě z výsledků subjektivního hodnocení.



### 4.3 Způsob pořízení obrazů testovaných sad vzorků

Všeobecně je při metodách obrazové analýzy na prvním místě kvalitní pořízení testovací sady obrazů. V této oblasti hraje důležitou roli kvalita snímacího zařízení (zejména kvalita objektivu). Často se pro pořízení obrazových sad vzorků používají buď průmyslové kamery nebo fotoaparáty či jiná zařízení pro snímání obrazu objektu zájmu. Za účelem zachování stejných světelných podmínek při snímání vzorků je třeba vzorek osvětlit umělým osvětlením. Světelný zdroj se umístí vůči vzorku v závislosti na požadavcích na směr dopadajícího světla vzhledem k povrchu vzorku. Světelný zdroj se může umístit naproti vzorku nebo šikmo vzhledem k povrchu vzorku. Umístění světelného zdroje vůči vzorku je důležitým aspektem, který má vliv na kvalitu následujícího rozpoznání (segmentaci) objektů v obraze a také na tvorbu stínů objektů.

Způsob pořízení obrazů textilií v této práci vychází z principu aplikace metody gradientních polí, která pro kvalitní 3D rekonstrukci povrchu vyžaduje stíny objektů. Objekty zájmu jsou v této práci žmolky. Stíny jednotlivých žmolků jsou vytvořeny šikmým osvětlením vzorku postupně ze čtyř stran. Jedním z cílů této práce je návrh a realizace speciálního světelného systému pro možnost tvorby stínů žmolků ze čtyř stran. Světelný systém byl navržen a zrealizován ve spolupráci s *Katedrou sklářských strojů a robotiky (FS, TUL)*. Tento světelný systém tvoří čtyři plošné světelné zdroje o velikosti 160×69 mm s několika řadami LED pásek uvnitř osvětlení. Světelné zdroje jsou upevněny na kovové konstrukci, díky níž lze měnit polohu světel vůči vzorku. Součástí světelného systému je i základní deska kruhového tvaru pro umístění vzorků a panel pro regulaci intenzity světla jednotlivých světelných zdrojů. Parametry světelného zdroje jsou následující: příkon 36W/3A/1m, barva světla 3700 - 4200 K (neutrální bílá), světelný tok 2200 Lm/1m a vyzařovací úhel 120°. Pozici světel je možné měnit v závislosti na požadovaném směru i vzdálenosti osvětlení vzhledem k snímanému objektu. To znamená, že lze měnit vzdálenost, výšku i úhel sklonu světel vzhledem k povrchu vzorku. Model světelného systému je zobrazen na obr. 11. Výkres světelného systému včetně příslušných kót je zobrazen na obr. 1 v Příloze 2.



Obr. 11 Světelný systém navržený a zrealizovaný speciálně pro účely snímání povrchu vzorků se žmolky a jejich zpracování v 3D pomocí metody gradientních polí.



### 4.3.1 Digitální obraz

Výsledkem snímání povrchu vzorků pomocí fotoaparátu je digitální obraz. Digitální obraz lze reprezentovat pomocí dvourozměrné funkce  $f(x,y)$ , kde veličina  $f$  představuje intenzitu v daném bodě obrazu a  $x, y$  jsou prostorové souřadnice. Nejprve musí být obrazová funkce digitalizována, aby bylo možné obraz zpracovat v počítači. Digitalizují se jak hodnoty souřadnic  $x$  a  $y$ , tak i hodnoty intenzity  $f$ . Digitalizování hodnot souřadnic se nazývá *vzorkování* a digitalizování hodnot amplitudy *kvantování*. *Vzorkováním* se obraz rozdělí na matici s  $M$  řádky a  $N$  sloupci a *kvantováním* se spojitě jasové úrovně kvantují do  $q$  intervalů. Na základě digitalizace se spojitá funkce transformuje na diskrétní funkci. Funkce jsou pak tedy nabývá celočíselných hodnot. Aproximace původního spojitého signálu je tím lepší, čím je *vzorkování* a *kvantování* obrazové funkce jemnější. V případě *vzorkování* je potřeba určit velikost intervalu vzorkování a typ vzorkovací mřížky. Interval vzorkování představuje vzdálenost mezi nejbližšími vzorkovacími body v digitálním obraze. *Shannonova věta o vzorkování* říká, že vzorkovací frekvence musí být alespoň dvakrát vyšší než nejvyšší frekvence ve vzorkovaném signálu. To znamená, že interval vzorkování by se měl zvolit tak, aby byl alespoň dvakrát menší než nejmenší detail v obraze. Při výběru typu vzorkovací mřížky se nejčastěji volí pravidelná čtvercová mřížka [37].

Pomocí *kvantování* se digitalizují hodnoty amplitudy a jasové hodnoty se kvantují do  $q$  intervalů pomocí vztahu

$$q=2^b, \quad (6)$$

kde  $q$  reprezentuje počet úrovní jasu a  $b$  počet bitů na jeden obrazový bod. Většinou se na jeden obrazový bod používá 8 bitů. Počet kvantovacích úrovní by měl být tak velký, aby bylo možné co nejpřesněji vyjádřit jemné detaily obrazu. Dále by měl také počet kvantovacích úrovní přibližně odpovídat citlivosti lidského oka.

S počtem bitů na jeden pixel souvisí i typy digitálních obrazů. Výsledkem zmíněných operací *vzorkování* a *kvantování* je matice reálných čísel o velikosti  $M \times N$ . Nejmenší vzorkovací bod se nazývá pixel (*picture element*) a je charakterizovaný v obraze svou intenzitou. Jednotlivé pixely vytváří nejčastěji čtvercovou síť, kde má každý pixel definovanou svou polohu pomocí souřadnic [37].

Digitální obraz odpovídá rastrovému typu obrazu, kde jsou jednotlivé pixely uspořádané do rastru podle souřadného systému. Barva je v každém pixelu zaznamenána pomocí bitů. Každý pixel si tak nese svou vlastní informaci o barvě. Na základě barevné informace se rozlišuje, zda se jedná o obraz binární, monochromatický či barevný [37]. V této práci je nejčastěji využíván obraz binární a šedotónový.

V případě binárního obrazu se jedná o nejjednodušší typ digitálního obrazu. Jednotlivé pixely binárního obrazu mohou nabývat totiž jen dvou hodnot – nuly a jedničky. Jednička v obrazové matici představuje bílou barvu a nula značí barvu černou. Pro možnost zpracování obrazu v počítači se obraz transformuje do binárního dvojkového kódu. Nejmenší jednotkou tohoto kódu je bit, který může nabývat dle vztahu (6) pouze nuly a jedničky, tedy  $q=2^1=2$ . Bity se řadí do posloupnosti za sebou. Binární obraz vzniká jako výsledek určité transformace obrazové matice jako je například prahování.

Monochromatický obraz je definovaný pomocí hodnot odstínů jediné barvy. U těchto typů obrazu se jeden pixel nejčastěji skládá z osmi bitů. Nejčastější typ monochromatického obrazu je obraz šedotónový, který se skládá pouze ze stupňů šedi. K popisu šedotónového obrazu se používá až 256 stupňů šedi. Každý obrazový bod může nabývat svou hodnotu jasu z odstínu šedi od 0 (černá) do 255 (bílá). Počet úrovní šedi 256 je vyjádřen na základě vztahu (6) pro určení kvantovacích úrovní, kdy  $q = 2^8 = 256$ .

Barevný obraz neboli *RGB* obraz se skládá ze tří kompozitních barev *RGB* – červené (*R* – Red), zelené (*G* – Green) a modré (*B* – Blue). Jeden pixel barevného obrazu je složen z tří bytů, kdy každý byt odpovídá jedné z kompozitních barev a nese v sobě informaci ohledně intenzity odstínu barvy. Každý pixel pak může obsahovat všechny tři barvy. Kombinací různých odstínů těchto třech barev jsou tvořeny různé druhy barev obrazu. Pro každou barvu pak existuje 256 odstínů a každý pixel může tedy obsahovat až 17 miliónů barev. Přibližná hodnota 17 miliónů barev je vypočítaná dle vztahu (6), tedy  $q = 2^{3 \times 8}$  [37].

#### 4.4 Předzpracování obrazu vzorků

Pro ukázkou postupu obrazové analýzy v rámci navržené objektivní metodiky je vybrán reprezentativní vzorek ze sady jednobarevných vzorků B, vzorek B9. Pro každý vzorek snímané textilie je vytvořena na základě požadavků aplikace metody gradientních polí sada čtyř obrazů. Obrazy vzorků byly ukládány ve formátu *jpg* v barevné škále *RGB*. Každý z pořízených obrazů vzorků textilií je nejdříve před samotnou 3D rekonstrukcí povrchu předzpracován. Nejprve se obrazy vzorků ořízly na požadovanou velikost. V této práci se obrazy vzorků textilií se žmolky ořízly z původní velikosti 2592×3888 pixelů na velikost 2352×2352 pixelů (odpovídá ploše 70×70 mm) tak, aby byla analyzována co největší plocha vzorku se žmolky. Dále jsou barevné obrazy testovaných vzorků převedené na šedotónové obrazy pomocí funkce *rgb2gray.m*. Princip této funkce je založen na eliminaci informace o barvě a sytosti pixelů *RGB* obrazu při zachování informace o jejich jasu. Výpočet hodnot jasu pixelů šedotónového obrazu z *RGB* obrazu je realizován dle vztahu

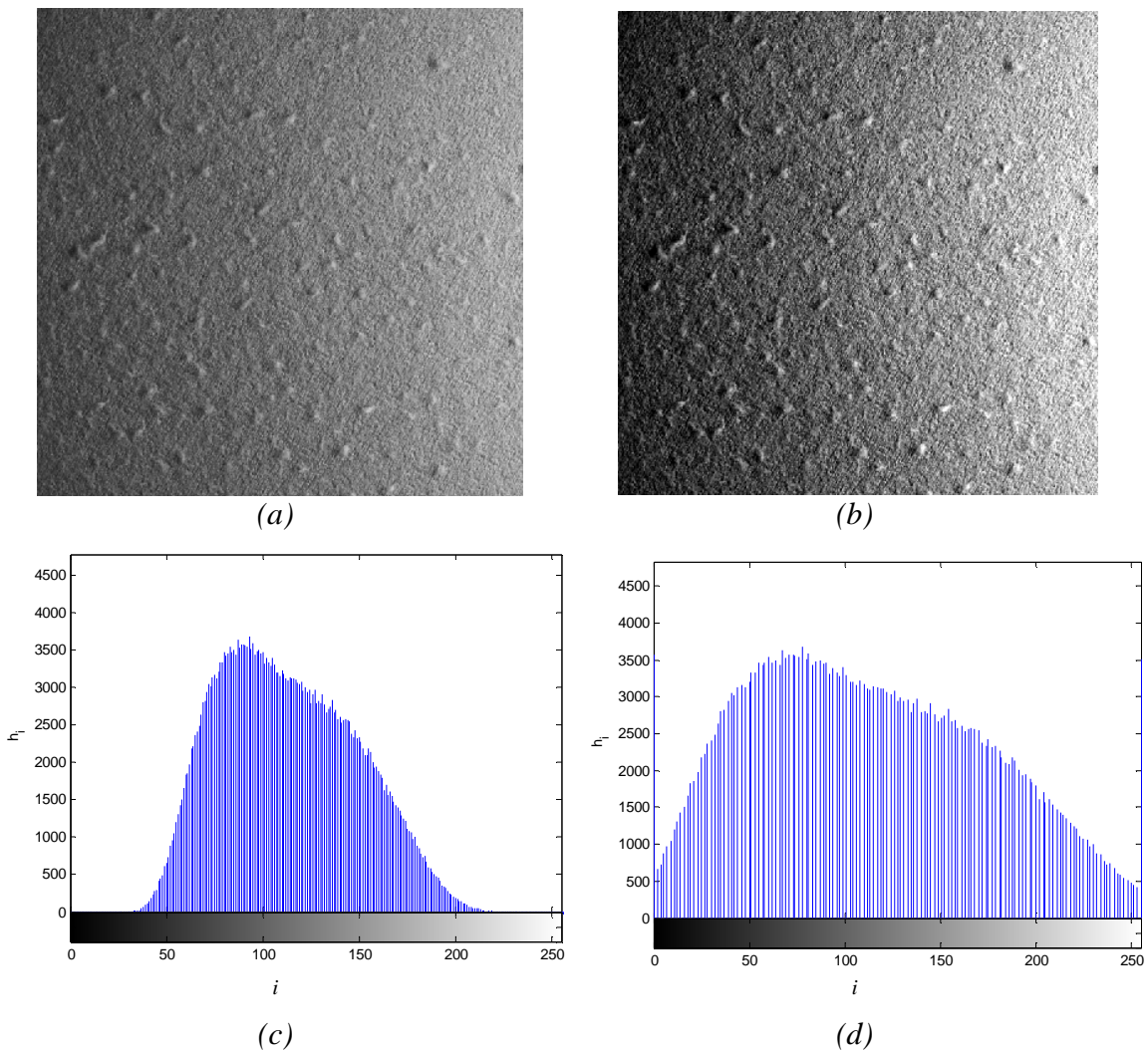
$$RGB\_GRAY = 0,3 I_R + 0,59 I_G + 0,11 I_B, \quad (7)$$

kde hodnota  $I_R$  nese informaci o intenzitě červené barvy,  $I_G$  o intenzitě zelené barvy a  $I_B$  o intenzitě modré barvy jednotlivých pixelů obrazu. Na základě transformačního vztahu (7) je získán obraz, jehož pixely mohou nabývat až 256 odstínů šedi [37].

Pořízený digitální obraz může například z důvodu světelných podmínek při snímání obrazu často obsahovat šum. Proto je vhodné nejprve zvýšit kvalitu obrazu před jeho dalším zpracováním. Za účelem zvýšení kvality pořízeného obrazu je vhodné upravit i jas a kontrast obrazu. Zvýšení kontrastu patří mezi jasové bodové transformace, které různými způsoby upravují dynamický rozsah histogramu obrazu. Histogram úrovní šedi obrazu  $\{h_i\}$  představuje sloupcový graf, kde  $h_i$  je počet pixelů v šedotónovém obraze s úrovní šedi  $i$ . Pokud je  $G$  počet úrovní šedi v obraze a  $M \times N$  je celkový počet pixelů (počet řádků  $M$  a sloupců  $N$  obrazové matice), pak platí

$$\sum_{i=0}^{G-1} h_i = M \times N. \quad (8)$$

Dynamický rozsah histogramu obrazu závisí na dopadajícím světle, expozici apod. Pokud je histogram obrazu úzký, dynamický rozsah histogramu je pak malý a ve výsledku je obraz nekонтastní. V případě, že je histogram šedi roztažen přes celou škálu stupnice šedi, pak je kontrast obrazu zvýšen. Pro zvýšení kontrastu obrazů vzorků se žmolky je využita funkce *imadjust.m*. Tato funkce zvýší kontrast obrazu tak, že 1% hodnot s maximální intenzitou jasu přiřadí hodnotu 255 a 1% hodnot s minimální intenzitou jasu přiřadí hodnotu 0. Zbylé hodnoty se lineárně interpolují přes celou škálu stupnice šedi [37]. Ukázka šedotónového obrazu vzorku B9 osvětleného zprava a obrazu po zvýšení kontrastu je zobrazena na obr. 13 (a), (b). Na obr. 13 (b) lze vidět, že žmolky po zvýšení kontrastu obrazu již tvoří světlejší místa. Histogramy pro původní šedotónový obraz a pro stejný obraz se zvýšeným kontrastem jsou znázorněny na obr. 13 (c), (d). Po předzpracování sady čtyř obrazů pro každý vzorek již bude následovat jejich zpracování do 3D povrchu na základě speciálního algoritmu vycházejícího z principu metody gradientních polí.



Obr. 13 (a) Šedotónový obraz vzorku B9 a (b) obraz vzorku po zvýšení kontrastu. (c) Histogram původního šedotónového obrazu vzorku B9 a (d) histogram obrazu po zvýšení kontrastu.

### 4.5 3D rekonstrukce povrchu vzorků

Rychlé, efektivní a nenákladné získání 3D povrchu objektu je velkým cílem různých metod využívající pro své řešení princip obrazové analýzy. 3D povrch všeobecně podává více informací o snímaném objektu než 2D obraz. Avšak tvorba 3D povrchu může být značně složitější, časově náročnější a často i nákladnější co se týče potřeby snímacího zařízení. Rekonstrukce povrchu textilie vychází v této práci z metod založených na získání tvaru ze stínů objektu. Princip těchto metod vychází z odrazu světelné energie od povrchu neprůhledných těles, což však není triviální záležitost. Proto zde bude dále představeno několik základních veličin popisujících jevy, ke kterým dochází při odrazu světla od povrchu objektu do snímacího zařízení.

Jednou z částí počítačové grafiky je oblast týkající se modelování světla a jeho interakce s povrchy těles. Většina zařízení sloužících pro snímání obrazu měří množství světelné energie, která dopadá z povrchu na světlocitlivé buňky senzoru. Výsledkem je pak intenzita neboli jas pixelů obrazu. Pro lepší pochopení těchto jevů je na místě vysvětlit několik pojmů z oblasti radiometrie. Radiometrie je součástí fyziky a pojednává o toku a přenosu vyzářené energie. Pomocí několika pojmů z oblasti radiometrie lze objasnit mechanismus vzniku obrazu. Do této skupiny lze také zařadit i fotometrii, která využívá různé veličiny pro popis odezvy vjemů lidského zrakového smyslu. Z radiometrických veličin lze odvodit veličiny fotometrické, které jsou závislé na spektrální charakteristice zdroje záření a citlivosti buněk na sítnici oka. Fotometrické veličiny jsou závislé na pozorovateli a nejsou tedy tak objektivní jako radiometrické veličiny [41]. Proto zde budou zmíněny zejména veličiny radiometrické.

Zářivý tok  $\Phi$  [W] patří mezi základní radiometrické veličiny a vyjadřuje množství energie  $Q$  vyzářené či přijaté za jednotku času  $t$

$$\Phi = \frac{dQ}{dt}. \quad (9)$$

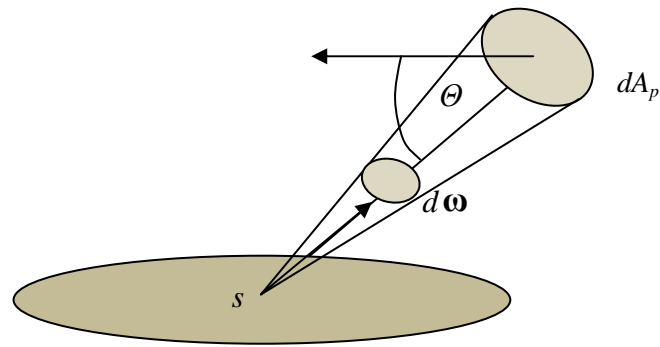
Další radiometrickou veličinou je *ozáření*  $E$  [ $\text{Wm}^{-2}$ ], které představuje světelný tok  $\Phi_i$  dopadající na jednotku plochy  $A_p$

$$E = \frac{d\Phi_i}{dA_p}. \quad (10)$$

Z hlediska zpracování digitálního obrazu se používá spíše fotometrická veličina jas nebo také svítivost či stupně šedi pixelů obrazu. Ekvivalentní k této fotometrické veličině je radiometrická veličina *zář*. Zář  $L_p(s, \omega)$  [ $\text{Wsr}^{-1}\text{m}^{-2}$ ] udává světelný výkon  $\Phi$ , který se z jednotky plochy povrchu  $A_p$  vyzáří do určitého prostorového úhlu

$$L_p(s, \omega) = \frac{d^2\Phi}{\cos\Theta dA_p d\omega}, \quad (11)$$

kde  $s$  je bod, ve kterém je *zář* vyšetřována a  $\omega$  je daný směr. Člen  $\cos\Theta$  je součástí rovnice proto, že velikost promítnuté plochy závisí na kosinu úhlu, který svírá kolmice k promítané ploše a kolmice k ploše promítnuté. Veličinu *zář* počítače interpretují jako barvu. Princip radiometrické veličiny *zář* je představen na obr. 14.



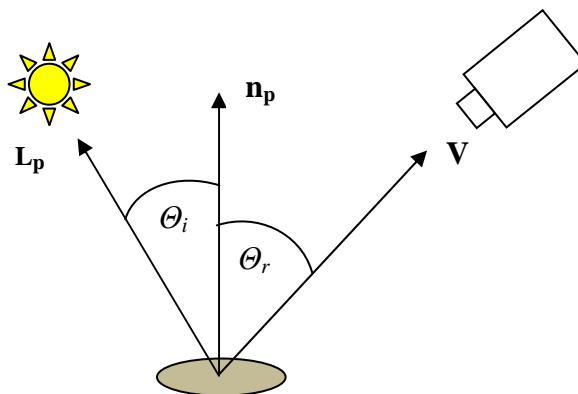
Obr. 14 Schéma radiometrické veličiny zář.

Vztah mezi ozářením  $E$ , které je měřeno v obraze a září  $L_p$  malé plošky ve scéně, která je zachycena čočkou snímacího zařízení, je dán tzv. rovnicí ozáření

$$E = L_p \frac{\pi}{4} \left( \frac{d}{f} \right)^2 \cos^4 \alpha, \quad (12)$$

kde  $d$  je průměr čočky,  $f$  představuje ohniskovou vzdálenost objektivu. Činitel  $\cos^4 \alpha$  slouží pro popis *vinětace* (systematická optická vada), která definuje jev, kdy jsou paprsky lámající se s větším úhlem  $\alpha$  zeslabeny [41].

V problematice počítačového vidění je také důležité zabývat se jevy, ke kterým dochází při odrazu světelné energie. V některých případech je hodnota obrazové funkce brána jako odhad záře  $L_p$  (v problematice digitálních obrazů je odhad záře často označen za jas), ke které dojde při odrazu světelné energie od povrchu objektu. Ozáření  $E$  je závislé na typu světelného zdroje a také na jeho umístění vzhledem ke snímanému objektu a vzhledem k pozorovateli. Na jas mají vliv povrchové vlastnosti objektu (schopnost povrchu odrážet světlo), které jsou definovány činitelem odrazivosti. Jas je také určen lokální geometrií plošky, která je udána její normálou  $\mathbf{n}_p$  [42]. Ukázka osvětlení elementární plošky pomocí bodového zdroje, kde  $\mathbf{V}$  je směr pohledu pozorovatele (snímacího zařízení) a  $\theta_i$  a  $\theta_r$  jsou úhly, které svírá zář  $L_p$  a směr pohledu pozorovatele  $\mathbf{V}$  s normálou  $\mathbf{n}_p$ , je zobrazena na obr. 15.

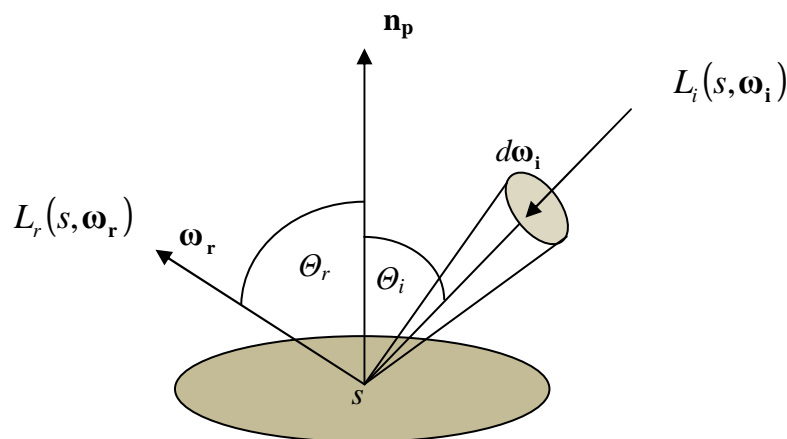


Obr. 15 Osvětlení elementární plošky s využitím bodového zdroje.

Všeobecně jsou odrazové schopnosti materiálu v určitém bodě definovány pomocí tzv. dvousměrové distribuční funkce odrazu  $f_r$ , kdy světlo dopadá na povrch ze směru  $\omega_i$  a odráží se z povrchu v bodě  $s$  ve směru  $\omega_r$

$$f_r(s, \omega_r, \omega_i) = \frac{dL_r(s, \omega_r)}{dL_i(s, \omega_i)(\omega_i \cdot \mathbf{n}_p)d\omega_i} \quad (13)$$

Funkce  $f_r$  popisuje poměr mezi odraženou radiancí  $dL_r(s, \omega_r)$  v bodě  $s$  a vstupní radiancí  $dL_i(s, \omega_i)$  promítnutou na kolmou plochu [41]. Princip dvousměrové distribuční funkce je zobrazen na obr. 16.



Obr. 16 Dvousměrová odrazová distribuční funkce.

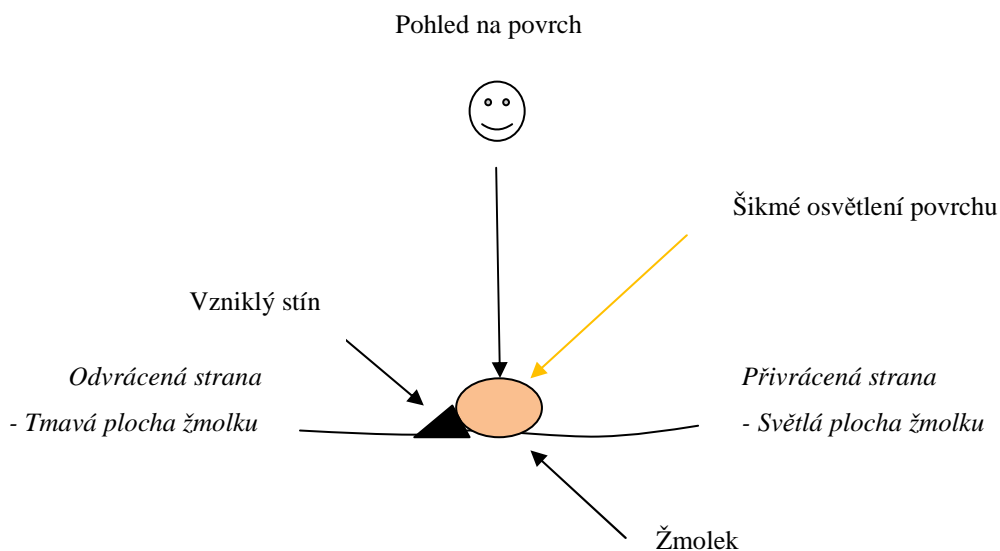
#### 4.5.1 Rekonstrukce povrchu na základě získání tvaru ze stínů objektu

Postupem let se vyvíjely metody založené na formování tvaru reliéfu snímaného objektu pouze za pomoci snímacího zařízení a osvětlení. Jednou ze zásadních výhod těchto metod je, že pro pořízení obrazu povrchu objektu je dostačující velmi jednoduché přístrojové zařízení skládající se pouze ze světelného zdroje a snímacího zařízení (např. fotoaparát, kamera). Při šikmém osvětlení objektu jsou různě nakloněné plochy reliéfu vzhledem k normále různě tmavé. Tento jev popisuje sklon reliéfu (kde úhel sklonu dopadajícího paprsku je známý). Způsob tvorby 3D povrchu z reliéfu patří mezi metody formování tvaru objektu pomocí postupných změn stínů, tzv. získání tvaru ze stínování *SFS* (angl. *Shape from Shading*). Rekonstruovaný tvar objektu může být vyjádřen pomocí několika veličin dle [40]:

- výška - výška je považována za relativní vzdálenost objektivu kamery ke snímanému bodu povrchu,
- normála vzhledem k povrchu - jedná se o orientovaný vektor kolmý k tangentě plochy povrchu objektu,
- povrchový gradient - povrchový gradient je poměr změny výšky ve směru osy  $x$  a  $y$ ,
- sklon povrchu – sklon je vyjádřený vzhledem k normále povrchu.



Pokud se objekt osvětlí přímo svrchu, stíny nakloněných ploch reliéfu nevzniknou a tyto nakloněné plochy jsou pak pro oko skoro neviditelné. Ale pokud se povrch osvětlí šikmo, pak nakloněné plochy vytvářejí stíny, kde jedna strana je přivrácená a druhá odvrácená. Na přivrácenou stranu dopadají paprsky světla ze světelného zdroje a intenzita světla je zde maximální. Na odvrácené straně vzniká stín objektu a intenzita světla je pak na této straně nulová. Ukázka tohoto principu je znázorněna na příkladu textilie se žmolkem na obr. 17.



Obr. 17 Princip metody pro tvorbu 3D povrchu textilie se žmolky na základě formování tvaru reliéfu ze šikmého osvětlení vzorku.

Na základě změn odrazivosti světla od povrchu, které se projevují jako změny jasů pixelů snímaného obrazu, lze posuzovat tvar povrchu. Řešení úloh založených na získání tvaru ze stínů je však velmi složité, a proto se snižuje jejich obtížnost zavedením několika omezujících podmínek dle [42]:

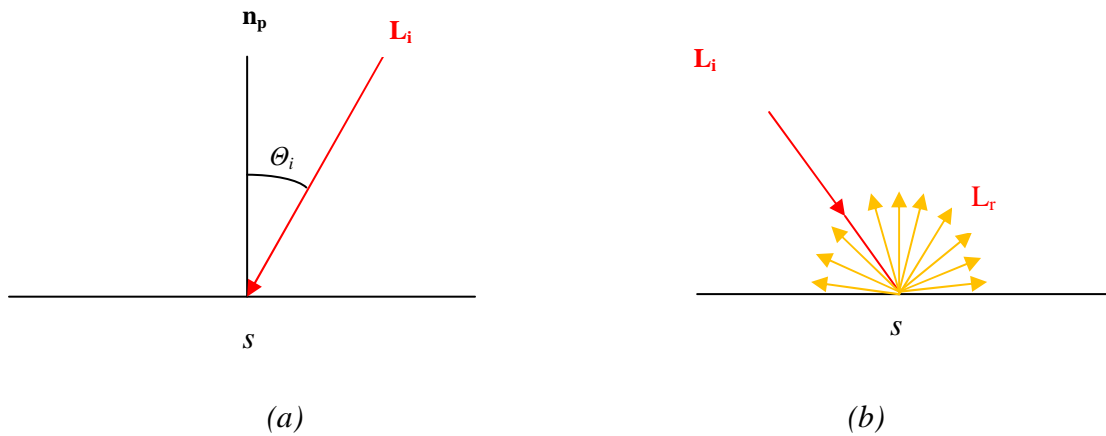
- snímaný objekt má homogenní odrazivost,
- je známý součinitel odrazivosti povrchu objektu a orientace normál k povrchu,
- objekt je ozářen konstantně a lze předpokládat stejný směr ke zdroji osvětlení pro všechny body povrchu,
- *zář*, kterou vyzařuje povrch objektu, nezávisí na poloze, ale pouze na orientaci,
- předpokladem a omezením je také to, že by měl mít povrch vlastnosti Lambertovského odrazu.

Důležitým úkolem je pak najít normálu ke každé elementární plošce povrchu. Nejjednodušší model odrazu světla pro formování obrazu je Lambertovský model. V tomto modelu závisí úroveň šedi jednotlivých pixelů obrazu na směru osvětlení a na normále povrchu. Cílem metody *SFS* je obnovit světelný zdroj a tvar povrchu v každém pixelu obrazu, výsledkem pak bude šedotónový obraz. Běžně ale reálné obrazy neodpovídají Lambertovskému modelu. V případě, kdy je tvar povrchu popsán za podmínek gradientu povrchu, pak vzniká nelineární rovnice o dvou neznámých, detailnější informace jsou uvedeny v práci [40].

Lambertovský povrch je definovaný jako povrch, který odráží světlo do všech směrů stejně, tzn. difúzně. Zjednodušujícím předpokladem v této práci je, že povrch textilie se žmolky bude mít Lambertovský charakter, bude tedy odrážet světlo difúzně. Dále bude dopad světla zjednodušený pouze na případ osvětlení z jednoho směru zobrazeného na obr. 18 (a), kde  $L_i$  je světlo dopadající na povrch, které svírá s normálou  $\mathbf{n}_p$  úhel  $\Theta_i$ . Lambertovský povrch odráží vstupní světelnou energii  $L_i$  do všech směrů rovnoměrně. Výstupní difúzně rozptýlenou světelnou energii  $L_r$  lze získat pomocí integrálu přes polokouli  $\Omega$

$$L_r(s, \omega_r) = \int_{\Omega} L_i(s, \omega_i) \cos \Theta d\omega_i, \quad (14)$$

kdy světlo dopadá na povrch ze směru  $\omega_i$  a odráží se v daném bodě  $s$  ve směru  $\omega_r$  [41]. Jas odraženého světla je pak ze všech směrů konstantní, jak je vidět na obr. 18 (b).



Obr. 18 (a) Příklad jednosměrného dopadajícího světla na povrch a (b) difúzního Lambertovského odrazu.

Odrazivost Lambertovského povrchu  $R$  lze při konstantním koeficientu odrazivosti vyjádřit pomocí kosinového zákona

$$R = \frac{1}{\pi} \mathbf{n}_p \mathbf{L}_i = \frac{1}{\pi} \cos \Theta_i. \quad (15)$$

Všeobecně závisí odrazivé vlastnosti materiálu na třech úhlech, které definují vzájemný vztah vůči směru ke zdroji světla  $\mathbf{L}_i$ , směru k pozorovateli  $\mathbf{V}$  a lokální orientaci povrchu danou normálou. Z funkce odrazivosti Lambertovského povrchu  $R$  (15) je patrné, že nezávisí na směru pohledu  $\mathbf{V}$  [43].

Výrazný problém při rekonstrukci tvaru objektu pomocí rozložení jasu (*záře*) v obraze vzniká při definování normály k povrchu, která představuje 2D veličinu a zobrazuje se v obraze do skalární veličiny (*záře*). Tento fakt platí i u Lambertovských povrchů. V bodech, které odpovídají na Lambertovském povrchu lokálním maximům *záře*, je normála k povrchu rovnoběžná se směrem od zdroje světla. Proto je normála v tomto případě známá. Úloha hledání tvaru ze stínování není určena dostatečně pro všechny sklony povrchu objektu kromě míst gradientního prostoru, kde *záře* ukazuje lokální maxima [42].

*SFS* techniky se dělí na čtyři přístupy dle způsobu řešení: minimalizační přístup, šířící přístup, lokální a lineární přístup. Pomocí minimalizačního přístupu je možné získat řešení *SFS* na základě minimalizování funkce energie. Šířící přístup roznáší informaci o tvaru povrchu ze sady bodů povrchu do celého obrazu. Lokální přístup určuje tvar objektu na základě předpokladu o typu povrchu. Poslední, lineární přístup vypočítá řešení *SFS* pomocí linearizace reflektanční mapy povrchu. Přístup aplikovaný v metodě gradientních polí, která je použita v této práci, patří mezi minimalizační přístupy [40]. Autoři *Frankot* a *Chellappa*, na jejichž postupu je založený algoritmus pro rekonstrukci povrchu textilií se žmolky v této práci, vycházeli z prosazení integrovatelnosti gradientního pole obrazu za účelem získání integrovatelného povrchu. Odhad sklonu povrchu byl vyjádřený za podmínek lineární kombinace konečného souboru pravoúhlých Fourierových funkcí. Podrobnější informace o *Frankot-Chellappově* postupu pro rekonstrukci povrchu jsou uvedeny v práci [44].

#### 4.5.2 Metoda gradientních polí

Stíny žmolků vzniklé šikmým osvětlením vzorku bývají zásadním problémem při segmentaci žmolků z obrazu textilie. Idea metody gradientních polí naopak vychází ze vzniklých stínů žmolků. Vytvořené stíny žmolků jsou v tomto případě velmi důležité pro kvalitní 3D rekonstrukci povrchu textilie. V této práci vychází 3D rekonstrukce povrchu textilií z prací [45, 46], které se podrobněji zabývaly řešením metody gradientních polí.

Základním elementem metody gradientních polí jsou tedy vzniklé stíny žmolků, které jsou vytvořeny šikmým osvětlením textilie ze čtyř stran: shora, zdola, zleva a zprava. Právě šikmé osvětlení objektu vytváří gradient reliéfu, kdy jas na povrchu závisí na jeho normále. Princip, podle kterého se vytvoří obraz ze snímaného reliéfu pomocí šikmého osvětlení, vychází z metody formování obrazu *SFS*, která byla zmíněná výše. Prvním krokem při rekonstrukci povrchu textilií pomocí metody gradientních polí je odhad dvou gradientních obrazů - gradient ve směru osy  $x$  a  $y$ . Vzniklý stín žmolku představuje změny jasových hodnot pixelů v obrazu textilie. Tyto změny jasových hodnot pixelů lze zaznamenat pomocí gradientu obrazu ve směru osy  $x$  a osy  $y$ . Pro obrazovou funkci  $f(x,y)$  je gradient  $\nabla \mathbf{f}$  v souřadnicích  $(x,y)$  všeobecně definován jako vektor

$$\nabla \mathbf{f} = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}, \quad (16)$$

kde  $g_x$  je odhad gradientu ve směru osy  $x$  a  $g_y$  je odhad gradientu ve směru osy  $y$ . Tento vektor obsahuje informaci o směru největší změny funkce  $f$  v souřadnicích  $(x,y)$ . Gradient obrazu se všeobecně vypočítá pomocí první derivace obrazu ve směru osy  $x$  a  $y$ . Na základě výpočtu gradientu obrazu se ze skalárního pole - šedotónového obrazu stane vektorové pole (gradientní pole), které nese informaci o směru a velikosti největší změny obrazové funkce v daných pixelech [37].

Odhad gradientu ve směru osy  $x$ ,  $g_x$  je v této práci získán odečtením obrazu textilie osvětlené zleva  $I_l$  od obrazu textilie osvětlené zprava  $I_r$ . Naopak odhad gradientu

ve směru osy  $y$ ,  $g_y$  je realizován odečtením obrazu osvětlené shora  $I_a$  od obrazu textilie osvětlené zdola  $I_b$ .

$$g_x = I_l - I_r, \quad (17)$$

$$g_y = I_a - I_b. \quad (18)$$

Kombinací odhadů gradientů  $g_x$  a  $g_y$  se získá gradientní pole obrazu. Gradientní pole obrazu představuje obraz, kde každý pixel tvoří vektor dvou hodnot. První hodnota vektoru je odhad gradientu  $g_x$  a druhá hodnota je odhad gradientu  $g_y$  v daném bodě. Následně se aplikuje *Frankot-Chellapův* algoritmus, který pomocí několika matematických operací zrekonstruuje povrch textilie pouze ze dvou gradientních obrazů. Algoritmus vytvořený v prostředí MatLab k *Frankot-Chellapovu* postupu je převzatý z práce [45].

Hlavním cílem tohoto postupu je integrace gradientního pole pomocí Poisson-Neumanovy funkce. Gradientní pole je však většinou díky svému nenulovému zakřivení neintegrovatelné. Postupem pro získání integrovatelného gradientního pole za účelem rekonstrukce povrchu se tato práce dále nebude zabývat, podrobnosti k matematickému řešení jsou uvedeny v článkách [45, 46]. Integrací gradientního pole se získá reliéf rekonstruovaného povrchu, tedy 2D obraz. Hodnoty jednotlivých pixelů v tomto obraze odpovídají výšce reliéfu - intenzitě jasu. Tento obraz lze tedy zobrazit jako 3D povrch, kde vrcholy odpovídají žmolčkům.

Autoři zmíněného postupu [45, 46] aplikovali tuto metodu na rekonstrukci tvaru různých objektů jako je váza, socha apod. Před aplikací metody gradientních polí na 3D rekonstrukci povrchu textilních materiálů byla v disertační práci efektivita metody vyzkoušena na různých předmětech. Jako reprezentativní příklad byl vybrán kryt na objektiv fotoaparátu, kde lze poměrně dobře sledovat a porovnat výslednou rekonstrukci tvaru a detailů předmětu. Na obr. 19 (a)-(h) je uvedena sada čtyř obrazů, kde je objekt šikmo osvětlen shora  $I_a$ , zleva  $I_l$ , zespodu  $I_b$ , zprava  $I_r$ , dále jsou zde uvedeny gradientní obrazy  $g_x$  a  $g_y$ , pohled ze shora na zrekonstruovaný objekt a výsledný 3D povrch objektu, který byl zrekonstruován pomocí metody gradientních polí.

Z výsledků rekonstrukce objektu na obr. 19 je znatelné, že metoda poměrně dobře zrekonstruovala jeho snímaný povrch. Dále je metoda pro 3D rekonstrukci povrchu testována na sadách vzorků textilií se žmolky. Pro ukázkou postupu a výsledků metody je vybrán vzorek jednobarevné textilie B9. Na obr. 20 (a)-(g) je uvedena sada čtyř obrazů vzorku B9 šikmo osvětleného shora  $I_a$ , zleva  $I_l$ , ze spodu  $I_b$ , zprava  $I_r$ , dále odhadnuté gradientní obrazy  $g_x$  a  $g_y$ , a výsledný 3D povrch vzorku.

Žmolky jako malé vyčnívající objekty na povrchu textilie vytváří šikmým osvětlením vzorku stíny. Díky tomu lze pro rekonstrukci povrchu textilie se žmolky využít princip metody gradientních polí. Na základě principu 3D rekonstrukce povrchu by měla být tato metoda schopná i poměrně dobře potlačit vzor textilie. V získaném 3D povrchu je dále znatelné, že žmolky výrazně vystupují ze struktury materiálu, což je velmi přínosné pro jejich následnou segmentaci. Rekonstrukce povrchu vzorků textilií je v této práci jedním z nejdůležitějších kroků, které mají zásadní vliv na výsledky navržené metodiky pro objektivní hodnocení žmolkovitosti. Zrekonstruovaný povrch vzorků bude dále ještě zpracován za účelem redukce šumu a zvýraznění žmolků jako vrcholů v 3D povrchu.



(a)



(b)



(c)



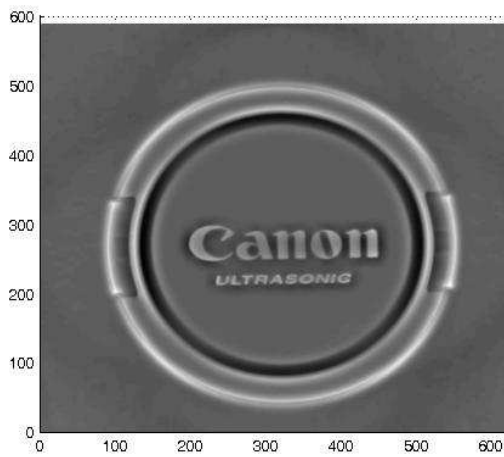
(d)



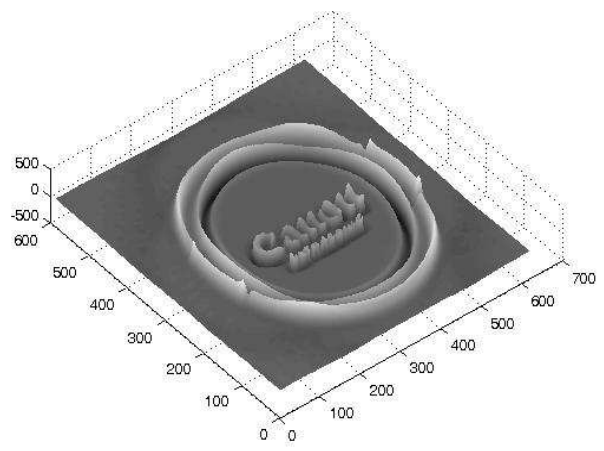
(e)



(f)

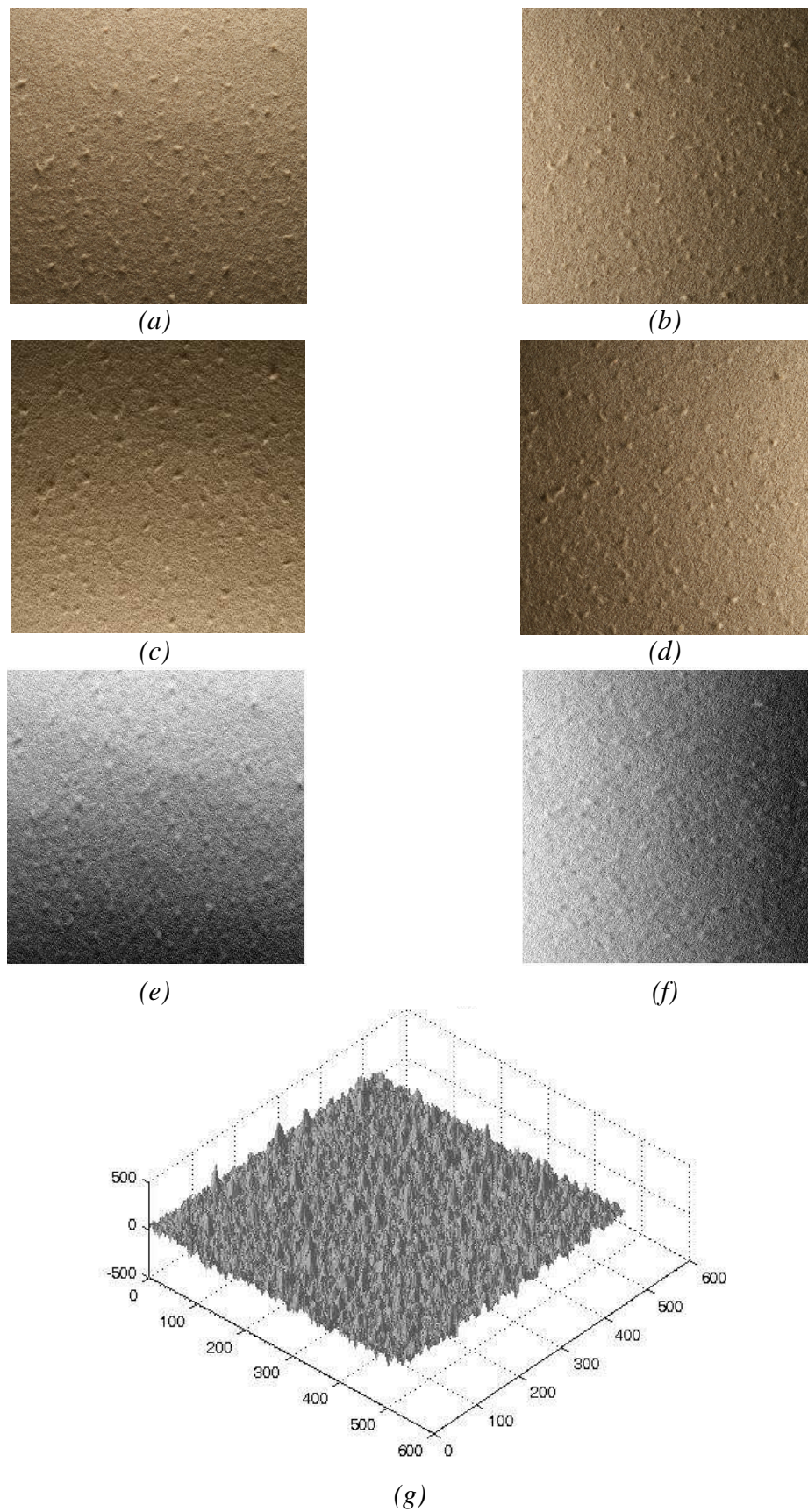


(g)



(h)

Obr. 19 Sada čtyř obrazů objektu-krytu na fotoaparát osvětleného (a) shora  $I_a$ , (b) zleva  $I_b$ , (c) ze spodu  $I_b$ , (d) zprava  $I_r$ , gradientní obrázky (e)  $g_y$  a (f)  $g_x$ . (g) Pohled ze shora na zrekonstruovaný povrch objektu a (h) 3D povrch objektu.



Obr. 20 Sada čtyř obrazů vzorku B9 osvětleného (a) shora  $I_w$ , (b) zleva  $I_l$ , (c) ze spodu  $I_b$ , (d) zprava  $I_r$ , výsledné obrazy po odečtení obrazů v příslušných směrech (e)  $g_y$  a (f)  $g_x$ . (g) 3D povrch vzorku B9 získaný pomocí metody gradientních polí ze sady 4 obrazů.

## 4.6 Zpracování 3D povrchu vzorků

Po aplikaci *Frankot-Chellapova* algoritmu se daný povrch textilie se žmolky zrekonstruoval do 3D povrchu. Vytvořený 3D povrch textilie je v dalším kroku filtrován za účelem eliminace šumu, který vznikl při 3D rekonstrukci povrchu vzorků. V této práci je pro odstranění šumu z 3D povrchu textilií aplikován Gaussův filtr. Tento typ filtru patří mezi prostorové lineární filtry (vyhlazovací filtry), které obraz mírně vyhladí a tím se eliminuje šum v obraze. Princip lineární filtrace obrazu spočívá ve výpočtu nové hodnoty jednotlivých pixelů obrazu na základě lineární kombinace hodnot z definovaného okolí s využitím masky filtru  $h$ . Pro masku filtru  $h$  o velikosti  $m \times n$  je uvažováno  $m=2a+1$  a  $n=2b+1$ , kde  $a$  a  $b$  jsou celá kladná čísla. Všeobecně je lineární filtrace obrazu  $f(x,y)$  o velikosti  $M \times N$  dána výrazem

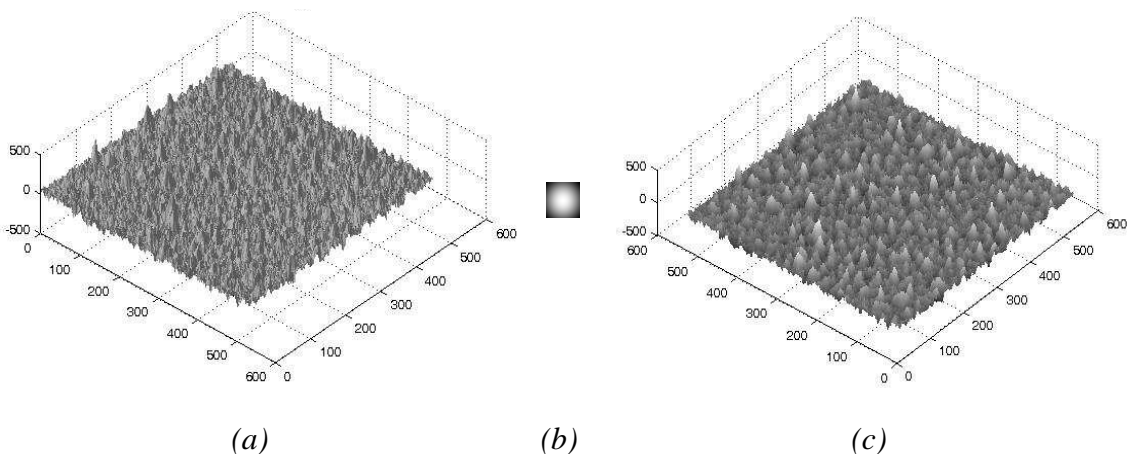
$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b h(s, t) f(x + s, y + t), \quad (19)$$

kde  $g(x,y)$  je výstupní obraz po filtraci [37]. Dvourozměrný Gaussův filtr  $h(x,y)$  má pak tvar

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (20)$$

kde  $\sigma^2$  je rozptyl hodnot a  $x, y$  jsou souřadnice daného pixelu. Gaussova funkce má typický zvonovitý tvar a parametr  $\sigma$  slouží pro definování šířky této křivky [37].

3D povrch vzorku B9 po rekonstrukci, tvar aplikovaného Gaussova filtru o velikosti  $31 \times 31$  pixelů se směrodatnou odchylkou Gaussova jádra  $\sigma=15$  a 3D povrch vzorku po filtraci je zobrazen na obr. 21 (a)-(c). Z obr. 21 (c) je patrné, že filtrování obrazu pomocí Gaussova filtru je v tomto případě účelné i pro zvýraznění žmolků jako vrcholů v povrchu textilie. Po aplikaci této operace jsou již žmolky jako vrcholy v 3D povrchu poměrně dobře rozpoznatelné, což je velmi důležité pro jejich následující segmentaci z povrchu textilie.



Obr. 21 (a) 3D povrch vzorku B9 po rekonstrukci  $f(x,y)$ , (b) tvar aplikovaného Gaussova filtru  $h(x,y)$  a (c) 3D povrch vzorku po filtraci  $g(x,y)$ .

## 4.7 Segmentace obrazu vzorků

Na získaný 3D povrch textilie můžeme nahlížet i jako na 2D obraz, kde intenzity jasu jednotlivých pixelů představují výšku povrchu. Lze tedy se získaným povrchem textilií dále pracovat jako s 2D obrazem. Kvalitní 3D rekonstrukce povrchu textilií a přesná segmentace žmolků patří mezi nejdůležitější kroky navržené metodiky mající zásadní vliv na její výsledky. Nyní je tedy hlavním úkolem pokusit se efektivně segmentovat žmolky z povrchu textilie na základě vhodné segmentační metody.

Jednou z nejdůležitějších operací při obrazové analýze je segmentace obrazu. Segmentace obrazu je všeobecně komplexní proces, který se skládá z několika kroků. Na základě segmentace obrazu se objekty zájmu oddělí od pozadí obrazu. V této práci jsou objekty zájmu žmolky na povrchu textilie. Díky segmentaci obrazu lze s detekovanými objekty samostatně pracovat a zjišťovat jejich kvantitativní (číselné charakteristiky) a kvalitativní (relace mezi objekty) charakteristiky. Výstupem segmentace obrazu je nejčastěji binární obraz [38].

Mezi nejstarší a nejjednodušší segmentační metody patří prahování. Hlavní výhodou segmentace obrazu prahováním je snadná implementace a časová nenáročnost. Princip prahování spočívá v rozdílných intenzitách jasu pixelů mezi pozadím a objekty zájmu. Prahování představuje transformaci vstupního šedotónového obrazu  $f(x,y)$  na výstupní binární obraz  $g(x,y)$  pomocí prahové hodnoty  $T$  na základě vztahu

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{pro } f(x,y) > T, \\ 0 & \text{pro } f(x,y) \leq T. \end{cases} \quad (21)$$

Pokud je prahová hodnota  $T$  konstantní pro celý obraz, pak se jedná o globální prahování. V případě, že je prahová hodnota různá pro jednotlivé části obrazu, pak je tato operace označena za lokální prahování. Posledním případem je adaptivní prahování, kde prahová hodnota závisí na stupních šedi jednotlivých pixelů a jejich okolí. Každý pixel, který má menší hodnotu než zadaný práh  $T$ , je označen jako pozadí. Pokud má daný pixel větší hodnotu než definovaný práh, jedná se o objekt. Pixely segmentovaných objektů v binárním obraze obsahují jedničky (bílá barva) a pixely pozadí představují nuly (černá barva) [47].

Nejsložitějším krokem při segmentaci obrazu prahováním je definování velikosti prahové hodnoty. Prahová hodnota se může nastavit buď experimentálně (dle výsledného obrazu), což je ale velmi nepraktické, nebo pomocí metod automatického hledání vhodné prahové hodnoty pro daný obraz. Tyto metody jsou založeny například na analýze histogramu úrovní šedi obrazu, kde jsou definovány významné vrcholy histogramu. Podle těchto vrcholů je pak stanovena prahová hodnota. Mezi tyto metody se řadí i Otsuova metoda, která stanovuje optimální práh na základě maximalizace mezitřídního rozptylu hodnot pixelů. Vypočítaná prahová hodnota je pak aplikována na celý obraz, jedná se tedy o globální prahování [38]. Vyhledávání optimální prahové hodnoty na principu Otsuovy metody bylo testováno i u segmentace žmolků z povrchu vzorků, avšak výsledky nebyly uspokojivé. Globální prahování se v tomto případě příliš neosvědčilo. Z tohoto důvodu byla hledána nejvhodnější metoda pro stanovení optimální prahové hodnoty mezi metodami lokálního prahování. Nejlepší výsledky segmentace žmolků ukazuje metoda lokálního prahování podle *Niblacka*.



### 4.7.1 Lokální prahování podle Niblacka

Metoda lokálního prahování podle *Niblacka* počítá různé prahové hodnoty pro jednotlivé části šedotónového obrazu. Princip této metody je následující. Pro každý pixel se počítá lokální práh podle odhadu střední hodnoty  $\mu$  a směrodatné odchylky  $\sigma$  úrovní šedi všech pixelů v definovaném okolí o velikosti  $b \times b$ . U tohoto způsobu výpočtu lokálního prahu se definují dva parametry: velikost okolí  $b \times b$ , ze kterého se bude odhad střední hodnoty a směrodatné odchylky úrovní šedi pro daný pixel počítat a prahový parametr  $k$  [48].

Výpočet lokální prahové hodnoty  $T(x,y)$  pro každý pixel šedotónového obrazu se souřadnicemi  $x$  a  $y$  v pixelovém okolí o velikosti  $b \times b$  je následující [48]

$$T(x,y) = \mu_{b \times b} + k\sigma_{b \times b} \quad (22)$$

Po výpočtu lokální prahové hodnoty  $T(x,y)$  pro jednotlivé části šedotónového obrazu  $f(x,y)$  se obraz transformuje na binární obraz  $g(x,y)$  podle výrazu

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{pro } f(x,y) > T(x,y), \\ 0 & \text{jinak.} \end{cases} \quad (23)$$

V případě segmentace žmolků pomocí metody lokálního prahování podle *Niblacka* se u různých druhů textilií osvědčily následující hodnoty parametrů  $b \times b$  a  $k$ :

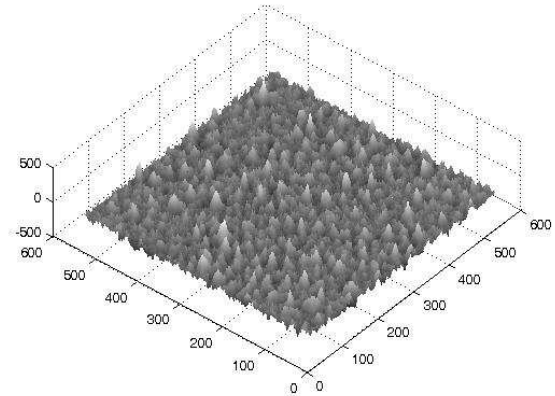
- $b=30$  a  $k=0,55$  pro materiály, kde je povrch poměrně výrazně tvarován (sady  $G$ ,  $R$ ,  $O$ ,  $T$ ),
- $b=29$  a  $k=0,38$  pro vzorky, které jsou testovány na Komorovém žmolkovacím přístroji (sada  $C$ ),
- $b=13$  a  $k=0,28$  pro materiály s hladkým povrchem (zbylé sady vzorků).

Hodnoty parametrů pro různé druhy materiálů byly nastaveny experimentálně podle vizuálního porovnání získaných výsledků. Na obr. 22 (a)-(d) je znázorněn barevný obraz vzorku B9 osvětlený zprava, jeho zrekonstruovaný 3D povrch a binární obrazy vzorku po prahování obrazu Otsuovou metodou a po lokálním prahování podle *Niblacka*. Binární obraz získaný pomocí lokálního prahování ukazuje výrazně lepší výsledky než obraz segmentovaný globálním prahováním. Segmentované objekty-žmolky na obr. 22 (d) odpovídají v porovnání s původním barevným obrazem vzorku mnohem více realitě než segmentované žmolky na obr. 22 (c). Jak již bylo zmíněno výše, v případě segmentace žmolků z povrchu textilie se na základě porovnání výsledků binárních obrazů globální prahování tedy příliš neosvědčilo.

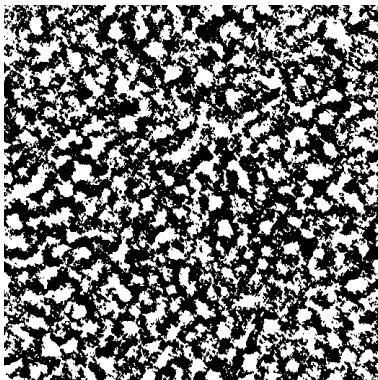
U segmentovaného obrazu vzorku po lokálním prahování je zřejmé, že se ještě nejedná o finální výsledek. Zde je patrné, že obraz obsahuje kromě segmentovaných žmolků i šum, který bude dále na základě několika obrazových operací redukován. Za pomoci vybraných obrazových operací bude také i mírně upraven tvar detekovaných objektů tak, aby výsledek co nejvíce korespondoval s původním obrazem vzorku.



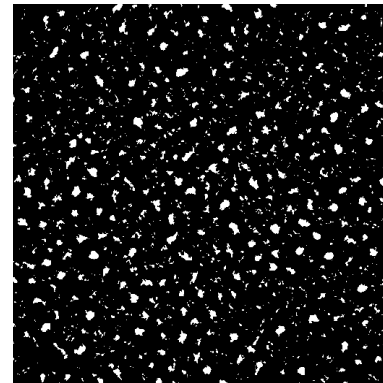
(a)



(b)



(c)



(d)

Obr. 22 (a) Barevný obraz vzorku B9 osvětlený zprava, (b) jeho 3D povrch, (c) binární obraz vzorku po segmentaci obrazu Otsuovou metodou a (d) po lokálním prahování podle Niblacka.

#### 4.8 Finální úpravy obrazu vzorků

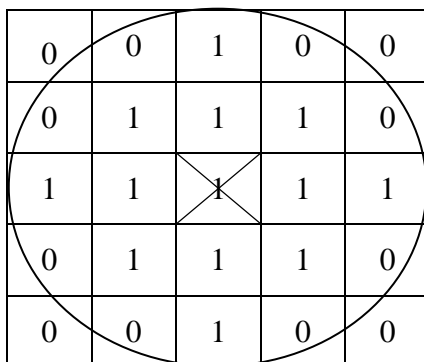
Segmentovaný obraz však ještě nemusí představovat ve většině případů finální výsledek. Například, segmentované objekty nemusí být zcela zaplněné (obsahují díry uvnitř objektu) či obraz obsahuje malé nepodstatné objekty ve formě šumu. Dále mohou být větší objekty při segmentaci obrazu rozděleny na více menších objektů a je potřeba je spojit zpět v jeden objekt či naopak. V této práci je využito několika obrazových operací za účelem úprav segmentovaných objektů (žmolků) tak, aby výsledek co nejvíce odpovídal skutečnosti. Tyto úpravy jsou nejčastěji založeny na morfologických operacích pro binární obrazy. Morfologie je nauka o tvarech, v případě digitálních obrazů představuje matematické nástroje pro extrakci požadovaných částí obrazu. Princip matematické morfologie je založen na nelineárních operacích obrazu za použití teorie množin. Nejčastěji se tyto operace využívají u předzpracování obrazu nebo při jeho finálních úpravách.

Prvním krokem u finálních úprav binárního obrazu vzorků je odstranění žmolků, které jsou spojeny s hranicí obrazu. Žmolky spojené s hranicí obrazu představují tzv. nekompletní objekty. Tyto objekty by při stanovení charakteristik žmolkovitosti, zejména plochy a obvodu žmolků, zkreslovaly výsledky svou pouze částečnou plochou. Funkce `imclearborder.m` odstranila všechny objekty, které byly spojeny s hranicí obrazu [37].

Binární obrazy vzorků obsahovaly kromě segmentovaných žmolků i šum v podobě malých nežádoucích objektů. Při segmentaci obrazu se totiž na některých místech segmentovala i část textury povrchu. To zapříčinilo šum v obraze i to, že tvar některých objektů neodpovídal příliš realitě a bylo potřeba ho upravit. Z těchto důvodů je využita morfologická operace *otevření*. Operace *otevření* je založena na aplikaci dvou po sobě následujících morfologických operací, *erozi* a *dilataci*.

Princip *eroze* a *dilatace* je založen na tom, že strukturní prvek o definované velikosti a tvaru prochází systematicky objekty v binárním obraze pixel po pixelu a upravuje jejich velikost a tvar v závislosti na funkci aplikované operace. Při aplikaci operace *eroze* se zachovávají jen ty pixely objektu, které povolují vyplnění celého strukturního elementu. Tímto způsobem se objekty zmenší, upraví se jejich tvar, ale zvýrazní se i případné díry v objektech. Dále také vymizí všechny objekty, které jsou menší než strukturní element. Na podobném principu je založena i operace *dilatace*, kde naopak dochází ke zvětšení objektů a také zároveň i k úpravě tvaru objektů. Během této operace prochází strukturní element všechny objektové pixely (jedničky v binárním obraze) a označí každý pixel pokrytý strukturním elementem za objekt. Díky tomu se nejen zvětší objekty a upraví (vyhladí) se jejich tvar, ale vyplní se i případné menší díry v objektech [37].

Při aplikaci morfologické operace *otevření* se v první řadě zvolí velikost a tvar strukturního elementu. Jako tvar strukturního elementu byl při úpravě žmolků zvolen disk s poloměrem dva pixely, který nejlépe odpovídá tvaru žmolku (obr. 23). Na základě morfologické operace *otevření* jsou odstraněny všechny objekty, které jsou menší než strukturní element. Dále jsou také vyplněny díry v objektech, které jsou menší než strukturní element a je upraven i tvar objektů.



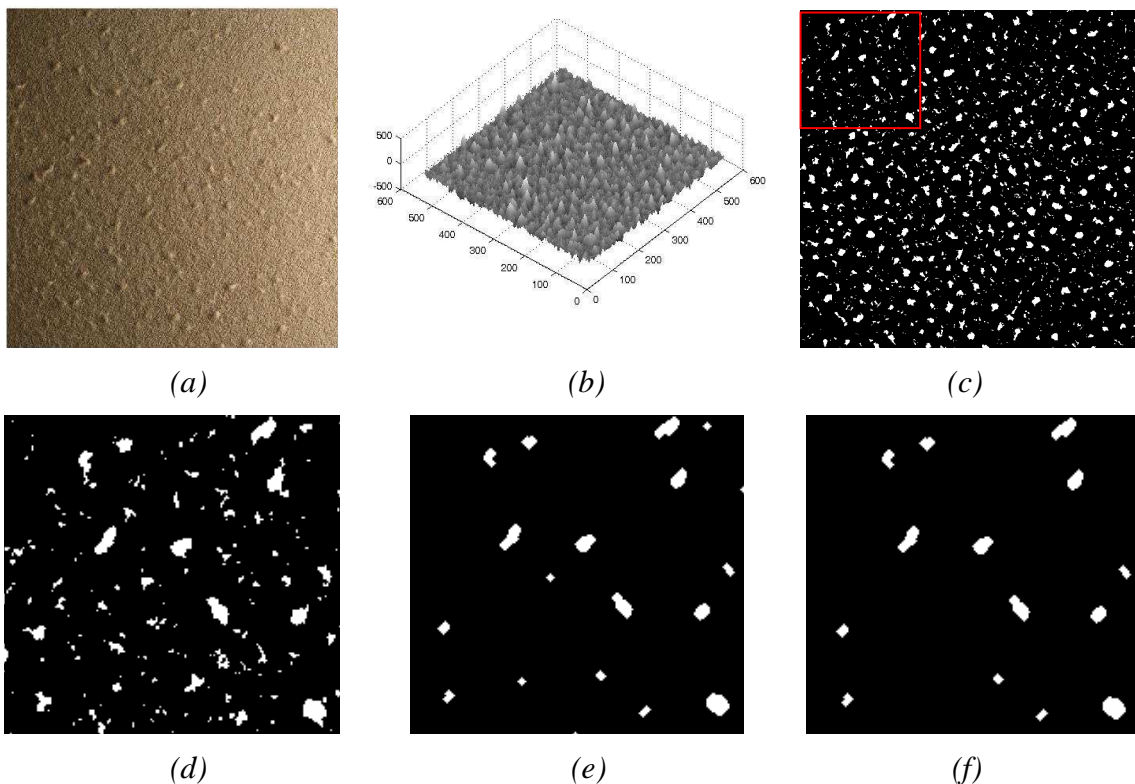
Obr. 23 Strukturní element použitý v této práci při morfologické operaci *otevření*.

Binární obrazy vzorků textilií po segmentaci a následně i po aplikaci morfologické operace *otevření* obsahují kromě žmolků i zbylé menší objekty. Tyto menší objekty představují v porovnání s původním obrazem šum a jsou dále odstraněny pomocí funkce *bwareaopen.m*. Parametrem této funkce je počet pixelů, který definuje maximální velikost celistvých objektů, jež budou z binárního obrazu odstraněny. Tato funkce pracuje na principu morfologické operace *otevření*. Všechny objekty menší než definovaný počet pixelů jsou tedy z obrazu odstraněny [37]. V této práci byly z binárního obrazu vzorků odstraněny všechny objekty, které jsou menší než dvacet pixelů. Odstranění všech objektů menších než dvacet pixelů bude mít dále vliv na hodnoty charakteristik žmolkovitosti, které budou počítány v další kapitole. Tento vliv se projeví zejména na hodnotách minimální plochy a obvodu žmolků, kde budou hodnoty těchto charakteristik ve většině případů stejné.

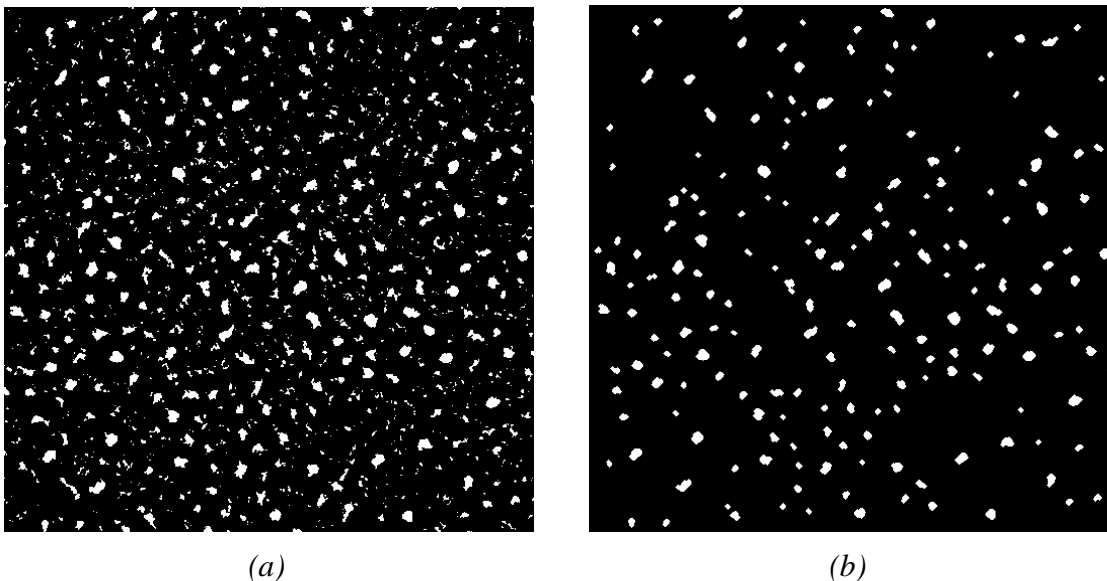
Dále některé segmentované žmolky stále netvořily ucelené objekty, tzn., obsahovaly uvnitř díry. Díry v binárním obraze představují sadu pixelů s hodnotou 0 (černá barva) uvnitř bílého objektu. Tyto pixely ale nejsou spojeny s hranicí objektu. Zde je také důležité specifikovat pro definici spojených objektů velikost sousedství každého pixelu. V tomto případě je využito čtyř-sousedství, tzn., že každý pixel má celkem čtyři sousedy. Pro zaplnění případných děr v segmentovaných žmolcích je použita funkce *imfill.m* s definovaným parametrem *holes* [37]. Tato funkce je založena na principu morfologické operace *dilatace*.

Ukázka aplikovaných úprav analyzovaných objektů je uvedena na obr. 24 (a)-(f). Zde je zobrazen původní obraz vzorku B9, jeho 3D povrch a binární obraz vzorku po segmentaci pomocí metody *Niblack*. Dále jsou zde zobrazeny detailnější výřezy ze segmentovaného obrazu, výřez po odstranění všech objektů spojených s hranicí obrazu a po morfologické operaci *otevření* a výřez z finálního binárního obrazu vzorku B9 po odstranění objektů, které jsou menší než dvacet pixelů.

Binární obraz vzorku B9 po segmentaci pomocí metody *Niblack* a binární obraz po aplikaci všech popsaných úprav je zobrazen na obr. 25 (a), (b). Z finálního binárního obrazu vzorku budou dále počítány charakteristiky žmolkovitosti, na jejichž základě bude odhadnut objektivní stupeň žmolkovitosti.



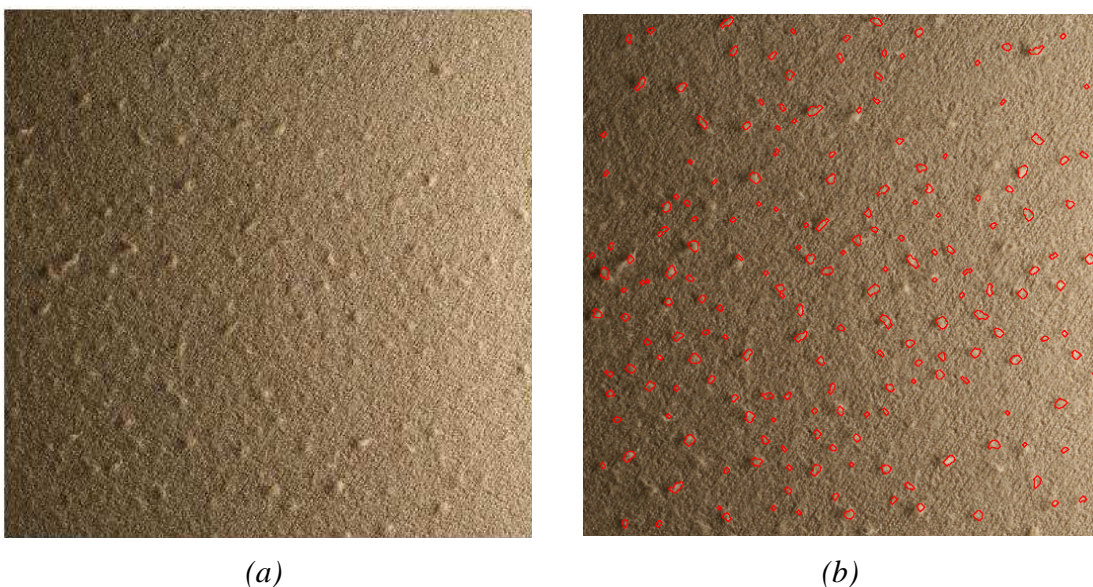
Obr. 24 (a) Původní obraz vzorku B9, (b) jeho 3D povrch, (c) binární obraz vzorku bez úprav s vyhrazenou oblastí červenou barvou pro detailní ukázkou aplikace finálních obrazových operací, (d) detailní výřez obrazu bez úprav, (e) výřez po odstranění všech objektů spojených s hranicí obrazu a po aplikaci operace *otevření* a (f) výřez z finálního binárního obrazu vzorku B9 po odstranění zbylých menších objektů.



Obr. 25 (a) Binární obraz vzorku B9 bez úprav a (b) finální binární obraz vzorku B9 po všech aplikovaných úpravách objektů.

Výsledným obrazem provedené obrazové analýzy je barevný obraz vzorku s vyznačenými žmolky červenou barvou, které byly pomocí navržené metody detekovány. Původní barevný obraz vzorku B9 osvětlený zprava a barevný obraz vzorku s detekovanými žmolky ohraničenými červenou barvou jsou zobrazeny na obr. 26 (a), (b).

V další kapitole bude navržený postup pro objektivní hodnocení žmolkovitosti testován i na vzorcích textilií se žmolky, které byly vytvořeny na Komorovém žmolkovacím přístroji. V tomto případě by měla být detekce žmolků výrazně jednodušší než u vzorků se žmolky, které byly vytvořeny na přístroji Martindale.



Obr. 26 (a) Původní barevný obraz vzorku B9 osvětlený zprava a (b) barevný obraz vzorku s detekovanými žmolky ohraničenými červenou barvou.

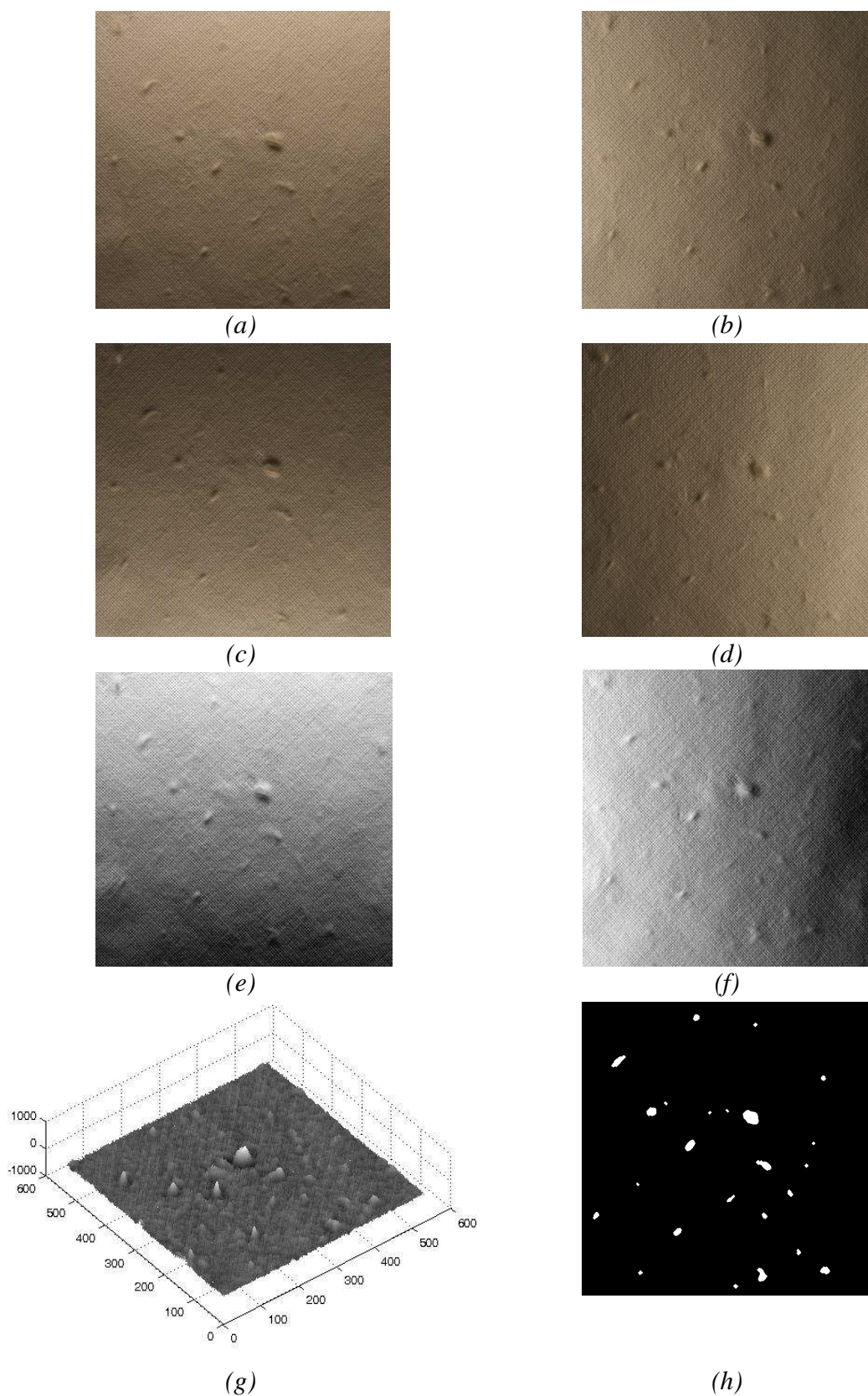
## 4.9 Detekce žmolků na vzorcích z Komorového žmolkovacího přístroje

Mezi nejčastěji používané přístroje pro laboratorní simulaci tvorby žmolků patří přístroj Martindale a Komorový žmolkovací přístroj. Segmentace žmolků na vzorcích testovaných na přístroji Martindale byla ukázána v předchozích kapitolách. Tyto dva typy přístrojů se liší v principu tvorby žmolků. Žmolky vytvořené na Komorovém žmolkovacím přístroji jsou oproti druhému typu výraznější díky přidaným vláknům. Proto je jejich detekce na povrchu textilie pro většinu objektivních metod jednodušší. Podrobnější informace ohledně principu simulace žmolkování textilií na přístroji Martindale a na Komorovém žmolkovacím přístroji jsou uvedeny v kapitole 3 *Subjektivní hodnocení textilií*.

V této práci je testováno pouze šest vzorků se žmolky, které byly vytvořeny na Komorovém žmolkovacím přístroji. Důvodem malého počtu vzorků je, že většina objektivních metod pro hodnocení žmolkovitosti je schopná detekovat tento typ žmolků bez větších problémů. V rámci testování navržené objektivní metody jsou zkoušeny vzorky textilie s bílou barvou, kde by měla být detekce žmolků na povrchu textilie obtížnější. Vlákná přidávaná ke vzorkům při testování žmolkovitosti na tomto typu přístroje mají totiž také bílou barvu. To může zapříčinit překážku při segmentaci obrazu, protože bílý žmolek není již na bílé textuře vzorku tak výrazný. Různé obrazové metody mohou mít tedy s rozpoznáním světlých žmolků na podobném odstínu struktury materiálu problém. Z tohoto důvodu je testována navržená metodika na tomto speciálním případě.

Po ukázkou výsledků objektivní metody je vybrán reprezentativní vzorek C2 ze sady vzorků C, která byla testována na Komorovém žmolkovacím přístroji. Postup objektivní metody byl aplikován na vzorek C2 zcela stejným způsobem jako na vzorky testované na přístroji Martindale. Mezivýsledky obrazové analýzy zahrnující sadu čtyř obrazů vzorku C2, jeho gradientní obrazy v horizontálním a vertikálním směru, zrekonstruovaný 3D povrch vzorku a výsledný binární obraz vzorku, kde bílé objekty značí detekované žmolky, jsou zobrazeny na obr. 27 (a)-(h). Z výsledného binárního obrazu je zřetelné, že navržená metodika je schopná díky principu tvorby 3D povrchu bez větších potíží detekovat i žmolky, které mají podobný odstín, jako má materiál. Konkrétně v 3D povrchu vzorku lze vidět, že žmolky výrazně vyčnívají ze struktury materiálu, proto je jejich segmentace na základě metody *Niblack* vcelku bezproblémová.

Výsledky navržené metodiky se projevily jako poměrně odpovídající v porovnání s původními obrazy testovaných vzorků. To se týká jak textilií se žmolky vytvořenými na přístroji Martindale, tak i textilií se žmolky, které byly vytvořeny na Komorovém žmolkovacím přístroji. Doposud byly v této práci testovány pouze jednobarevné vzorky textilií. Běžně se v textilním průmyslu nevyskytují pouze jednobarevné textilie, ale často se používají i vzorované textilie. Proto je třeba zabývat se také efektivitou hodnocení žmolkovitosti na vzorovaných textiliích. V následující kapitole budou ukázány výsledky další metody, která objektivně hodnotí žmolkovitost na základě 2D obrazů textilií. Dále pak budou představeny výsledky navržené metodiky i na vzorcích se složitějším vzorem.



Obr. 27 Sada čtyř obrazů vzorku C2 osvětleného (a) shora  $I_a$ , (b) zleva  $I_l$ , (c) ze spodu  $I_b$  a (d) zprava  $I_r$ . Odečtené obrazy v horizontálním a vertikálním směru (e)  $g_y$  a (f)  $g_x$ . (g) Výsledný 3D povrch vzorku a (h) jeho binární obraz s detekovanými žmolky.

## 5 Segmentace žmolků na vzorovaných textiliích

### 5.1 Testování další metody pro objektivní hodnocení žmolkovitosti

Z hlediska porovnání výsledků navržené objektivní metodiky je v této práci testována i další metoda, která hodnotí žmolkovitost na základě 2D obrazů textilií za pomoci Fourierovy transformace. Mnoho objektivních metod, které vychází z hodnocení 2D obrazů, s oblibou využívá pro segmentaci žmolků právě Fourierovu transformaci [1]. V této kapitole jsou ukázány výsledky segmentace žmolků z 2D obrazů vybraných vzorků textilií na základě Fourierovy transformace.

Dvourozměrná diskrétní Fourierova transformace (2D DFT) patří mezi spektrální techniky, které jsou založeny na charakteristikách získaných z Fourierova frekvenčního spektra. Získané charakteristiky slouží k popisu informací ohledně globální periodicity úrovní šedi obrazu. Díky periodicky se opakující struktuře textilií lze princip Fourierovy transformace využít i u segmentace žmolků. Principem této metody je rozložení výchozího obrazu textilie na dva obrazy, obraz s periodicky opakující se strukturou textilie a obraz obsahující šum a žmolky. Pro segmentaci žmolků je pak významný obraz, který obsahuje šum a žmolky. Z hlediska hodnocení žmolkovitosti by se rozdělením obrazu na dvě části měl odstranit vliv periodicky opakující se vazby textilie na detekci žmolků [1].

Dvourozměrnou diskrétní Fourierovu transformaci  $F(u,v)$  pro funkce v diskrétním čase, kam patří i funkce popisující digitální obraz, lze vyjádřit jako

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)}, \quad (24)$$

kde  $f(x,y)$  je obrazová funkce pro  $x=0, 1, 2, \dots, M-1$  a  $y=0, 1, 2, \dots, N-1$ ,  $M \times N$  je velikost obrazu. Frekvenční oblast představuje souřadný systém v rozsahu  $F(u,v)$  s frekvenčními proměnnými  $u=0, 1, 2, \dots, M-1$  a  $v=0, 1, 2, \dots, N-1$ . Souřadný systém prostorové oblasti s prostorovými proměnnými  $x$  a  $y$  lze definovat analogicky [49].

Pokud je funkce  $F(u,v)$  známa, pak je možné získat pomocí inverzní dvourozměrné diskrétní Fourierovy transformace obraz  $f(x,y)$  jako

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) e^{j2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)}. \quad (25)$$

Inverzní Fourierova transformace slouží pro zpětnou transformaci obrazové funkce z frekvenční oblasti.  $F(u,v)$  představuje tzv. Fourierovy koeficienty rozvoje [49].

Amplitudové frekvenční spektrum Fourierovy transformace  $|F(u,v)|$  je určeno pomocí reálné  $R(u,v)$  a imaginární složky  $I(u,v)$  dle vztahu

$$|F(u, v)| = \sqrt{R^2(u, v) + I^2(u, v)}. \quad (26)$$



Výkonová spektrální hustota neboli výkonové spektrum  $P(u, v)$  je pak ve tvaru

$$P(u, v) = |F(u, v)|^2. \quad (27)$$

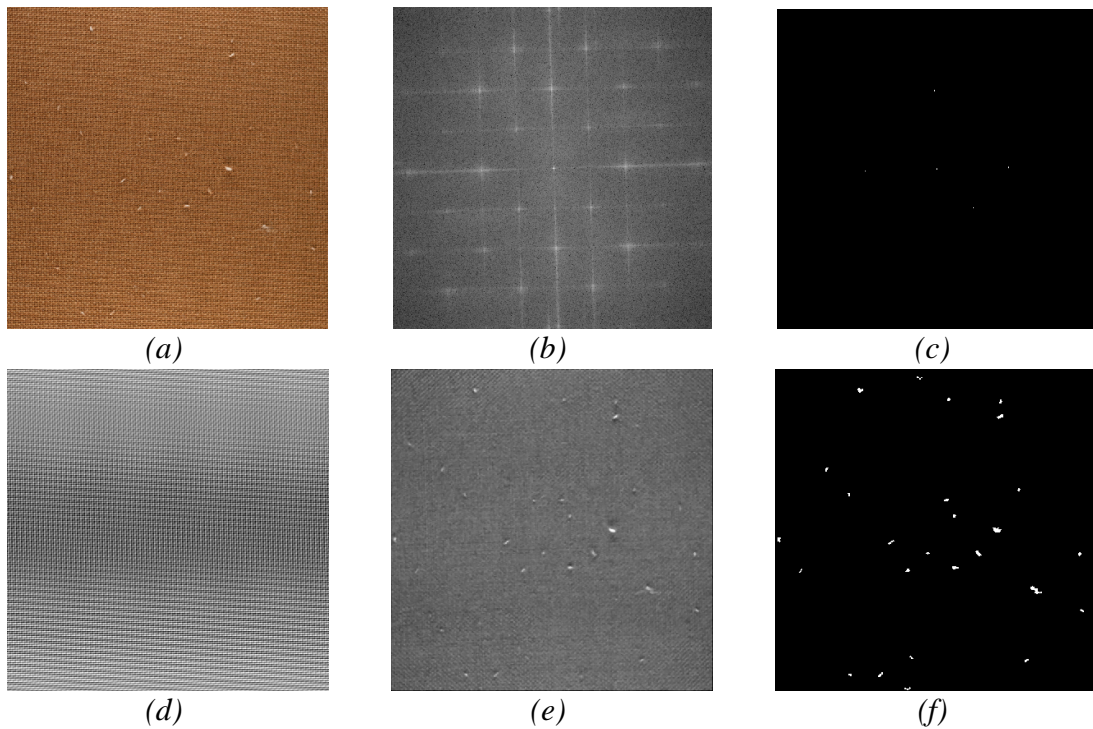
Aby bylo možné zobrazit frekvenční spektrum, pak je třeba pro  $P(u, v)$  provést ve škále úrovní šedi v osmi bitové hloubce logaritmickou transformaci, která je určena dle [49] vztahem

$$P(u, v)_{\log} = \log(1 + |F(u, v)|^2). \quad (28)$$

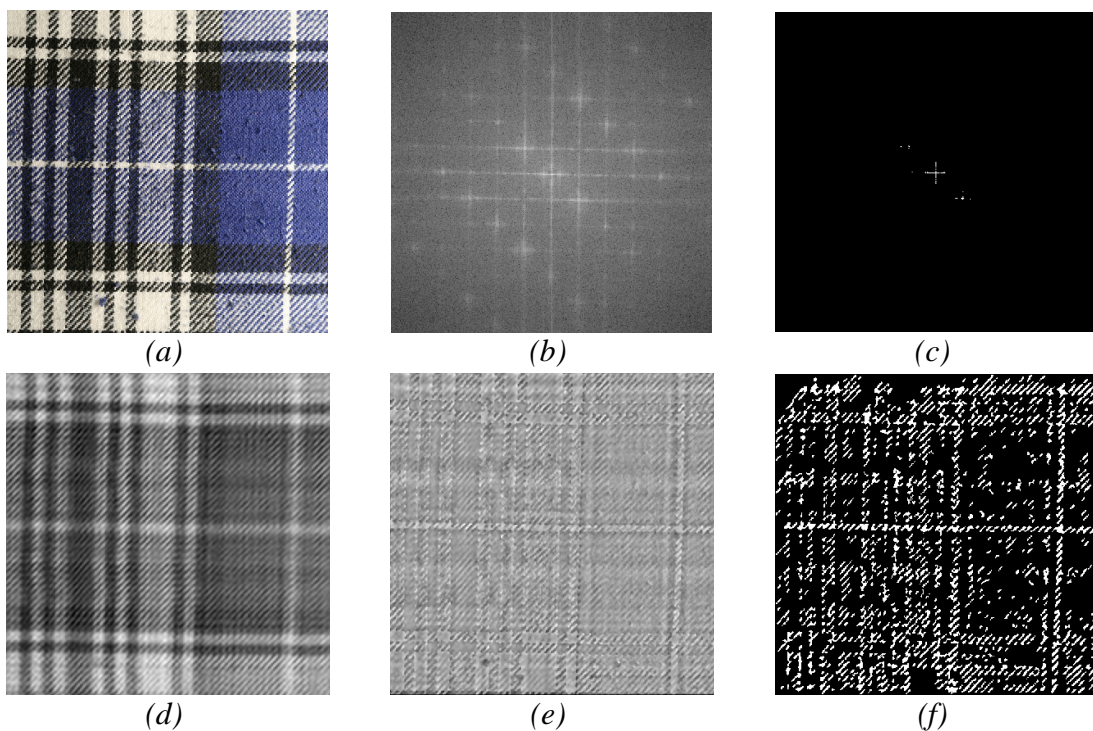
Segmentace žmolků z 2D obrazu textilie vychází z principu transformace obrazu textilie na frekvenční obraz na základě 2D DFT. Periodicky opakující se vazbu textilie reprezentují vysoké hodnoty ve frekvenčním spektru. Identifikováním vysokých hodnot a filtrací Fourierova spektra je obraz upraven a dále zpětně převeden inverzní Fourierovou transformací do prostorové oblasti. Výsledkem celého postupu jsou dva obrazy vzniklé rozložením výchozího obrazu - obraz s periodicky opakující se strukturou vazby a obraz obsahující žmolky a prvky šumu. Dále se již pracuje pouze s obrazem obsahujícím žmolky a šum [1]. Zrekonstruovaný obraz textilií je předzpracován s využitím několika obrazových operací: odstranění šumu pomocí nelineární filtrace (nejlépe vyhovoval mediánový filtr), získání binárních obrazů textilií na základě globálního prahování s experimentálně nastavenou prahovou hodnotou ( $T=0,45$ ).

Metoda 2D DFT je všeobecně vhodná pro detekci žmolků na jednobarevných materiálech. Tento fakt potvrzují i výsledky segmentace žmolků na vybraném jednobarevném vzorku na obr. 28. Co se týče vzorovaných materiálů, výrazné přechody barev vzorů představují podstatnou překážku při segmentaci žmolků. Metody založené na hodnocení žmolkovitosti v 2D obrazech často evidentně nedokážou rozpoznat, zda se žmolek v pestrém vzoru nachází. Obtížnost hodnocení žmolkovitosti vzorovaných materiálů potvrzují i výsledky segmentace žmolků na vybrané vzorované textilií uvedené na obr. 29.

Obr. 28 (a)-(f) prezentuje postup obrazové analýzy pro detekci žmolků v rámci metody 2D DFT na jednobarevném vzorku H5 a obr. 29 (a)-(f) na vzorovaném vzorku L6. Z těchto ukázek je zřejmé, že segmentace žmolků na jednobarevném materiálu je v porovnání s původním obrazem vzorku poměrně odpovídající. Naopak segmentace žmolků na vzorovaném materiálu je velmi nedostačující a výsledky jsou nepřesné. V případě vzorovaného vzorku tato metoda spíše detekuje vazné body keprové vazby a přechody mezi barvami (hrany), které jsou podstatně výraznější než žmolky ve struktuře materiálu. Tento poznatek vedl k další motivaci zaměřit se při testování navržené metodiky i na hodnocení žmolkovitosti různých typů vzorovaných textilií.



Obr. 28 Ukázka postupu obrazové analýzy založené na Fourierově transformaci: (a) barevný obraz vzorku H5, (b) centrované výkonové spektrum po logaritmské transformaci, (c) prahované spektrum, (d) zrekonstruovaný obraz periodické struktury a (e) neperiodické struktury, (f) binární obraz vzorku se segmentovanými žmolky.



Obr. 29 Ukázka postupu obrazové analýzy založené na Fourierově transformaci: (a) barevný obraz vzorku L6, (b) centrované výkonové spektrum po logaritmské transformaci, (c) prahované spektrum, (d) zrekonstruovaný obraz periodické struktury a (e) neperiodické struktury, (f) binární obraz vzorku se segmentovanými žmolky.

## 5.2 Detekce žmolků na vzorovaných textiliích pomocí navržené metody

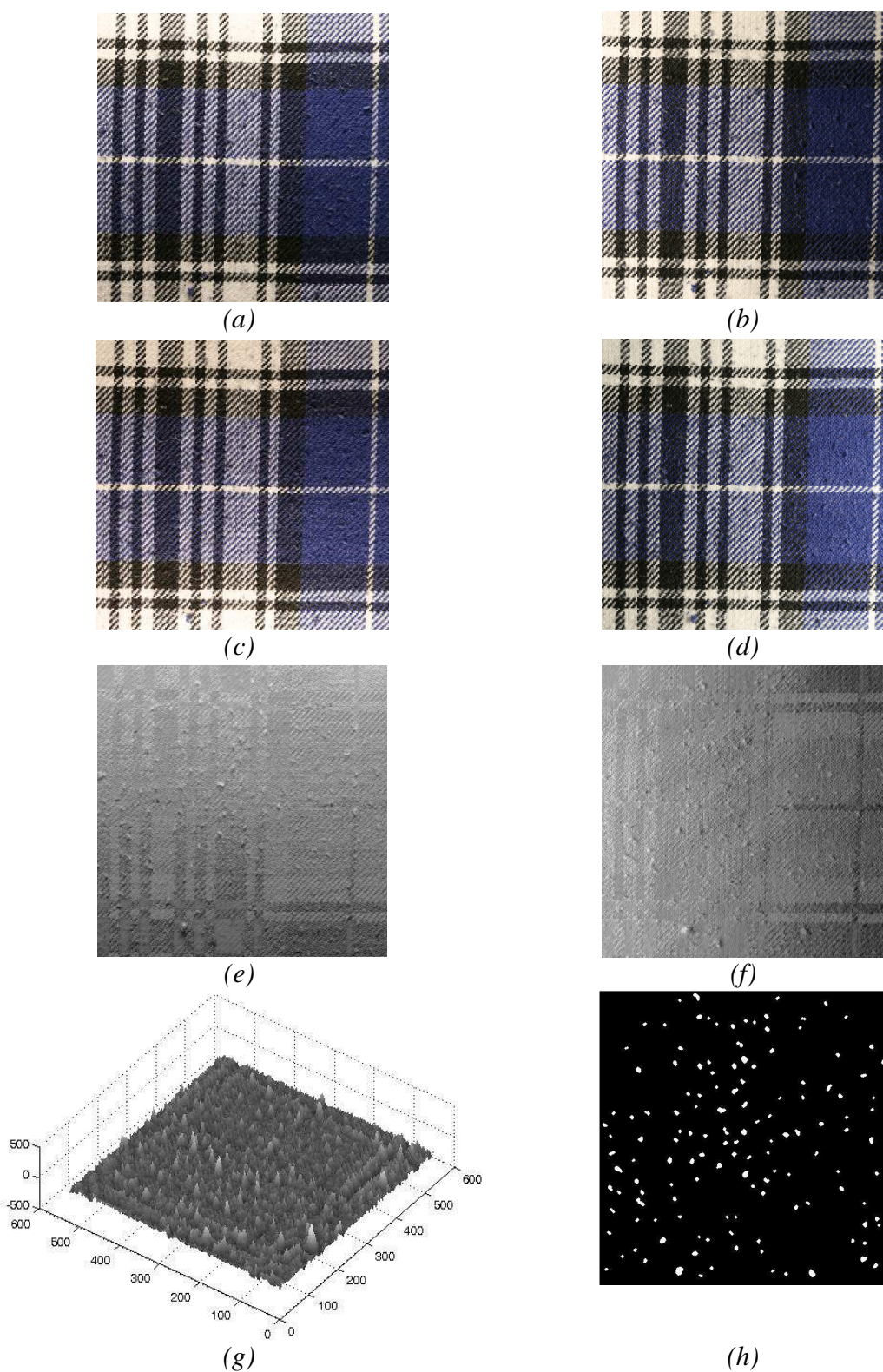
Složitějším případem v rámci hodnocení žmolkovitosti jsou vzorované textilie. V této práci nejdříve sady testovaných vzorků ohodnotilo pět odborníků z textilní oblasti na základě subjektivní metody. Rozhodnutí hodnotitelů ohledně stupně žmolkovitosti jednotlivých vzorovaných materiálů se však lišilo více než u jednobarevných textilií. Tento fakt potvrzoval i Kendallův koeficient konkordance ( $w_s=0,81$ ; kapitola 4.2 *Subjektivní hodnocení sad testovaných vzorků*). Co se týče objektivního hodnocení, tak vzor a jeho výrazné přechody barev (související se změnou intenzity pixelů) mají na segmentaci žmolků z povrchu textilie zásadní vliv. Většina objektivních metod se vliv vzoru na detekci žmolků snaží odstranit různými způsoby, často však bez přijatelných výsledků. I výsledky výše popsané metody 2D DFT poukazují na potřebu potlačení vzoru v obraze textilie za účelem přesnější segmentace žmolků. Právě tyto poznatky jsou hlavní motivací k vývoji algoritmu, který by byl schopný spolehlivě rozpoznat žmolky i ve složitějším vzoru textilie.

Sady vzorovaných textilií jsou v této práci testovány stejným objektivním postupem jako sady jednobarevných textilií. V první řadě je provedena 3D rekonstrukce povrchu textilií pomocí metody gradientních polí. Základní myšlenkou metody gradientních polí jsou vzniklé stíny žmolků ze šikmého osvětlení vzorku. Pro každý vzorek je opět vytvořena sada čtyř obrazů. Nasnímané obrazy se od sebe dále odečtou v příslušných směrech a tímto způsobem jsou získány odhady gradientů ve směru  $x$  a  $y$ . Právě na základě tohoto postupu je vliv vzoru na výslednou detekci žmolků poměrně dobře eliminován. Již v gradientních obrazech vzorovaných textilií lze pozorovat, že vzor je celkem dobře potlačen a žmolky jsou v porovnání s původním obrazem zvýrazněny. Díky tomu jsou žmolky pomocí metody lokálního prahování ze vzorované textilie segmentovány bez větších problémů.

Pro ukázkou výsledků navržené metody v případě hodnocení žmolkovitosti vzorovaných materiálů je vybrán vzorek ze sady L, L6. Jedná se o vzorek s keprovou vazbou, kde byl vzor ve tvaru kára vytvořen tkaním. Tento vzor tvoří výrazné kontrastní přechody barev. Výrazné barevné přechody vzoru představují hrany v obraze vzorku, které při segmentaci obrazu pomocí různých obrazových metod znamenají podstatný problém. Vzorek L6 byl testován i v předchozí kapitole za pomoci metody založené na Fourierově transformaci. Výsledek segmentace žmolků na vzorované textilií byl však velmi nepřesný.

Ukázka výsledků navržené metody u vzorovaného vzorku L6 je znázorněna na obr. 30 (a)-(h). Zde je zřejmé, že na základě odečtení obrazů v příslušných směrech (získání gradientů  $g_x$  a  $g_y$ ) je poměrně dobře redukován vliv vzoru na výslednou segmentaci žmolků. Navíc jsou žmolky oproti vzoru v obraze vzorku zvýrazněny. Díky odhadnutým gradientním obrazům jsou již na rozdíl od původního barevného obrazu vzorku, kde není snadné žmolky rozpoznat ani vizuálně, žmolky poměrně dobře viditelné, a tudíž i lehce segmentovatelné.

Eliminace vlivu vzoru textilie na segmentaci žmolků je velmi důležitý krok v objektivním hodnocení žmolkovitosti. Schopnost navržené metodiky poměrně dobře redukovat vliv vzoru na segmentaci žmolků patří tedy mezi její podstatné výhody. Následující část práce se bude zabývat odhadem objektivního stupně žmolkovitosti testovaných vzorků pomocí charakteristik žmolkovitosti a lineárního regresního modelu.



Obr. 30 Sada čtyř obrazů vzorku L6 se vzorem ve tvaru kára osvětleného (a) shora  $I_a$ , (b) zleva  $I_b$ , (c) ze spodu  $I_b$  a (d) zprava  $I_r$ . Odečtené obrazy v horizontálním a vertikálním směru (e)  $g_y$  a (f)  $g_x$ . (g) Výsledný 3D obraz vzorku a (h) jeho binární obraz s detekovanými žmolky.

## 6 Kvantitativní hodnocení žmolkovitosti

Na základě segmentace obrazu a jeho dalšího zpracování byly získány binární obrazy vzorků, kde jsou žmolky (objekty) odděleny od povrchu textilie (pozadí). Dále je tedy možné pracovat pouze se žmolky jako se samostatnými objekty a zjišťovat jejich charakteristiky. Žmolky jako objekty lze popsat buď kvantitativně (pomocí číselných charakteristik), nebo kvalitativně (relace mezi žmolky). Charakteristiky žmolkovitosti, jako je počet, plocha, obvod, hustota, kontrast žmolků lze zahrnout do kvantitativního hodnocení žmolkovitosti [1]. Pomocí charakteristik žmolkovitosti je možné popsat míru žmolkovitosti či vlastnosti žmolků daného vzorku. Většinu těchto vlastností lze jen stěží stanovit subjektivním hodnocením žmolkovitosti. Oproti tomu v případě objektivního hodnocení žmolkovitosti je pomocí technik zpracování obrazu určení zmíněných charakteristik poměrně snadné. Díky zjištěným charakteristikám žmolkovitosti bude možné odhadnout i objektivní stupeň žmolkovitosti. Charakteristiky žmolkovitosti jsou v této práci zjišťovány z binárního obrazu vzorků pomocí funkce *regionprops.m*. Vstupem do této funkce je matice (která má stejnou velikost jako obraz) s označenými objekty pomocí indexů. Tyto indexy jsou přiřazeny jednotlivým kompletním objektům z intervalu  $\langle 1, N_z \rangle$ , kde  $N_z$  je počet objektů v obraze [37]. Pro možnost hodnocení charakteristik žmolkovitosti v jednotkách SI byla provedena kalibrace rozměrů, kdy jeden pixel obrazu odpovídá 0,032 mm. Mezi základní charakteristiky žmolkovitosti lze zahrnout:

### **Počet žmolků $N_z$**

Důležitým faktorem, který výrazně ovlivňuje výsledný vzhled textilie i hodnocení žmolkovitosti, je charakteristika počet žmolků. Počet žmolků je stanoven jako maximální hodnota z intervalu  $\langle 1, N_z \rangle$ . Tento parametr je jediným, který lze poměrně dobře zjistit i při subjektivním hodnocení žmolkovitosti.

### **Plocha žmolků $A_T$**

Plocha žmolků je vlastnost, která je určena počtem pixelů v jednotlivých bílých objektech, které představují žmolky v binárním obraze. V této práci je počítána průměrná a celková plocha detekovaných žmolků v obraze v  $mm^2$ .

### **Obvod žmolků $P$**

Charakteristika obvod žmolků je počítána jako vzdálenost mezi každým sousedním párem pixelů na hranici objektu. Průměrný obvod žmolků je v této práci počítán v  $mm$ .

Charakteristiky plocha a obvod popisují velikost žmolků. Na základě těchto charakteristik lze odvodit i tvarové charakteristiky žmolků (např. tvarový faktor).

### **Hustota žmolků $H_z$**

Hustota žmolků  $H_z$  [ $1/mm^2$ ] je parametr definující počet žmolků  $N_z$  na jednotku plochy vzorku  $A_v$ , dle vztahu

$$H_z = \frac{N_z}{A_v}. \quad (29)$$

**Kontrast žmolků  $C$** 

Charakteristika kontrast mezi žmolkem a jeho pozadím slouží pro představu o „výšce“ žmolku. V případě monochromatického obrazu je kontrast mezi žmolkem a pozadím  $C$  vyjádřen jako poměr jejich intenzit [1]

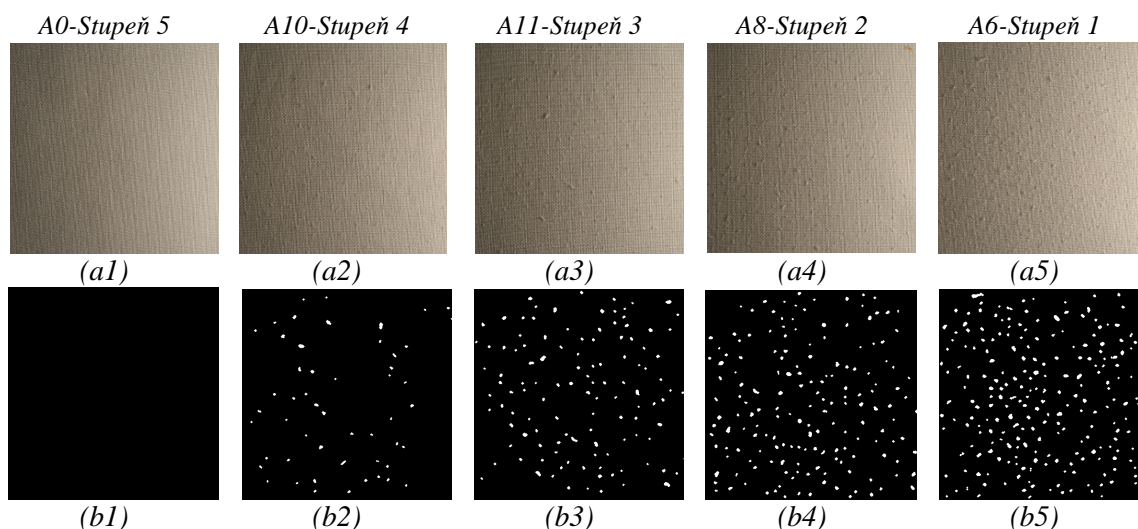
$$C = \frac{c_o}{c_p}, \quad (30)$$

kde  $c_o$  je průměrná hodnota šedi žmolků a  $c_p$  je průměrná hodnota šedi okolí žmolku v obraze vzorku (které je získané s využitím dilatace žmolků se strukturálním elementem ve tvaru čtverce o velikosti  $8 \times 8$  pixelů).

**6.1 Automatické určení objektivního stupně žmolkovitosti**

Výsledkem subjektivní metody je stupeň žmolkovitosti vzorku přiřazený hodnotitelem dle normy po testu odolnosti textile ve žmolkování. I objektivní metody mají stejný cíl, tedy získat odpovídající stupeň žmolkovitosti testovaného vzorku. Stupeň žmolkovitosti přiřazený vzorku na základě objektivní metody by však měl vycházet z výsledků objektivního měření, a ne ze subjektivního dojmu, jako je to u subjektivních metod. Výpočet objektivního stupně žmolkovitosti je v této práci založen na lineárním regresním modelu s využitím vybraných charakteristik žmolkovitosti.

Postup pro odhad objektivního stupně žmolkovitosti je následující. Prvním krokem je výběr referenční sady vzorků, která bude reprezentovat ve srovnání s normou jednotlivé stupně žmolkovitosti. Referenční sada pěti vzorků, která zahrnuje všechny stupně žmolkovitosti, byla vybrána ze sady A (jednobarevné vzorky testované na přístroji Martindale). Vybrané vzorky odpovídají v porovnání s normou jednotlivým stupňům žmolkovitosti: 1. stupeň vzorek A6, 2. stupeň vzorek A8, 3. stupeň vzorek A11, 4. stupeň vzorek A10 a 5. stupeň vzorek A0. Na obr. 31 (a1)-(a5) jsou zobrazeny barevné obrazy vybrané sady vzorků. Referenční sada vzorků je dále testována navrženým algoritmem a jsou získány binární obrazy vzorků (obr. 31 (b1)-(b5)), ze kterých jsou vypočítány charakteristiky žmolkovitosti.



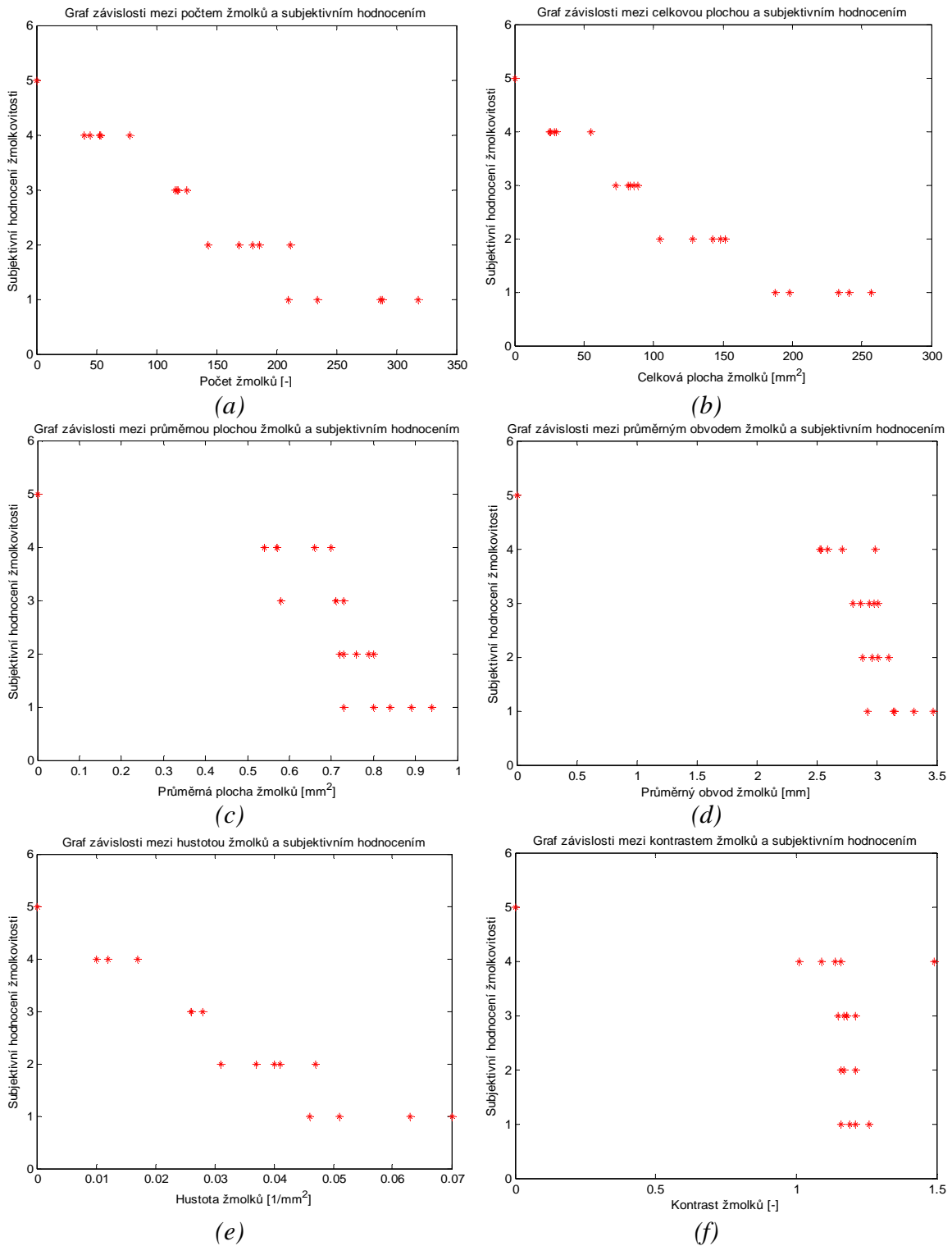
Obr. 31 (a1)-(a5) Referenční sada vzorků použitá pro výpočet objektivního stupně žmolkovitosti a (b1)-(b5) jejich binární obrazy získané pomocí navržené metody.

Pouze jedna hodnota z charakteristik pro každý stupeň žmolkovitosti však představuje malý počet měření pro stanovení vypovídajícího regresního modelu. Proto jsou do referenční sady vzorků přidány ještě další vzorky z jednobarevných a vzorovaných sad vzorků z první skupiny. Jelikož je poměrně nesnadné vytvořit více sad stejných vzorků, které by zahrnovaly všechny stupně žmolkovitosti odpovídající přesně normě, jsou tedy vybrány vzorky pro každý stupeň žmolkovitosti z různých sad jednobarevných i vzorovaných vzorků. Vzorky jsou vybírány nejen podle subjektivního stupně žmolkovitosti, který jim přiřadili hodnotitelé při subjektivním hodnocení, ale také podle přesnosti detekce žmolků v obraze vzorku pomocí navrženého algoritmu. Výběr odlišných druhů vzorků by neměl mít dále vliv na výsledné hodnoty objektivního stupně žmolkovitosti.

Vybrané vzorky jsou zpracovány pomocí navrženého algoritmu a pro každý vzorek jsou vypočítány z binárního obrazu charakteristiky žmolkovitosti. Mezi tyto charakteristiky patří počet  $N_z$ , průměrná  $A_A$  a celková plocha  $A_T$ , průměrný obvod  $P_A$ , hustota  $H_z$  a kontrast žmolků  $C$ . V tab. 8 je zobrazen přehled vzorků použitých pro výpočet objektivního stupně žmolkovitosti s uvedenými základními charakteristikami žmolkovitosti. Hodnoty charakteristik pro pátý stupeň jsou nastaveny na nulu, protože vzorek hodnocený tímto stupněm je vzorek bez žmolků. Z tohoto důvodu nejsou do výběru dále zahrnuty vzorky s pátým stupněm žmolkovitosti. Ve výpočtu je tedy uvažováno celkem dvacet pět hodnot – pět vzorků pro každý stupeň žmolkovitosti (v případě pátého stupně jsou hodnoty nastaveny na nulu). Vztah mezi subjektivním stupněm žmolkovitosti a jednotlivými charakteristikami žmolkovitosti je znázorněn na základě hodnot z tab. 8 na obr. 32 (a)-(f).

Tab. 8 Charakteristiky žmolkovitosti u vzorků vybraných pro odhad objektivního stupně žmolkovitosti.

Subjektivní hodnocení	Vzorek	Charakteristiky žmolkovitosti					
		$N_z$ [-]	$A_T$ [mm <sup>2</sup> ]	$A_A$ [mm <sup>2</sup> ]	$P_A$ [mm]	$H_z$ [1/mm <sup>2</sup> ]	$C$ [-]
1. stupeň	A6	234	187,96	0,80	3,14	0,051	1,16
	B14	210	198,41	0,94	3,47	0,046	1,26
	E4	288	257,08	0,89	3,31	0,063	1,21
	K14	287	240,84	0,84	3,15	0,063	1,19
	Q1	318	232,67	0,73	2,92	0,070	1,19
2. stupeň	A8	169	127,86	0,76	3,01	0,037	1,17
	B12	186	147,87	0,80	3,10	0,041	1,21
	B18	180	143,07	0,79	3,10	0,040	1,21
	K1	143	104,81	0,73	2,88	0,031	1,16
	M1	212	151,80	0,72	2,96	0,047	1,16
3. stupeň	A11	118	86,48	0,73	2,94	0,026	1,17
	B11	116	82,21	0,71	3,01	0,026	1,18
	F2	125	72,53	0,58	2,80	0,028	1,21
	K7	125	88,78	0,71	2,87	0,028	1,18
	M2	117	82,87	0,71	2,98	0,026	1,15
4. stupeň	A10	78	54,66	0,70	2,99	0,017	1,14
	I1	54	29,28	0,54	2,54	0,012	1,09
	I3	53	29,98	0,57	2,53	0,012	1,01
	L7	40	26,20	0,66	2,71	0,010	1,16
	S2	45	25,49	0,57	2,59	0,010	1,49



Obr. 32 Grafy závislosti subjektivního stupně žmolkovitosti na (a) počtu, (b) celkové ploše, (c) průměrné ploše, (d) průměrném obvodu, (e) hustotě a (f) kontrastu žmolků.

### 6.1.1 Výběr vhodných charakteristik žmolkovitosti

Pro možnost využití charakteristik žmolkovitosti za účelem odhadu objektivního stupně žmolkovitosti je třeba, aby se charakteristiky měnily s měnícím se stupněm žmolkovitosti a vyjadřovaly tudíž určitou závislost. Pro odhad míry lineární závislosti



mezi danou charakteristikou a subjektivními stupni žmolkovitosti je počítán Pearsonův párový korelační koeficient  $r$  ve tvaru

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (31)$$

kde  $x_i$  a  $y_i$  představují jednotlivé hodnoty náhodných proměnných (v tomto případě hodnoty určité charakteristiky a subjektivních stupňů žmolkovitosti) a  $n$  je počet pozorování náhodných proměnných,  $i=1, 2, 3, \dots, n$  [50]. Hodnoty párových korelačních koeficientů  $r$  mezi hodnotami dané charakteristiky a subjektivními stupni žmolkovitosti jsou uvedeny v tab. 9.

Tab. 9 Párové korelační koeficienty mezi charakteristikami a subjektivním hodnocením.

Charakteristika	$N_z$	$A_T$	$A_A$	$P_A$	$H_z$	$C$
$r$	-0,97	-0,97	-0,85	-0,79	-0,97	-0,70

Hodnoty korelačních koeficientů ukazují na poměrně vysokou lineární závislost mezi danými charakteristikami a subjektivními stupni žmolkovitosti. Nejvyšší hodnoty korelačních koeficientů byly zjištěny u charakteristiky počet  $N_z$ , celková plocha  $A_T$  a hustota žmolků  $H_z$ . Jelikož je hustota žmolků  $H_z$  počítána přímo pomocí počtu žmolků  $N_z$ , nebude dále do výpočtu objektivního stupně žmolkovitosti uvažována. Ostatní charakteristiky (jako je  $A_A$ ,  $P_A$ ,  $C$ ) jsou pro odhad objektivního stupně žmolkovitosti ale poměrně nevhodné. Zejména průměrné hodnoty, tzn. průměrná plocha  $A_A$  a průměrný obvod  $P_A$  žmolků, není rozumné do výpočtu objektivního stupně žmolkovitosti zahrnout, protože mohou být zkreslené díky různé variabilitě velikosti žmolků. Charakteristika kontrast  $C$  také není dobrou volbou pro odhad objektivního stupně žmolkovitosti. U této charakteristiky záleží zejména na kvalitě pořízeného obrazu. Kontrast  $C$  vychází z rozdílných hodnot intenzity jasu pixelů žmolku a jeho okolí, což se změnou stupně žmolkovitosti nemá příliš souvislost. Nelze tedy dále považovat nevyhovující charakteristiky při stanovování stupně žmolkovitosti za objektivní.

Pro výpočet objektivního stupně žmolkovitosti bude tedy v lineárním regresním modelu uvažována charakteristika počet žmolků  $N_z$  a charakteristika celková plocha žmolků  $A_T$ . V případě, že je do výpočtu lineární regrese zahrnuta více než jedna nezávisle proměnná, pak je na řadě zjistit, zda mezi nimi existuje vzájemný vztah. Pokud ano, pak je možné využít principu vícerozměrné lineární regrese [50]. Proto je nejprve mezi charakteristikami počet  $N_z$  a celková plocha žmolků  $A_T$  odhadnut Pearsonův párový korelační koeficient  $r$ . Hodnota korelačního koeficientu ( $r=0,99$ ) indikuje významnou lineární závislost mezi danými charakteristikami. Lze tedy pro výpočet objektivního stupně žmolkovitosti uvažovat vícerozměrnou lineární regresi.

### 6.1.2 Vícerozměrný lineární regresní model

Všeobecně předpokládáme, že jedna závisle proměnná  $y$  je závislá na  $k$  nezávislých proměnných (např.  $x_1, x_2, \dots, x_k$ ). Pak je tedy možné vyjádřit vztah mezi těmito proměnnými na základě matematického modelu, který se nazývá vícerozměrná lineární regrese [51]. Všeobecně je model vícerozměrné lineární regrese ve tvaru

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon, \quad (32)$$

kde  $\beta_j$  jsou neznámé regresní parametry,  $j=0,1,2,\dots, k$ ,  $\{x_j\}$  představují nezávisle proměnné,  $y$  je závisle proměnná a  $\varepsilon$  je residuální odchylka [51]. Model (32) je možné zapsat pro  $i$ -té pozorování ( $i=1, 2, 3,\dots, n$ ) jako

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i. \quad (33)$$

Předpokládáme, že střední hodnota náhodné složky  $\varepsilon$  je nulová, rozptyl náhodné složky je konstantní a  $\{\varepsilon_i\}$  jsou nekorelované náhodné proměnné. Lineární regresní model lze vyjádřit i ve formě maticového zápisu

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (34)$$

kde  $\mathbf{X}$  představuje matici s nezávisle proměnnými o velikosti  $n \times p$ ,  $p=k+1$ ,  $\boldsymbol{\beta}$  je vektor ( $p \times 1$ ) regresních koeficientů,  $\mathbf{y}$  reprezentuje vektor ( $n \times 1$ ) se závisle proměnnými a  $\boldsymbol{\varepsilon}$  je vektor ( $n \times 1$ ) s residuálními odchylkami [51]. Po rozepsání vztahu (34) pak platí

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix} \quad (35)$$

V lineární regresní rovnici se vyskytují neznámé regresní parametry, které je možné odhadnout pomocí metody nejmenších čtverců [53]. Princip této metody souvisí s minimalizací součtu čtverců odchylek  $e_i$

$$e_i = y_i - \hat{y}_i, \quad (36)$$

kde  $e_i$  je odhad reziduální odchylky pro daný vzorek získaný jako rozdíl mezi naměřenou veličinou  $y_i$  a odhadovanou veličinou  $\hat{y}_i$ . Odchylka neboli reziduum  $e_i$  slouží jako odhad neznámé náhodné složky  $\varepsilon_i$  [53].

Odhad regresních koeficientů  $\mathbf{b}$  na základě metody nejmenších čtverců může být vyjádřený pomocí maticového zápisu následovně

$$\mathbf{b} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}. \quad (37)$$

Na základě metody nejmenších čtverců jsou v této práci odhadnuty regresní parametry  $b_0$ ,  $b_1$  a  $b_2$ . V případě vyjádření závislosti stupně žmolkovitosti na počtu žmolků  $N_z$  (představuje  $x_1$ ) a celkové ploše žmolků  $A_T$  (představuje  $x_2$ ) lze uvažovat regresní rovnici ve tvaru

$$\hat{y} = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2. \quad (38)$$

Po odhadu regresních koeficientů má vícerozměrný lineární regresní model  $\hat{y}$  následující podobu

$$\hat{y} = 4,73 - 0,010N_z - 0,0051A_T. \quad (39)$$

K účelu hodnocení vhodnosti lineárního modelu slouží koeficient determinace  $R^2$ . Hodnota koeficientu determinace  $R^2$  leží v intervalu  $\langle 0,1 \rangle$  a vyjadřuje, jaký podíl rozptylu v pozorování závislé veličiny se podařilo vysvětlit pomocí regresního modelu. Hodnoty koeficientu determinace blíží se k jedničce znamenají větší přesnost regresního modelu, naopak, hodnoty blíží se k nule představují nevhodnost modelu pro danou situaci [52]. V případě lineárního modelu (39) je koeficient determinace  $R^2 = 0,95$ .

### 6.1.3 Testování významnosti modelu a regresních parametrů

Dalším krokem v této části práce je test významnosti navrženého modelu jako celku a test významnosti jednotlivých regresních koeficientů. V první řadě je proveden  $F$ -test, který hodnotí, zda je model jako celek statisticky významný. Pro nulovou a alternativní hypotézu platí

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0,$$

$$H_1: \beta_j \neq 0.$$

Testová statistika  $F$  má pak tvar

$$F = \frac{SS_R / k}{SS_E / (n - k - 1)}, \quad (40)$$

kde  $SS_R$  je regresní součet čtverců,  $SS_E$  představuje reziduální součet čtverců,  $n$  je počet měření a  $k$  je počet regresních parametrů. Nulová hypotéza  $H_0$  je zamítnuta na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$  pokud testová statistika  $F$  přesáhne kritickou hodnotu  $F_{\alpha, k, n-k-1}$ . To znamená, že alespoň jedna nezávisle proměnná  $x_j$  přispívá do modelu významně [51].

V případě odhadu objektivního stupně žmolkovitosti je hodnota testové statistiky  $F = 189,39$  a kritická hodnota  $F_{\alpha, k, n-k-1} = 3,07$ . Testová statistika  $F$  tedy výrazně překračuje kritickou hodnotu  $F_{\alpha, k, n-k-1}$ . Proto je nulová hypotéza  $H_0$  zamítnuta a model je jako celek významný. Nyní je na řadě testování významnosti jednotlivých regresních koeficientů.

K testování statistické významnosti jednotlivých regresních koeficientů slouží Studentův  $t$ -test [53]. Nulová a alternativní hypotéza je definována ve tvaru

$$H_0: \beta_j = 0,$$

$$H_1: \beta_j \neq 0.$$

Testy významnosti parametrů  $\beta_j$ , tzn. testování jejich nenulovosti, jsou založeny na testové statistice  $T$

$$|T| = \frac{b_j - \beta_j}{s(b_j)}, \quad (41)$$

kde  $b_j$  představuje odhadnutý regresní koeficient a  $s(b_j)$  je směrodatná odchylka odhadovaných parametrů definovaná výrazem

$$s(b_j) = \sqrt{s^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}}. \quad (42)$$

Rozptyl odhadu regresních koeficientů  $s^2$  je získán na základě vztahu

$$s^2 = \frac{\mathbf{e}'\mathbf{e}}{n-k}, \quad (43)$$

kde  $\mathbf{e}$  je vektor odhadovaných reziduálních odchylek. Hodnota testové statistiky  $|T|$  se porovná s kritickou hodnotou  $t_{\alpha/2, n-k-1}$  z tabulek Studentova rozdělení. Pokud je  $|T| > t_{\alpha/2, n-k-1}$ , pak se nulová hypotéza zamítne na hladině významnosti  $\alpha=0,05$ . Hodnoty odhadů regresních koeficientů  $b_j$ , hodnoty testové statistiky  $T$  pro daný odhad  $b_j$ , kritická hodnota a rozhodnutí o platnosti nulové  $H_0$  či alternativní hypotézy  $H_1$  jsou uvedeny v tab. 10.

Při zamítnutí nulové hypotézy se přijímá předpoklad, že daný regresní koeficient je významně různý od nuly, tudíž se v regresní rovnici zachová. Přijetí nulové hypotézy naopak znamená, že daný regresní koeficient je v rovnici nevýznamný (nevýznamně se liší od nuly). Proto může být z rovnice vyloučen, čímž se vztah pro vyjádření závislosti zjednoduší [53].

Tab. 10 Hodnoty při testování významnosti regresních koeficientů na základě  $t$ -testu.

Charakteristika žmolkovitosti	Regresní koeficient	Testová statistika $T$	Kritická hodnota	Platnost hypotézy
	$b_0=4,73$	38,27	2,08	$H_1$
$N_z$	$b_1=-0,010$	2,08		$H_1$
$A_T$	$b_2=-0,0051$	0,89		$H_0$

Z výsledků platnosti hypotézy pro jednotlivé odhady regresních koeficientů vyplývá, že je koeficient  $b_2$  považován za nevýznamně odlišný od nuly, a proto by měl být z rovnice vyloučen.

#### 6.1.4 Lineární regresní model pro odhad stupně žmolkovitosti

V případě, kdy  $F$ -test vychází významný, ale  $t$ -testy u některých regresních parametrů nevýznamné, pak je model považovaný za vhodný a vyloučí se případně ty vysvětlující proměnné  $x_j$ , pro které jsou regresní parametry nevýznamně odlišné od nuly [52]. Odhadovaný regresní parametr  $b_2$  pro vysvětlující proměnou celková plocha žmolků  $A_T$  byl podle  $t$ -testu definován jako nevýznamně odlišný od nuly. Z tohoto důvodu se z vypočítané regresní rovnice (39) tento parametr vyloučil. Následně se vypočítal nový odhad regresních koeficientů. Vícerozměrná regresní rovnice se pak zjednoduší na následující tvar

$$\hat{y} = 4,77 - 0,0143N_z, \quad (44)$$

Znovu je proveden  $F$ -test i  $t$ -testy o významnosti nových regresních koeficientů. Výsledek  $F$ -testu potvrdil, že regresní rovnice (44) má jako celek význam. Na základě  $t$ -testů je zamítnuta nulová hypotéza. Takže všechny regresní koeficienty se významně liší od nuly a budou tedy v regresní rovnici zachovány. Podle regresního modelu (44) budou již odhadovány objektivní stupně žmolkovitosti pro sady jednobarevných a vzorovaných vzorků.

Výsledné hodnoty jednotlivých testů o významnosti regresních koeficientů jsou znázorněny v tab. 11. Dále je znovu pro rovnici (44) vypočítán i koeficient determinace ( $R^2=0,94$ ) a výsledek naznačuje, že model by měl být pro odhad objektivního stupně žmolkovitosti odpovídající.

Tab. 11 Hodnoty při testování regresních koeficientů na základě  $t$ -testu a  $F$ -testu.

Charakteristika	Regresní koeficient	Testová statistika $T$	Kritická hodnota	Platnost hypotézy	Testová statistika $F$	Kritická hodnota	Platnost hypotézy
	$b_0=4,77$	41,56	2,07	$H_1$	381,5	3,4	$H_1$
$N_z$	$b_1=-0,0143$	19,53		$H_1$			

Klasifikace žmolkovitosti podle normy nezahrnuje pouze hodnocení žmolkovitosti celými stupni. Hodnotitel také může vzorku přiřadit i mezistupeň, pokud žmolkovitost vzorku neodpovídá celému stupni. V této práci je řešen i předpoklad, že testovaný vzorek neodpovídá přesně celému stupni žmolkovitosti, ale leží mezi dvěma stupni, tzn., lze mu přiřadit mezistupeň 4-5, 3-4, 2-3 nebo 1-2. Za tímto účelem je vytvořen systém přiřazování stupňů či mezistupňů žmolkovitosti vzorkům podle výsledné hodnoty  $y$ . Tento systém je zobrazen v tab. 12.

Tab. 12 Systém přiřazení stupně či mezistupně žmolkovitosti na základě výsledné hodnoty  $y$ .

Výsledná hodnota objektivního stupně žmolkovitosti $y$	Přiřazení stupně žmolkovitosti
1,00-1,25	1
1,26-1,75	1-2
1,76-2,25	2
2,26-2,75	2-3
2,76-3,25	3
3,26-3,75	3-4
3,76-4,25	4
4,26-4,75	4-5
4,76-5,00	5

V tab. 13 jsou uvedeny výsledky objektivní metody v podobě charakteristik žmolkovitosti a výsledného stupně žmolkovitosti pro vzorky B9 a L6. Přehled všech charakteristik žmolkovitosti počítaných pomocí objektivní metody včetně porovnání subjektivního a objektivního stupně žmolkovitosti pro jednotlivé testované vzorky je uveden v tab. 3 a 4 v Příloze 3.

Tab. 13 Charakteristiky žmolkovitosti a stupně žmolkovitosti pro vzorek B9 a L6.

Charakteristiky žmolkovitosti	B9- jednobarevný vzorek	L6- vzorovaný vzorek
Počet žmolků $N_z$ [-]	188	135
Průměrná plocha žmolků $A_A$ [mm <sup>2</sup> ]	0,92	0,77
Směrodatná odchylka plochy žmolků [mm <sup>2</sup> ]	0,46	0,39
Celková plocha žmolků $A_T$ [mm <sup>2</sup> ]	172,05	103,73
Průměrný obvod žmolků $P_A$ [mm]	3,38	3,04
Směrodatná odchylka obvodu žmolků [mm]	1,06	0,90
Hustota žmolků $H_z$ [1/mm <sup>2</sup> ]	0,041	0,030
Kontrast $C$ [-]	1,29	1,04
Subjektivní stupeň žmolkovitosti	1-2	3
Objektivní stupeň žmolkovitosti	2	3

### 6.1.5 Porovnání výsledků subjektivní a objektivní metody

Po odhadu objektivních stupňů žmolkovitosti vzorků je již tedy možné porovnat výsledky získané z objektivní a ze subjektivní metody. Za tímto účelem je nejdříve počítán párový korelační koeficient  $r$  mezi stupni žmolkovitosti zvláště pro sadu jednobarevných a vzorovaných vzorků. Výsledky odhadu korelačních koeficientů, které jsou uvedeny v tab. 14, představují poměrně velkou korelaci mezi výsledky obou metodou.

Tab. 14 Párové korelační koeficienty  $r$  mezi subjektivním a objektivním hodnocením.

	Sada jednobarevných vzorků	Sada vzorovaných vzorků
$r$	0,93	0,91

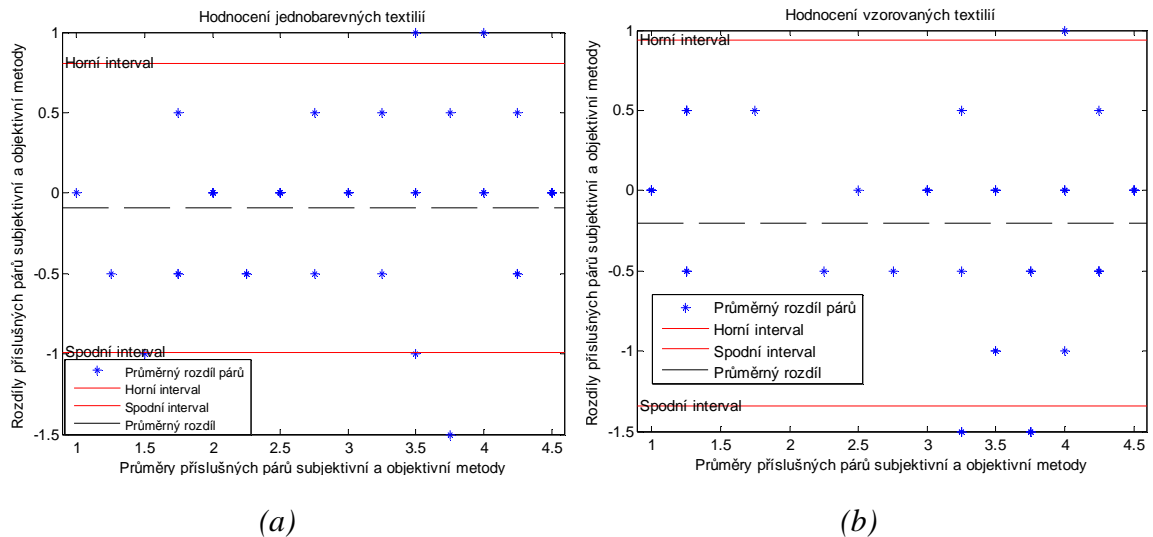
Korelační koeficient však udává pouze míru lineární závislosti výsledků testovaných metod. Vysoká hodnota korelačního koeficientu (blížící se k jedné nebo minus jedné) však ještě neznamená, že srovnávané metody dávají shodné výsledky. Vysoká hodnota koeficientu pouze indikuje silnou lineární závislost mezi srovnávanými metodami. Proto je v této práci využita pro porovnání shody výsledků mezi subjektivní a objektivní metodou další technika, tzv. Bland Altmanův rozdílový graf [54].

Bland Altmanův rozdílový graf se používá pro grafické porovnání efektivity dvou metod. Princip této metodiky je následující. Měřením určité vlastnosti sady vzorků nejprve první metodou a následně druhou metodou jsou získány páry hodnot pro příslušný vzorek. Bland Altmanův rozdílový graf je konstruován tak, že se na osu  $x$  postupně zaznamenávají průměry příslušných dvojic obou metod a na osu  $y$  se vynesou jejich rozdíly. V grafu je dále znázorněna horizontální linie (uprostřed) představující průměrný rozdíl mezi hodnoceními  $\bar{x}$ . Další dvě horizontální linie představující horní a spodní interval definovaný jako

$$\bar{x} \pm 1,96s_d, \quad (45)$$

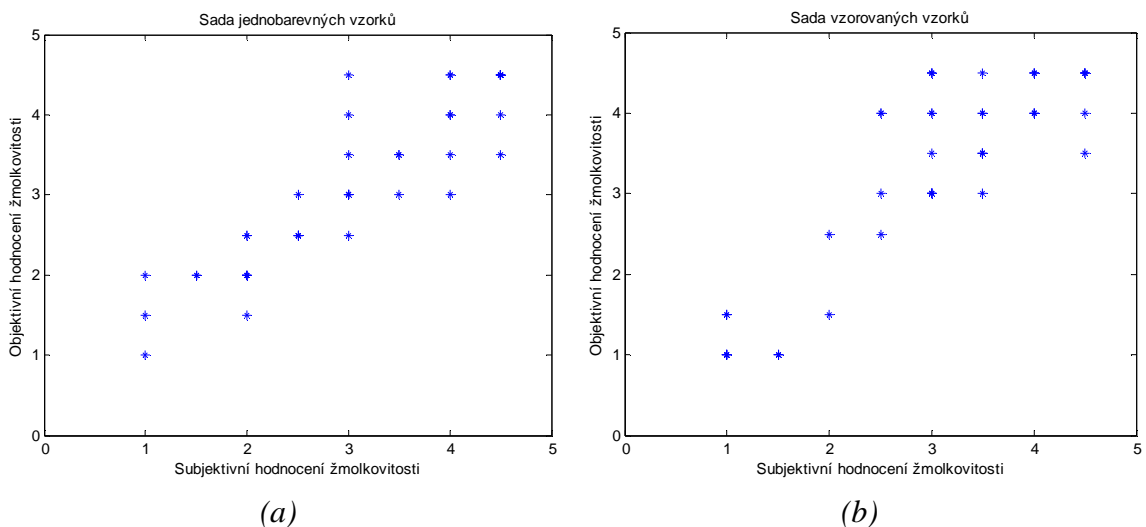
kde  $s_d$  je směrodatná odchylka průměru rozdílů. Z tohoto grafu by mělo být patrné, zda je v rozdílech hodnot obou metod trend, zda jsou rozdíly symetricky rozděleny a zda existuje mezi porovnávanými metodami statistický významný rozdíl. To znamená, že rozdíly metod bez významné odchylky představují mezi horním a spodním intervalem nulovou hodnotu [54].

Bland Altmanův rozdílový graf je zkonstruován pro grafické porovnání výsledků subjektivní a objektivní metody zvláště pro sady jednobarevných vzorků a zvláště pro sady vzorovaných vzorků. Rozdílové grafy pro obě sady vzorků jsou znázorněny na obr. 33 (a), (b). Z grafů je patrné, že mezi daty není žádný trend. Výsledky také naznačují, že mezi porovnávanými metodami není, až na pár odlehlých hodnot (které leží mimo horní a spodní mez), zásadní rozdíl. Průměrný rozdíl se v případě obou grafů blížil k nule. Rozdíl mezi výsledky stupňů žmolkovitosti u jednobarevných textilií je většinou okolo půl stupně, což není tak významný rozdíl s ohledem na hodnotící škálu. O něco větší variabilitu mezi rozdíly metod ukazuje graf pro hodnocení vzorovaných textilií (obr. 33 (b)). Zde bylo hodnocení složitější a výsledky zejména u subjektivního hodnocení vykazovaly větší rozptyl. Avšak i v tomto případě se zdají být výsledky obou metod poměrně srovnatelné.



Obr. 33 Bland Altmanův rozdílový graf pro (a) sadu jednobarevných vzorků a pro (b) sadu vzorovaných vzorků.

Výsledné stupně žmolkovitosti jednobarevných a vzorovaných vzorků z první skupiny získané na základě subjektivní a objektivní metody jsou vyneseny proti sobě v grafech na obr. 34 (a), (b). Kompletní algoritmus pro objektivní hodnocení žmolkovitosti včetně všech použitých obrazových sad vzorků je uveden v Příloze na CD.



Obr. 34 Grafy výsledků subjektivního hodnocení v porovnání s objektivním hodnocením (a) pro sadu jednobarevných vzorků a (b) pro sadu vzorovaných vzorků.

Díky odhadu objektivního stupně žmolkovitosti lze porovnat výsledky navržené metody s výsledky další metody a to nejen na základě charakteristik žmolkovitosti, ale i pomocí odhadnutého stupně žmolkovitosti. V další kapitole budou ukázány výsledky jiné metodiky využívající pro získání 3D povrchu laserovou bezkontaktní technologii. Na základě výsledků obou metod bude možné porovnat jak segmentaci žmolků, tak i odhadnutý stupeň žmolkovitosti.

## 7 Porovnání výsledků navržené metody s další 3D metodou

Mezi hlavní cíle této práce patří využití vhodné metody pro 3D rekonstrukci povrchu textilií se žmolky. Většina zařízení pro snímání 3D povrchu objektu představují poměrně velkou finanční investici či snímání povrchu trvá dlouhou dobu. V některých případech platí dokonce obě zmíněné nevýhody. Metoda gradientních polí, která byla v této práci použita za účelem 3D rekonstrukce povrchu textilií, není ani časově náročná a nevyžaduje ani drahé zařízení. Nyní je na řadě porovnat získané výsledky navržené metodiky s výsledky jiné 3D rekonstrukce povrchu vzorků, která je provedena na základě odlišného principu. V této kapitole budou srovnány výsledky obou metod pro 3D rekonstrukci povrchu podle segmentace žmolků (binárních obrazů) v porovnání s původním obrazem vzorku a dle získaného objektivního stupně žmolkovitosti.

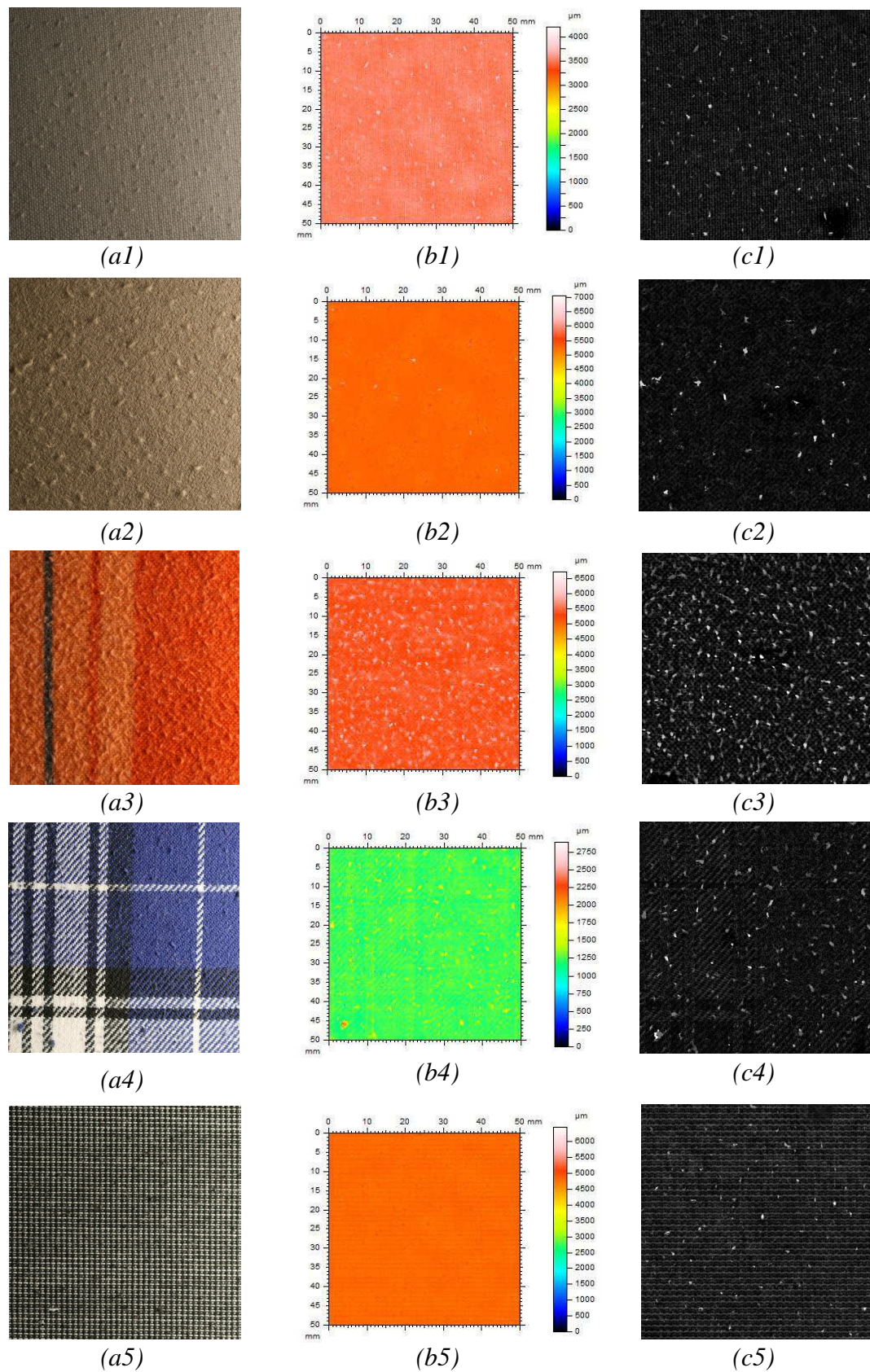
Za účelem získání 3D povrchu textilií na základě jiné technologie snímání byl vybrán přístroj Talysurf řady CLI 500 (dále jen Talysurf). V případě tohoto přístroje se jedná o bezkontaktní laserovou technologii snímání 3D povrchu objektu. Bezkontaktní laserový přístroj Talysurf umožňuje měřit současně rozměry, tvar a drsnost povrchu. Pomocí tohoto přístroje lze bezkontaktně měřit, analyzovat a hodnotit strukturu a tvar povrchu. Princip snímání struktury povrchu materiálu je založen na snímání bodů laserovým paprskem tvořící soubor diskretních hodnot při posuvu vzorku pod stacionární hlavou. Při bezdotykovém snímání struktury povrchu je světelný paprsek zaostřen na snímaný povrch. 3D rekonstrukce povrchu objektu je pak realizována na základě skládání série vytvořených profilů objektu na sebe. Nasnímaný povrch vzorku tímto přístrojem je možné hodnotit ve 2D i 3D modelu pomocí softwaru Talymap. Přístroj Talysurf je schopen naměřit vzorek až o velikosti 50×200 mm s osovým rozlišením 0,5 μm [55].

V rámci srovnání výsledků obou metod je pomocí přístroje Talysurf nasnímaná reprezentativní sada vzorků vybraná z první skupiny: vzorek A14, B9, K15, L6 a N1. Reprezentativní sada vzorků je zvolena tak, aby zahrnovala vzorky ze sady jednobarevných i vzorovaných textilií s různým stupněm žmolkovitosti. Parametry snímání povrchu vzorků pomocí přístroje Talysurf jsou následující:

- velikost snímané plochy: 50×50 mm,
- rozteč mezi řádky při snímání: 30 μm,
- rychlost snímání: 10 mm/s,
- čas snímání povrchu jednoho vzorku: 4 hodiny a 29 minut.

V každém snímaném bodu vzorku (se souřadnicí  $x$  a  $y$ ) je zaznamenána výška jeho povrchu. Získaný povrch lze tedy zobrazit jako 3D nebo 2D obraz, ale i jako sérii profilů či průměrný profil snímaného vzorku. Aby bylo možné porovnat efektivitu detekce žmolků i objektivní stupeň žmolkovitosti, je povrch vzorků nasnímaný na přístroji Talysurf převeden a zpracován ve formě obrazové matice v prostředí MatLab. Na transformovaný obraz vzorků je dále aplikován stejný algoritmus pro segmentaci obrazu, výpočet charakteristik žmolkovitosti a odhad objektivního stupně žmolkovitosti jako u vzorků testovaných navrženou metodikou. Na obr. 35 je zobrazen přehled sady barevných obrazů vzorků (a1)-(a5), dále povrch vzorků snímaný na přístroji Talysurf s uvedenou barevnou stupnicí reprezentující výšku povrchu (b1)-(b5) a šedotónové obrazy vzorků po transformaci do prostředí MatLab (c1)-(c5). Na obrazech vzorků na obr. 35 (c1)-(c5) lze pozorovat, že žmolky jsou ve struktuře textilie zvýrazněny a případný vzor je poměrně dobře potlačen. Díky laserové technologii přístroje Talysurf se snímá pouze textura povrchu vzorku bez další informace o jeho barvě či vzoru, což je pro následující segmentaci žmolků výhodné.





Obr. 35 (a1)-(a5) Barevné obrazy vzorků A14, B9, K15, L6, N1, (b1)-(b5) nasnímané povrchy vzorků pomocí přístroje Talysurf s barevnou stupnicí a (c1)-c(5) jejich šedotónové obrazy zobrazené v prostředí MatLab.

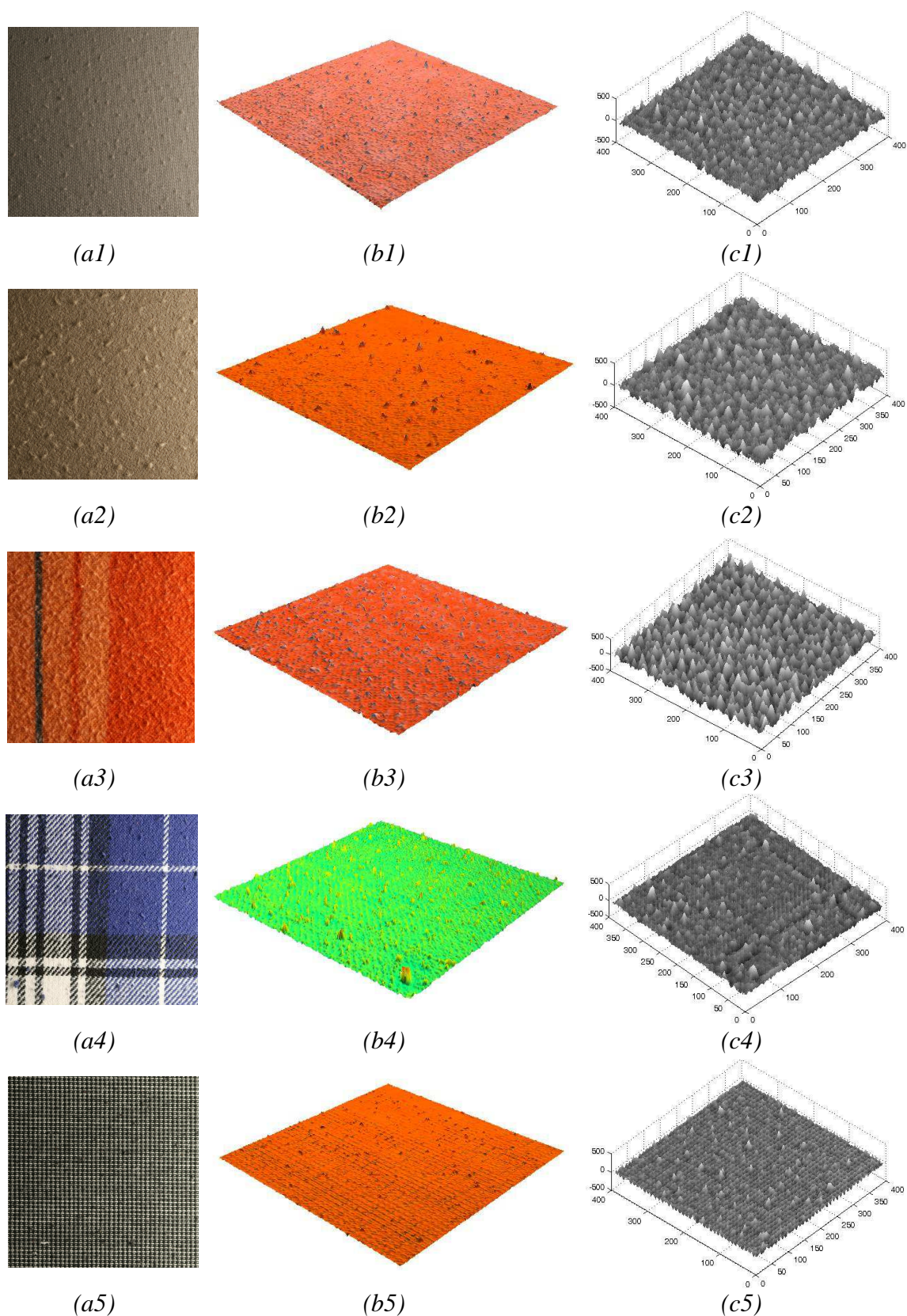
Jelikož je přístroj Talysurf omezen v rámci velikosti snímané plochy na maximální možnou velikost 50×200 mm, byly snímány povrchy vzorků o čtvercové velikosti 50×50 mm. Proto je tento rozměr testované plochy vzorků dodržen i při aplikaci metody gradientních polí. Velikost plochy vzorků se v tomto případě tedy změnila z původní velikosti 70×70 mm na 50×50 mm. Velikost vzorků se upravila tak, aby byly testovány přibližně stejné plochy vzorků o stejné velikosti. Zmenšená velikost testované plochy vzorků je použita pouze v této kapitole.

Přehled na obr. 36 představuje barevné obrazy vybraných vzorků (a1)-(a5) a porovnání 3D povrchu vzorků realizovaných na přístroji Talysurf (b1)-(b5) a metodou gradientních polí (c1)-(c5). Při porovnání obou sad 3D povrchů je patrné, že díky principu použitých metod je poměrně dobře potlačen vzor textilie a žmolky představují vrcholy v jejím povrchu. Na získané povrchy vzorků z přístroje Talysurf je aplikován navržený algoritmus pro objektivní hodnocení žmolkovitosti. Dále je tedy možné srovnat výsledky obou metod na základě charakteristik žmolkovitosti a objektivního stupně žmolkovitosti. Výsledky segmentace žmolků lze porovnat i na obr. 37, kde jsou v prvním sloupci zobrazeny šedotónové obrazy vzorků a v druhém a třetím sloupci výsledné binární obrazy získané z 3D povrchu vzorků rekonstruovaných pomocí přístroje Talysurf a pomocí metody gradientních polí.

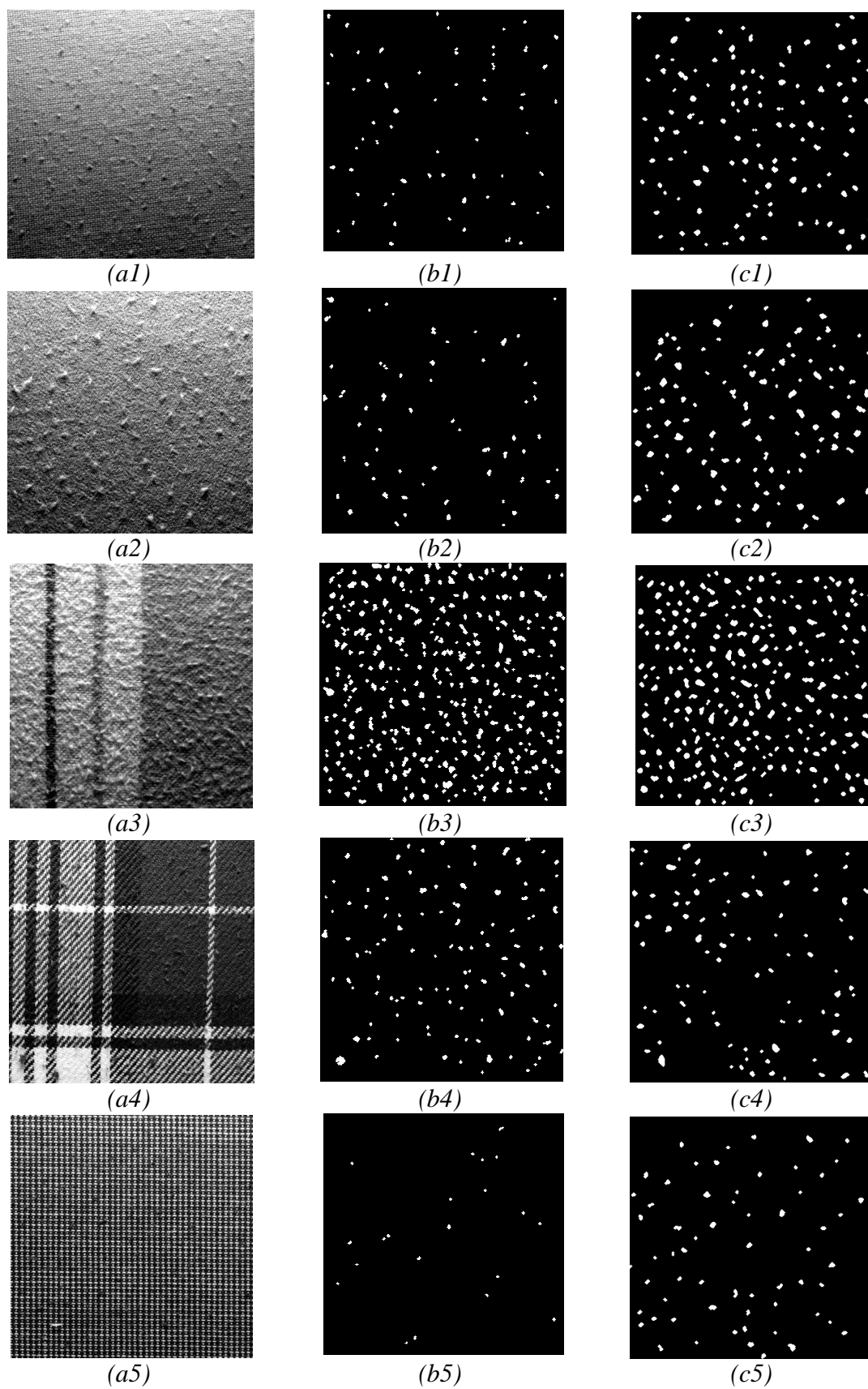
V tab. 15 je uveden přehled výsledků charakteristik žmolkovitosti a objektivního stupně žmolkovitosti, které byly získány z obou testovaných metod (metoda Talysurf je označena jako *Taly* a metoda gradientních polí jako *MGP*). Hodnoty charakteristik žmolkovitosti i objektivní stupeň žmolkovitosti se v případě využití metody gradientních polí liší od výsledků získaných v předchozích kapitolách pro dané vzorky, protože zde bylo potřeba upravit hodnotící plochu vzorků na velikost 50×50 mm.

Tab. 15 Porovnání charakteristik žmolků vybraných vzorků pomocí testovaných metod.

Charakteristiky žmolkovitosti	Vzorek A14		Vzorek B9		Vzorek K15		Vzorek L6		Vzorek N1	
	Taly	MGP	Taly	MGP	Taly	MGP	Taly	MGP	Taly	MGP
Počet žmolků [-]	61	115	60	112	312	244	111	91	21	63
Průměrná plocha žmolků [mm <sup>2</sup> ]	0,45	0,80	0,54	0,93	0,75	0,92	0,56	0,73	0,33	0,67
Směrodatná odchylka plochy žmolků [mm <sup>2</sup> ]	0,18	0,31	0,26	0,46	0,42	0,42	0,33	0,40	0,09	0,27
Celková plocha žmolků [mm <sup>2</sup> ]	27,40	92,26	32,53	103,71	234,50	224,74	62,51	66,29	6,94	41,89
Průměrný obvod žmolků [mm]	2,38	3,16	2,62	3,45	3,24	3,39	2,64	2,92	1,95	2,83
Směrodatná odchylka obvodu žmolků [mm]	0,68	0,74	0,86	1,05	1,33	1,05	0,91	0,89	0,40	0,73
Hustota žmolků [1/mm <sup>2</sup> ]	0,024	0,046	0,024	0,045	0,12	0,098	0,044	0,037	0,008	0,025
Kontrast [-]	2,12	1,23	2,39	1,32	2,46	1,33	2,42	1,07	2,06	1,06
Objektivní stupeň žmolkovitosti	4	3	4	3	1	1	3	3	4-5	4



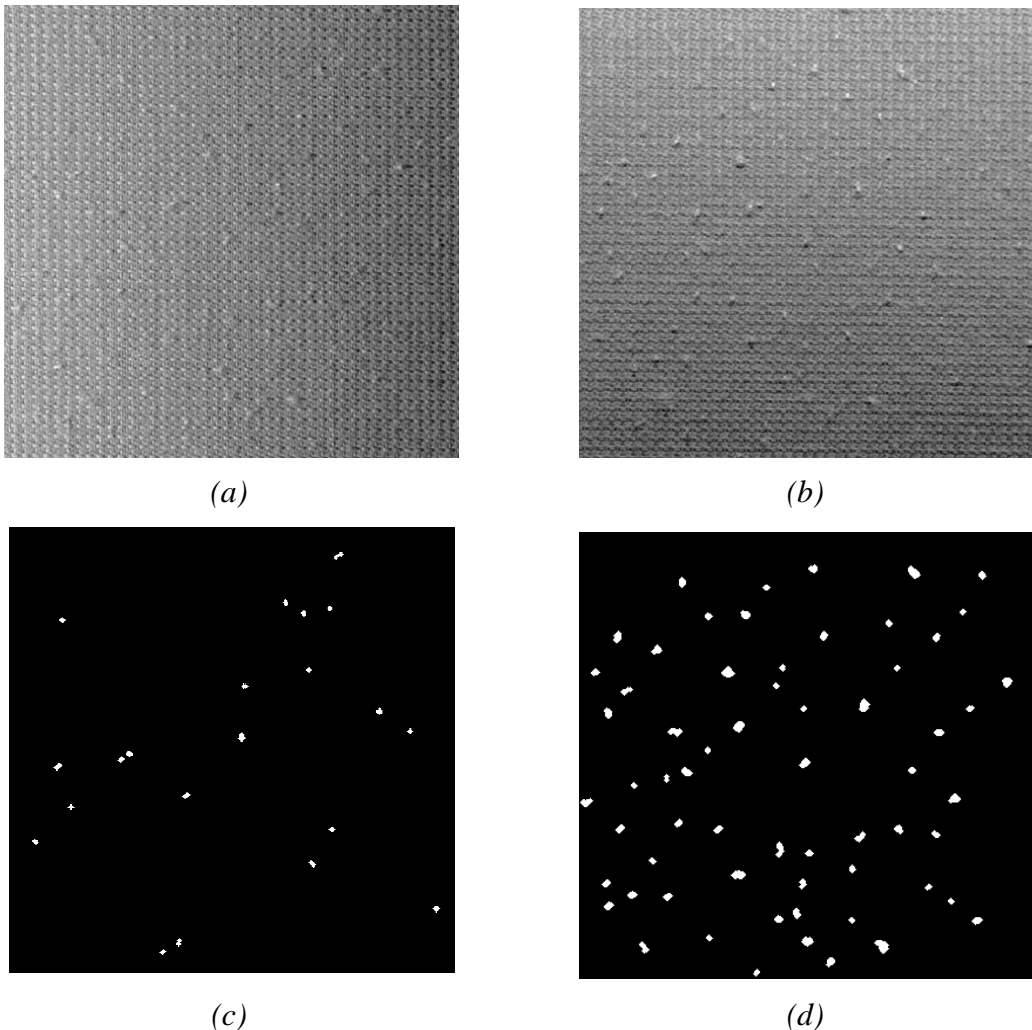
Obr. 36 (a1)-(a5) Původní obrazy vzorků A14, B9, K15, L6, N1, (b1)-(b5) 3D povrchy snímaných vzorků vytvořené na přístroji Talysurf a (c1)-(c5) 3D povrchy vzorků vytvořené pomocí metody gradientních polí.



Obr. 37 (a1)-(a5) Šedotónové obrazy vzorků A14, B9, K15, L6, N1, (b1)-(b5) binární obrazy vzorků získané z 3D povrchů vytvořených přístrojem Talysurf a (c1)-(c5) za pomoci metody gradientních polí.

Z výsledků uvedených v tab. 15 je patrné, že žmolky, které byly detekovány v obrazech získaných z přístroje Talysurf, mají menší velikost. Velikost žmolků však nemá dle zjištěné lineární regresní rovnice (44) na výsledný objektivní stupeň vliv (vliv má pouze počet žmolků). Nejlépe si podle výsledků (uvedených v tab. 15) korespondují vzorované vzorky K15 a L6. Zde jsou výsledky srovnatelné jak v případě detekce žmolků (dle porovnání binárních obrazů), tak na základě objektivního stupně žmolkovitosti.

U zbylých vzorků se výsledky metod liší výrazněji. Asi největší rozdíl mezi výsledky je zaznamenán u vzorku N1. V tomto případě bylo na základě povrchu snímaného na přístroji Talysurf detekováno výrazně méně žmolků než v obraze získaném pomocí metody gradientních polí. Avšak lepší výsledky by měla poskytnout spíše metoda gradientních polí. Zde jsou žmolky poměrně dobře zpozorovatelné již v gradientních obrazech vzorku N1, důkaz je patrný na obr. 38 (a), (b). Dále jsou zde ještě uvedeny finální binární obrazy vzorku získané z 3D rekonstruovaných povrchů vzorků na základě obou testovaných metod (obr. 38 (c), (d)). V binárním obraze na obr. 38 (c) je zřejmé, že v porovnání s gradientními obrazy bylo detekováno méně žmolků, než se ve struktuře materiálu nachází.

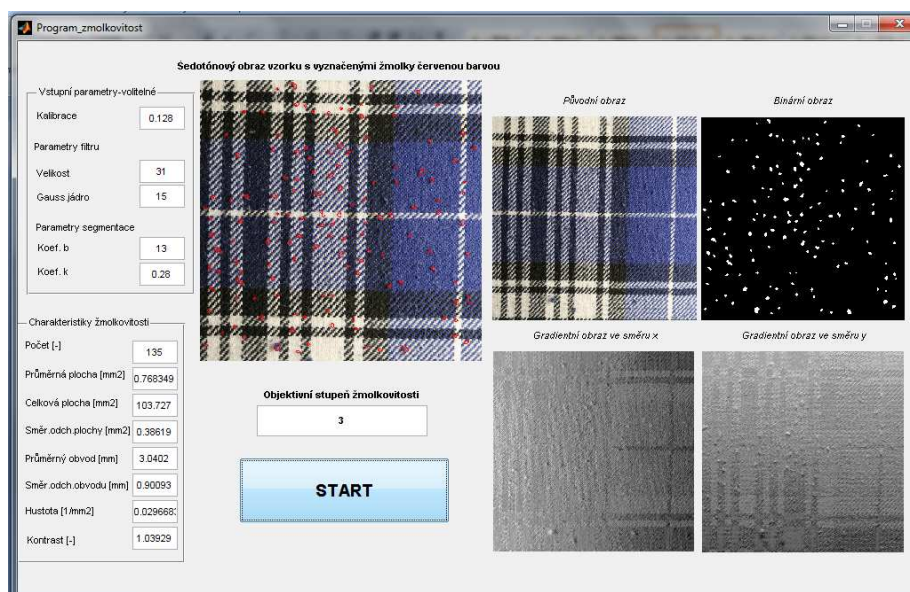


Obr. 38 (a) Gradientní obrazy v horizontálním a (b) vertikálním směru vzorku N1, (c) binární obraz vzorku získaný z povrchu snímaného na přístroji Talysurf a (d) z povrchu rekonstruovaného pomocí metody gradientních polí.

## 8 Návrh grafického uživatelského prostředí

V textilním průmyslu, jak již bylo zmíněno výše, je nejčastěji používanou metodou pro hodnocení žmolkovitosti stále subjektivní metoda. Navržená objektivní metoda v porovnání s hodnotami ze subjektivního hodnocení ukázala velmi dobré výsledky. Pro využití této metody při běžném hodnocení žmolkovitosti různých druhů textilií je však navržený algoritmus v programu MatLab z uživatelského hlediska poměrně složitý. Za účelem objektivního hodnocení žmolkovitosti pomocí navržené metodiky v praxi je vytvořeno uživatelsky příjemnější grafické prostředí *GUI* (*Graphical User Interface*).

Postup pro získání výsledků objektivního hodnocení žmolkovitosti vzorků pomocí grafického rozhraní je následující. Nejprve je nasnímána sada čtyř obrazů pro každý vzorek. Po otevření grafického rozhraní se stiskne tlačítko **START** a tím se zobrazí dialogové okno. V dialogovém okně se zvolí složka s obrazy vzorku, který chceme analyzovat. Po výběru vzorku se automaticky spustí navržený algoritmus. Vytvořené grafické rozhraní obsahuje několik oken pro možnost kontroly mezivýsledků navržené metodiky pro daný vzorek. V pravé části rozhraní jsou umístěna čtyři okna s popisky pro zobrazení původního a binárního obrazu vzorku a dále pro gradientní obrazy v horizontálním a vertikálním směru. V pravém horním rohu grafického okna je zobrazen panel *Vstupní parametry-volitelné*, který slouží pro možnost libovolného nastavení následujících parametrů: kalibrace rozměrů, parametry Gaussova filtru jako je směrodatná odchylka a velikost filtru, parametry segmentace obrazu zahrnující koeficienty velikost okna  $b \times b$  a prahový parametr  $k$ . V pravém dolním rohu je panel nazývající se *Charakteristiky žmolkovitosti* sloužící jako jeden z výstupů metody v podobě vypočítaných charakteristik žmolkovitosti. A finálně, v prostřední části grafického okna, je zobrazen výsledný barevný obraz vzorku s detekovanými žmolky, které jsou označeny červenou barvou. Hlavní výstup metody – vypočítaný objektivní stupeň žmolkovitosti – je pak zobrazen v okně pod výsledným barevným obrazem vzorku s detekovanými žmolky. Ukázka výsledků analýzy vzorovaného vzorku L6 s využitím navrženého grafického rozhraní je zobrazena na obr. 39. Algoritmus pro spuštění *GUI* pro navrženou objektivní metodu je v Příloze na CD.



Obr. 39 Ukázka grafického uživatelského prostředí po spuštění aplikace pro objektivní hodnocení žmolkovitosti.

## 9 Souhrn a diskuze k výsledkům objektivní metody

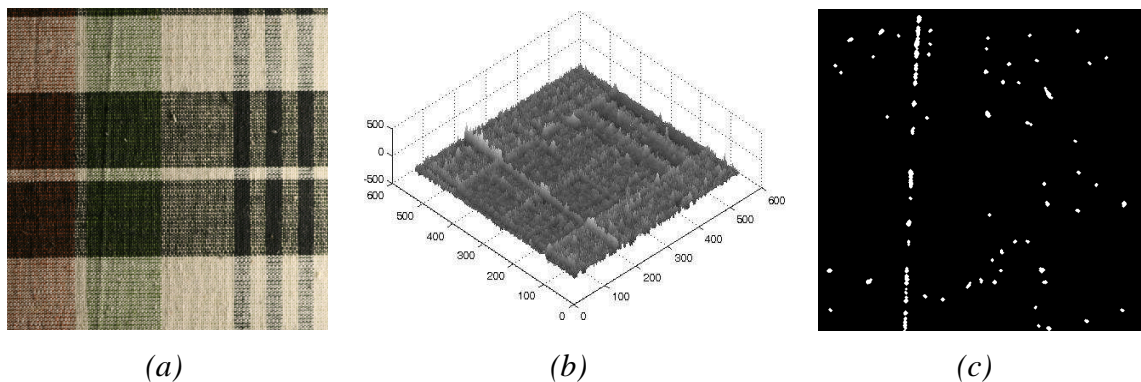
Jedním z hlavních cílů předložené disertační práce je objektivní hodnocení žmolkovitosti různých druhů textilií. Hodnocení navržené metodiky bylo založeno na porovnání jejích výsledků s výsledky subjektivní metody. Prvním krokem v experimentální části tedy bylo subjektivní hodnocení žmolkovitosti testovaných vzorků. Subjektivní hodnocení vzorků bylo provedeno dle normy a fotografických etalonů pomocí pěti hodnotitelů, kteří přiřazovali stupeň či mezistupeň žmolkovitosti hodnoceným vzorkům. Pro ověření celkové shody hodnocení mezi hodnotiteli byl spočítán Kendallův koeficient konkordance. Výsledky ukázaly, že se hodnotitelé shodovali více při hodnocení jednobarevných vzorků než při hodnocení vzorovaných vzorků textilií, kde je hodnocení žmolkovitosti výrazně složitější. Tento fakt a také to, že většina objektivních metod hodnotí žmolkovitost spíše na jednobarevných textiliích, vedl k motivaci zaměřit se na segmentaci žmolků i na textiliích se složitějšími vzory. Pro objektivní hodnocení žmolkovitosti byla v této práci využita metoda gradientních polí pro 3D rekonstrukci povrchu textilií se žmolky a také různé nástroje obrazové analýzy.

Metoda gradientních polí vyžaduje pro 3D rekonstrukci povrchu tvorbu stínu snímaného objektu. V případě rekonstrukce povrchu textilií bylo třeba vytvořit stín žmolků postupně ze čtyř stran. Pro dodržení tohoto požadavku byl v disertační práci navržen a zrealizován speciální světelný systém. Tento světelný systém se skládal ze čtyř světél, jejichž polohu i sklon lze vzhledem k povrchu snímaného vzorku libovolně měnit. Díky tomu bylo možné vytvořit požadovaný stín i tak malých objektů, jako jsou žmolky.

Navržená metodika pro objektivní hodnocení žmolkovitosti byla nejprve testována na jednobarevných vzorcích a poté i na vzorovaných vzorcích. V obou případech se tato metoda projevila jako celkem efektivní. Již na gradientních obrazech vzorků bylo dobře rozpoznatelné, že jsou žmolky oproti struktuře povrchu zvýrazněny. Proto by měla být metoda gradientních polí vhodná pro 3D rekonstrukci textilií se žmolí. Co se týče vzorovaných textilií, tak díky principu této metody byl poměrně dobře potlačen vzor v povrchu textilie. Tento jev má zásadní vliv na segmentaci žmolků z povrchu vzorovaných textilií. Potlačení vzoru v rekonstruovaném povrchu textilie patří mezi významné výhody navržené metodiky. Tento krok je totiž u většiny objektivních metod poměrně nesnadný a mnohé z nich doposud neprokázaly přijatelné výsledky. Zmíněný fakt potvrzují i výsledky další testované metody, která hodnotí žmolkovitost na základě 2D obrazů a vychází z principu Fourierovy transformace. Z výsledků bylo zřejmé, že metoda je vhodná pro detekci žmolků na jednobarevných materiálech. Avšak pro detekci žmolků na vzorovaných materiálech se tato metoda projevila jako velmi nepřesná.

Tato práce je zaměřena zejména na detekci žmolků vytvořených na přístroji Martindale. Mezi další používané přístroje pro simulaci žmolkování patří i Komorový žmolkovací přístroj. Navržená metodika byla zkoušena i na několika vzorcích testovaných na Komorovém žmolkovacím přístroji (sada C). Výsledky metody byly ukázány na vzorku textilie světlé barvy, kde je detekce světlých žmolků složitější, protože světlé žmolky na světlém povrchu materiálu nejsou již tak výrazné. Avšak metoda gradientních polí, která rekonstruuje povrch na základě vzniklých stínů objektů, s tímto případem neměla velký problém.

Jednou z limitací objektivní metody je detekce žmolků ve výrazněji tvarované struktuře textilie. V tomto případě je na základě metody, která rekonstruuje tvar na základě stínů objektů, poměrně složité rozlišit stín žmolku a stín tvarované struktury materiálu. Tento efekt se týká zejména sad vzorků T a O. Navzdory tomu ale i tak nepodává metoda vyloženě nepřijatelné výsledky. Další omezení této metody nastává, když se na hodnoceném vzorku objeví sklad či přehyb, tzn., materiál není hladký, ale je například pomačkaný. V tomto případě navržená metoda rekonstruuje i vytvořené sklady a tento defekt se dále projeví i při segmentaci žmolků ze struktury materiálu. Vytvořené sklady totiž vytvářejí také stíny a metoda je automaticky rekonstruuje společně se žmolky jako objekty zájmu. Výsledky detekce žmolků na základě navržené metody na vzorcích, kde se objevily nežádoucí přehyby, jsou ukázány na vzorku P4 na obr. 40 (a)-(c). Vliv přehybu na rekonstrukci povrchu vzorku je již patrný v 3D obrazu vzorku a zejména pak v binárním obrazu vzorku. Zde byl přehyb materiálu chybně označen jako sada bílých objektů, které by v obraze měly představovat žmolky. Detekce objektů, které nepředstavují žmolky v obraze, pak zkresluje výsledné hodnoty charakteristik žmolkovitosti, zejména pak odhadnutý objektivní stupeň žmolkovitosti. Tento případ se týká i vzorku P3 a P5.



Obr. 40 (a) Barevný obraz vzorku P4, (b) zrekonstruovaný 3D povrch a (c) jeho binární obraz.

Objektivní metody se snaží nahradit metody subjektivní, proto je třeba nejen detekovat žmolky, ale i objektivně vyhodnotit stupeň žmolkovitosti vzorků. V této práci byl objektivní stupeň žmolkovitosti odhadnut na základě charakteristik žmolkovitosti s využitím lineární regrese. V rámci popisu žmolkovitosti daného vzorku byly počítány základní charakteristiky žmolkovitosti, jako je počet, plocha, obvod, kontrast a hustota žmolků. Pro odhad objektivního stupně žmolkovitosti byly po rozboru uvažovány dvě charakteristiky. Jednalo se o počet a celkovou plochu žmolků. Na základě statistické analýzy se prokázalo, že objektivní stupeň žmolkovitosti je možné stanovit pomocí jednoduché lineární regresní rovnice zahrnující pouze charakteristiku počet žmolků. Pro ověření výsledků navržené metodiky se získané objektivní stupně porovnaly se subjektivními stupni žmolkovitosti. Hodnoty párových korelačních koeficientů naznačovaly poměrně velkou míru lineární závislosti mezi výsledky objektivní a subjektivní metody a to jak pro jednobarevné, tak i pro vzorované vzorky.

Jedním z nejdůležitějších kroků pro získání odpovídajících výsledků objektivního hodnocení je kvalita zrekonstruovaného 3D povrchu vzorků se žmolky. V této práci byly porovnány výsledky metodiky nejen s metodou, která hodnotí žmolkovitost v 2D obrazech, ale i s metodou, která využívá odlišný princip 3D rekonstrukce povrchu. Za tímto účelem byl vybrán přístroj Talysurf s laserovou



bezdotykovou technologií snímání povrchu. Výsledky obou metod se však u některých vzorků poměrně lišily. Po podrobnější analýze v podobě zobrazení gradientních obrazů vzorků bylo zjištěno, že navržená metodika podala pravděpodobně přesnější výsledky. Důkaz je pak poskytnut na ukázce gradientních obrazů vzorku N1. Na základě porovnání získaných binárních obrazů je patrné, že metoda gradientních polí je schopná odhalit žmolky ve struktuře textilie spolehlivěji. Velkým přínosem navržené objektivní metody je, že 3D rekonstrukce povrchu vzorků pomocí metody gradientních polí nevyžaduje drahé zařízení ani dlouhý čas pro zpracování výsledků. Navíc se tato metoda projevila ve srovnání s poměrně drahou a časově náročnou laserovou bezdotykovou technologií přístroje Talysurf jako vhodnější.

Dále bylo pro usnadnění aplikace navržené metodiky v praxi vytvořeno uživatelsky přívětivější prostředí *GUI*. Nejprve je třeba nasnímat sadu čtyř obrazů pro každý vzorek. Po otevření *GUI* se stiskne jediné tlačítko a tím se zobrazí dialogové okno, ve kterém se vybere vzorek pro analýzu. Poté se automaticky spustí algoritmus pro objektivní hodnocení žmolkovitosti. Výsledkem je sada několika obrazů získaná během obrazové analýzy, dále charakteristiky žmolkovitosti a odhadnutý objektivní stupeň žmolkovitosti. Výsledky metody jsou za použití tohoto systému zobrazeny do několika sekund.

## 10 Kvalitativní hodnocení žmolkovitosti

Komplexní pohled na hodnocení žmolkovitosti textilií zahrnuje nejen hodnocení žmolkovitosti z kvantitativního, ale i kvalitativního hlediska. Kvantitativní hodnocení žmolkovitosti podává informace o charakteristikách žmolkovitosti. Tyto charakteristiky se používají všeobecně pro hodnocení žmolkovitosti včetně získání stupně žmolkovitosti. Kvalitativní hodnocení přináší informaci o tom, jakým způsobem se žmolky tvoří. Tedy, zda si berou navzájem sousední žmolky vlákna při procesu žmolkování, či se shlukují v jeden velký vlákenný shluk. To vše souvisí s distribucí žmolků na ploše vzorku. Pro posouzení rozložení žmolků na ploše vzorku slouží v této práci nástroje prostorové analýzy dat. Pomocí těchto nástrojů je možné definovat, zda žmolky tvoří shluky, zda jsou na ploše textilie rozloženy homogenně, pravidelně, náhodně, nenáhodně. To vše pomáhá odhalit mnoho jevů. Například podstatu vzniku žmolků, jejich chování během procesu žmolkování. Jedním z experimentů v této části práce bude posoudit, zda se rozložení žmolků vytvořených simulací na přístroji Martindale podobá rozložení žmolků vytvořených při běžném nošení a praní (oděvy). Tento experiment by měl odhalit, zda se laboratorní simulace podobá na základě distribuce žmolků přirozenému procesu tvorby žmolků. Dále zda je rozložení žmolků vytvořených na přístroji Martindale pravidelné, či náhodné, což odpovídá pravidelnému pohybu horní hlavy přístroje ve tvaru Lissajousova obrazce [35].

### 10.1 Prostorová analýza dat

Prostorová analýza dat všeobecně představuje techniky, které vznikly a jsou využívány v různých odvětvích, zejména pak v geografii, zemědělství, lesnictví, astronomii apod. Důležitou roli mezi těmito obory zaujímá statistika. Cílem této analýzy je rozbor dat se zaměřením na jejich prostorové vztahy. Prostorová analýza dat je všeobecně definována jako soubor technik pro analýzu a modelování lokalizovaných objektů, přičemž výsledky analýzy závisejí na prostorovém uspořádání a vlastnostech těchto objektů. Objektem je přitom myšlen objekt zájmu (v této práci se jedná o žmolky), události, jevy s prostorovou lokalizací. Tyto informace mají prostorový charakter a jsou jistým způsobem vázány k určitému místu, které reprezentují. Toto místo může představovat například bod, sada bodů, linie atd. Prostorová analýza dat souvisí s problematikou uspořádání dat v prostoru a jejím cílem je odhalit vztah mezi událostmi v prostoru a předpovídání jejich vývoje v určité oblasti zájmu [56].

Mezi hlavní cíle prostorové analýzy dat lze všeobecně zahrnout následující atributy [56]:

- popis objektů či událostí a jejich uspořádání v oblasti zájmu. Do této části lze zahrnout statistické charakteristiky sledovaného souboru událostí, jejich srovnání a testování, zda je distribuce událostí výrazně odlišná od předpokládané hypotézy, dále testování vztahů a vazeb mezi entitami v prostoru a také například interpolace bodů v neznámých místech,
- hledání vzájemného působení mezi body, událostmi v bodovém vzoru, zjišťování závislosti mezi body či náhodného uspořádání bodů v prostoru, kvantifikace rozdílného uspořádání bodů v prostoru. Dále do této části patří také detekce významných faktorů majících podíl na vzniku určitého uspořádání událostí v prostoru (náhodné, nenáhodné) a interpretace procesů, které jsou příčinou daného uspořádání objektů v oblasti zájmu,

- návrh a aproximace bodového vzoru vhodným modelem, stanovení distribuce bodů v prostoru vzorku.

Metody prostorové analýzy dat je možné rozdělit do několika skupin [56], například:

- 1. Rozdělení podle použitých postupů:** tato skupina je závislá na oboru, kde dané techniky vznikly. Patří sem statistické prostorové analýzy dat, mapová analýza, metody matematického modelování (regresní modely), interpolační metody, lokalizační a alokační metody, síťové analýzy, techniky zpracování obrazu apod.
- 2. Rozdělení podle způsobu zpracování dat:** z pohledu způsobu zpracování dat lze dále dělit tuto skupinu na metody zobrazovací, průzkumové a modelovací:
  - a) Zobrazovací metody* se orientují na ilustraci prostorových dat bez jejich modifikace. Metody nezahrnují statistické zpracování dat a jsou zaměřeny na sledování rozmístění objektů, detekci shluků či míst, kde jsou objekty nerovnoměrně rozmístěny, hledání faktorů, které takovou situaci zapříčiní, dále monitorování trendů v prostoru, sledování vlivu faktorů na výskyt objektů a jejich uspořádání a korelace.
  - b) Průzkumové metody* nejsou zaměřeny na zobrazení původních dat, ale již aplikují prostorově modifikovaná data. Do této skupiny patří například vyhlazování, transformace, filtrace. Průzkumové metody se často používají pro průzkum bodového vzoru, příčin a vztahů odchylek od náhodnosti. Hlavním cílem metod je průzkum a identifikace vlastností objektů za účelem detekce distribuce objektů, formulování hypotéz za účelem dalšího zpracování dat.
  - c) Modelovací metody* představují vytvoření vhodného modelu pro aproximaci dat, ověření vhodnosti modelu, aplikaci parametrů modelu pro interpretaci událostí v oblasti zájmu. Prediktivní modelování může být také zahrnuto do této skupiny.
- 3. Rozdělení podle typu prostorové reprezentace:** do této části náleží metody vhodné pro kontinuální reprezentaci a metody pro diskrétní reprezentaci.
- 4. Statistické prostorové analýzy:** tvoří významnou skupinu mezi zmíněnými metodami. Lze sem zahrnout metody založené na náhodné povaze uspořádání objektů. Tyto metody se dělí dle povahy statistických technik na:
  - a) Popisné metody* – používají se zejména za účelem kvantitativního měření charakteristik polohy a charakteristik rozptýlení.
  - b) Inferenční metody* – tzv. analýzy struktury, kde se stanoví, zda je distribuce objektů náhodná, či nenáhodná.Právě mezi techniky statistické prostorové analýzy dat patří metody nejbližších vzdáleností a  $K$ -funkce, které jsou aplikovány v této práci za účelem hledání vhodného modelu pro popis distribuce žmolků.

V rámci kvalitativního hodnocení žmolkovitosti je snaha získat informace ohledně prostorového rozložení žmolků. V této práci budou na základě prostorové analýzy dat aplikovány nástroje, jako je hustota bodů, testy dobré shody a  $K$ -funkce. Tyto nástroje budou sloužit k hledání modelu, který by věrohodně popisoval distribuci žmolků na ploše vzorku. Na základě této informace bude možné definovat, zda se žmolky tvoří náhodně na povrchu textilie, či zda mezi nimi existuje interakce a tvoří se s ohledem na nějaká pravidla.

### 10.1.1 Typy prostorové distribuce objektů a bodový vzor

Pomocí bodů lze nejlépe reprezentovat pozice objektů v oblasti zájmu. Nejčastěji se jedná o 3D objekty a zmíněné body mohou představovat například těžiště objektů. Soubor bodů v určitém prostoru lze nazvat bodovým vzorem. Při bodovém procesu je jedním z hlavních cílů definovat rozložení bodů v prostoru a popsat ho pomocí modelu. Na základě analýzy bodového vzoru se zjišťuje, zda je bodový vzor příbuzný s náhodným či nenáhodným vzorem. Z pohledu statistického uspořádání objektů se rozlišují tři základní druhy prostorové distribuce [57]:

- náhodná (Poissonův proces),
- pravidelná (body mají tendenci vzájemně se vyhýbat),
- shluková (body mají tendenci být blízko sebe).

Prostorová distribuce objektů se využívá v případě, kdy je třeba zjistit, zda jsou objekty rozloženy náhodně, či nenáhodně. Následně se testuje hypotéza, zda skutečná distribuce objektů odpovídá předpokládané, ve většině případů náhodné distribuci. Pokud se projeví nenáhodnost distribuce objektů, pak by se měla zjistit příčina vzniku těchto okolností.

#### *Intenzita bodového procesu*

Bodový proces představuje statistický model pro daný bodový vzor, kdy se body v bodovém vzoru generují podle určitých pravidel vycházejících z daného modelu. Bodové vzory jsou fitovány pomocí modelů za účelem testování a sumarizace dat, tvorby predikcí apod. Intenzitu bodového procesu lze chápat jako průměrnou hustotu bodů ve vymezené oblasti. Intenzita bodového procesu většinou měří četnost nebo frekvenci výskytu událostí ve vyšetřovaném prostoru. Stanovení typu intenzity událostí by mělo být prvním krokem v analýze bodového procesu. Všeobecně se intenzita bodového procesu dělí podle toho, jak jsou události ve vyšetřovaném prostoru rozmístěny – homogenně (konstantní intenzita), či nehomogenně (nekonstantní intenzita) [58].

V případě konstantní intenzity se jedná o homogenní, rovnoměrné rozmístění událostí ve vyšetřovaném prostoru. Pokud je bodový proces homogenní, pak platí, že je hustota bodů definovaná jako očekávaný počet bodů na jednotku plochy [58]

$$\hat{\lambda} = \frac{n(\mathbf{x})}{\text{plocha}(W)}, \quad (46)$$

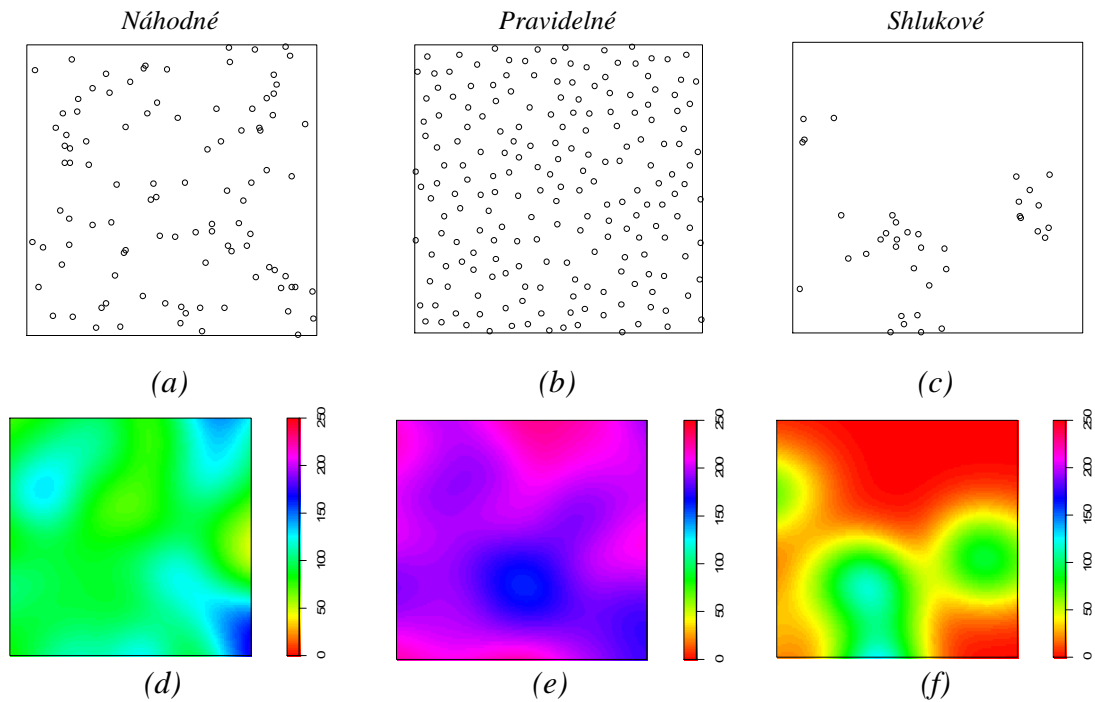
kde  $n(\mathbf{x})$  je počet bodů v uspořádání bodů  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$  ve vyšetřovaném okně  $W$ ,  $x_i \in W$ . Jedná se o nestranný odhad intenzity  $\lambda$  bodového procesu  $X_b$ .

Nekonstantní intenzita bodů se mění z místa na místo, tzn., jedná se o nehomogenní rozmístění událostí. Události jsou tedy distribuovány v prostoru nerovnoměrně. Nehomogenní intenzita bodů se většinou odhaduje neparametricky pomocí chí-kvadrát testu nebo jádrovým vyhlazením vyšetřované oblasti událostí. Jádrový odhad hustoty za pomoci izotropního Gaussova jádra ve vyšetřované oblasti bodů  $u$  lze vyjádřit jako

$$\hat{\lambda}(u) = e(u) \sum_{i=1}^n k(u - x_i), \quad (47)$$

kde  $e(u)$  představuje korekci hraničního efektu,  $k$  je vyhlazovací Gaussovo jádro a  $x_i$  je daná událost v bodovém procesu  $X_b$  [58].

Gaussův filtr s parametrem směrodatné odchylky  $\sigma$  je v této práci použit pro vyhlazení oblasti bodů v bodovém vzoru. Pokud se tento parametr nastaví na vyšší hodnotu, pak se okolí bodů vyhladí na větší oblasti. Díky tomu lze detekovat místa, kde se tvoří shluky, zda jsou body rozloženy homogenně, či nehomogenně. Základní typy distribuce bodů v bodovém vzoru, tzn. náhodná, pravidelná a shluková, které byly náhodně generovány v programu *R*, a odhady jejich hustoty jsou zobrazeny na obr. 41 (a)-(f).



Obr. 41 Typy distribuce bodů v bodovém vzoru: (a) náhodná, (b) pravidelná, (c) shluková a (d), (e), (f) odhady jejich hustoty.

### 10.1.2 Testy dobré shody a homogenita bodů

Pro popis distribuce žmolků v prostoru pomocí statistického modelu je třeba nejprve definovat homogenitu jejich rozložení. Homogenitu, či nehomogenitu bodů v bodovém vzoru lze ověřit pomocí hustoty bodů a také například pomocí testů dobré shody jako je chí-kvadrát test a Kolmogorov-Smirnovův test. Pomocí testů dobré shody se zhodnotí, zda mají data předpokládaný tvar rozdělení, či nikoliv. V této práci se distribuce žmolků v prostoru vzorku porovnává s Poissonovým náhodným homogenním modelem, tzn., nulová hypotéza vychází z předpokladu, že žmolky jsou na ploše vzorku rozmístěny náhodně a homogenně.

#### Chí-kvadrát test

Další možností pro odhad homogenity, či nehomogenity bodů v bodovém vzoru je i výpočet chí- kvadrát testu. Pearsonův chí- kvadrát test patří mezi testy dobré shody a slouží pro zjištění, zda má soubor hodnot předpokládané rozdělení. Nulová hypotéza  $H_0$  a alternativní hypotéza  $H_1$  tohoto testu je definována ve tvaru:

$H_0$ : distribuce bodů je dána předpokládaným rozdělením,

$H_1$ : distribuce bodů je dána jiným rozdělením.

Nejčastěji se testuje (pro  $H_0$ ), zda distribuce bodů odpovídá náhodnému homogennímu Poissonovu rozdělení. Princip tohoto testu je založen na rozdělení bodového vzoru na několik stejně velkých oken. V každém okně se spočítá reálný počet bodů  $n_j$ . Dále se vypočítá očekávaný počet bodů dle modelu definovaného v nulové hypotéze. Pearsnova chí- kvadrát statistika  $\chi^2$  je definována následovně [58]

$$\chi^2 = \frac{\sum_j (n_j - n/m)^2}{n/m}, \quad (48)$$

kde  $m$  je počet oken a  $n$  je celkový počet bodů v bodovém vzoru,  $n = \sum_j n_j$ .

Rozhodnutí o přijetí či zamítnutí nulové hypotézy je založeno na porovnání hodnoty chí-kvadrát testové statistiky s kritickou hodnotou z tabulek. Kritická hodnota  $\chi_{1-\alpha}^2(n-1)$  se vyhledává na určité hladině významnosti  $\alpha$  v chí-kvadrát tabulkách podle stupně volnosti  $n-1$ . Pokud je  $\chi_{1-\alpha}^2(n-1) < \chi^2$ , pak se nulová hypotéza zamítá a přijímá se alternativní hypotéza, tzn., body nejsou rozloženy dle Poissonova náhodného homogenního modelu. V opačném případě se nulová hypotéza nezamítá a přijímá se předpoklad, že body jsou pravděpodobně rozloženy náhodně a homogenně v bodovém vzoru [58].

Tento druh testu však nepodává o bodovém procesu dostatečné informace. Výsledek testu vlastně znamená, že buď proces patří do Poissonova homogenního modelu (nezamítáme nulovou hypotézu), nebo nepatří do tohoto modelu (zamítáme nulovou hypotézu). Síla testu také závisí na velikosti oken, do kterých je bodový vzor rozdělen. Pokud se bodový vzor rozdělí na malý počet oken, pak test může dát jiný výsledek, než když se bodový vzor rozdělí na velký počet oken. Vypovídací schopnost testu je dále podmíněna zachováním alespoň pěti bodů v každém okně.

### **Kolmogorov-Smirnovův test**

Dalším typem testu dobré shody je Kolmogorov-Smirnovův test [58]. Tento test, stejně jako výše zmíněný chí-kvadrát test, testuje hypotézu, zda mají data předpokládané rozdělení. Princip testování jednovýběrového testu je založen na porovnání distribučních funkcí předpokládaného a reálného rozdělení dat. Pro testování tvaru rozdělení se definuje nulová  $H_0$  a alternativní hypotéza  $H_1$  následujícím způsobem:

$H_0$ : rozdělení pravděpodobnosti veličiny je dáno distribuční funkcí  $F(x)$ ,

$H_1$ : rozdělení pravděpodobnosti veličiny je dáno jinou distribuční funkcí než  $F(x)$ .

Na základě testu se kvantifikuje největší vzdálenost  $D_{K-S}$  mezi hodnotami empirické distribuční funkce  $F_0(x)$  a teoretické distribuční funkce  $F(x)$  zkonstruované podle definovaného modelu

$$D_{K-S} = \max |F(x) - F_0(x)|. \quad (49)$$

Z uvedeného vztahu vyplývá, že pozorovaná veličina je tedy maximální odchylka mezi teoretickou a empirickou distribuční funkcí. Nulovou hypotézu  $H_0$  zamítneme na hladině významnosti  $\alpha$  v případě, že hodnota testového kritéria  $D_{K-S}$

bude větší než tabelovaná kritická hodnota  $D_n(\alpha)$ . V opačném případě se nulová hypotéza  $H_0$  nezamítne. Lze pak říci, že testovaná data mají při platnosti  $H_0$  předpokládané rozdělení.

Kolmogorov-Smirnovův test na rozdíl od chí-kvadrát testu pracuje přímo s naměřenými hodnotami a nikoliv s četnostmi v jednotlivých třídách (počtem bodů v jednotlivých oknech). V případě tohoto testu proto není podmínkou, aby v každé vymezené oblasti bodového vzoru bylo alespoň pět pozorování. Proto lze tento test použít i v případě malých výběrů. Tento fakt patří mezi výhody testu. Zvláště pak při určování homogenity žmolků na ploše vzorku, protože ne vždy je dodržen předpoklad alespoň pěti bodů v každém okně bodového vzoru (toto omezení se týká vzorků s menším počtem žmolků, tzn. vzorky se čtvrtým stupněm žmolkovitosti a více).

## 10.2 Metody nejbližších vzdáleností a $K$ -funkce

Hodnocení charakteru prostorové distribuce bodů může probíhat na základě několika veličin. Jednou z nich je hustota bodů, která je jednoduchým, ale velmi hrubým kritériem popisu bodového vzoru a také závisí na definici hranic oblasti. Proto je lepší volit pro popis bodového vzoru charakteristiky založené na vzdálenosti mezi body nebo na relativních vzdálenostech. Metody nejbližších vzdáleností a  $K$ -funkce se používají za účelem posouzení rozmístění objektů a stanovení typu bodového vzoru. Souvisí tedy s definováním distribuce objektů v prostoru. Stanovení vzdálenosti mezi body v bodovém vzoru napomáhá odhalit, zda existuje mezi body nějaký vztah. To znamená, zda se body navzájem mezi sebou ovlivňují [57].

Základem této analýzy je měření různých typů vzdáleností mezi body (těžiště objektu). V první řadě je potřeba definovat, jaký typ vzdáleností bude pro analýzu aplikován. Můžeme uvažovat následující typy vzdáleností:

1. **Vzdálenost mezi páry bodů** -  $s_{ij} = \|x_i - x_j\|$ , jedná se o vzdálenost mezi všemi rozdílnými páry bodů  $x_i$  a  $x_j$  ( $i \neq j$ ) v bodovém vzoru.
2. **Vzdálenost bodu k jeho nejbližšímu sousedovi** -  $t_i = \min_{j \neq i} s_{ij}$ , představuje vzdálenost od každého bodu  $x_i$  k jeho nejbližšímu sousedovi.
3. **Vzdálenost mezi pevně daným bodem a jeho nejbližší událostí** -  $d(u) = \min_i \|u - x_i\|$ , měří se vzdálenost mezi pevně daným bodem  $u$  a jeho nejbližší událostí v bodovém vzoru.

Metody vzdáleností bodů vycházejí z grafického porovnání pozorované distribuční funkce vzdáleností mezi objekty (či vzdáleností mezi náhodně umístěným bodem a nejbližším objektem) s očekávanou (teoretickou) distribuční funkcí. V rámci hodnocení charakteru prostorové distribuce bodů se ve většině případů používají pro hodnocení odchylek od náhodnosti funkce patřící mezi explorativní charakteristiky. Tyto typy distribučních funkcí vycházejí právě ze zmíněných vzdáleností bodů [58]:

- **$K$ -funkce** – tato funkce je definována jako očekávaná hodnota počtu bodů od libovolného bodu do určité vzdálenosti, která je dělena intenzitou bodového procesu (průměrný počet bodů na jednotku plochy).  $K$ -funkce je založena na vzdálenosti mezi všemi páry bodů.
- **$G$ -funkce** – vychází ze vzdáleností bodů k jejich nejbližším sousedům. Jedná se o pravděpodobnost, že kružnice o definovaném poloměru se středem v určitém bodě obsahuje alespoň jeden další bod.

- **F-funkce** – tato funkce je založena na měření vzdálenosti mezi pevně daným bodem a jeho nejbližší událostí. Jedná se o pravděpodobnost, že rozdíl mezi libovolným bodem a nejbližší událostí je maximálně  $t$  (libovolně definovaný parametr).
- **J-funkce** – vzniká kombinací  $F$  a  $G$  - funkce.  $J=1$  identifikuje Poissonův proces,  $J<1$  identifikuje shlukování,  $J>1$  definuje regularitu.

Metody vycházející ze vzdálenosti mezi body patří k základním technikám zkoumání interakce mezi body. V této práci se pro hledání modelu, který nejlépe popisuje rozložení žmolků na ploše vzorku, nejvíce uplatnila  $K$ -funkce. Proto bude tato práce dále popisovat a aplikovat z explorativních charakteristik pouze tuto funkci.

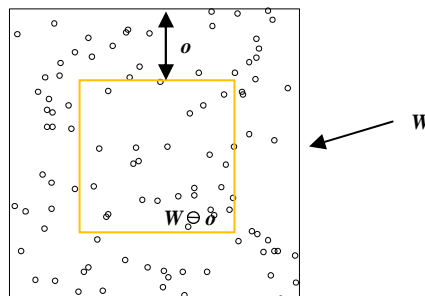
Pokud je celkový počet objektů v oblasti zájmu malý, pak je předpoklad nezávislosti mezi objekty zřejmě neplatný. Dále nastává problém na hranici bodového vzoru, kde vzniká tzv. **hraniční efekt**. V této situaci budou nejbližší vzdálenosti pro objekty blízké hranici bodového vzoru vychýlené. Díky hraničnímu efektu lze předpokládat, že nejbližší vzdálenosti pro události, které jsou umístěny blízko hranice okna  $W$  vyšetřované oblasti, jsou ve skutečnosti větší. A to proto, že událost ležící blízko hranic nemůže sousedit s událostí vně okna  $W$ . Tento fakt může představovat vážný problém při výpočtech a hodnocení  $K$ -funkce. Proto je účelné hraniční efekt co nejvíce eliminovat. V této práci je již při testech  $K$ -funkce počítáno s korekcí hraničního efektu. Eliminace hraničního efektu je nejčastěji založena na následujících principech [56]:

a) „Plus sampling“ metoda

- tento způsob korekce hraničního efektu nepočítá vzdálenosti k nejbližšímu sousedovi pro body ležící blízko hranice okna  $W$ . Pokud bod leží blízko hranice okna  $W$ , pak jeho reálný soused může ležet za hranicí okna  $W$ . Proto může být výsledná vzdálenost zkreslená.

b) „Minus sampling“ metoda

- tato metoda je založená na určení vzdáleností mezi body, které leží pouze ve vyhraněné části okna  $W$ . Touto částí je myšleno erodované okno  $W \ominus \delta$ . Pouze pro body ležící uvnitř vymezené oblasti jsou určeny vzdálenosti k jejich nejbližšímu sousedovi (nejbližší soused může ležet i mimo vymezenou oblast). Princip této metody je zobrazen na obr. 42.

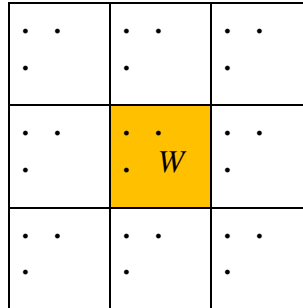


Obr. 42 Princip korekce hraničního efektu na základě metody „Minus sampling“.



c) *Periodická korekce hraničního efektu*

- princip této metody je založen na duplikaci okna  $W$  do všech stran okna tak, aby každý hraniční bod měl svého souseda. Pokud je tedy okno  $W$  čtvercové, pak ho duplikujeme do všech stran celkem osmkrát. Duplikace okna  $W$  do všech stran je zobrazena na obr. 43.



Obr. 43 Princip korekce hraničního efektu na základě periodické duplikace okna  $W$  do stran.

### 10.2.1 $K$ -funkce pro vzdálenosti mezi páry bodů

$K$ -funkce neboli také redukovaná míra druhého momentu slouží k zobrazení prostorové závislosti objektů pro široký rozsah měřítek. Vzdálenosti mezi jednotlivými páry bodů  $x_i$  a  $x_j$  ( $i \neq j$ ) v definovaném okně  $W$  jsou stanoveny na základě vztahu

$$s_{ij} = \|x_i - x_j\|. \quad (50)$$

$K$ -funkce pro stacionární bodový proces je definovaná jako střední počet bodů v okolí kružnice s parametrem  $r$

$$K(r) = \frac{1}{\lambda} E[n(\mathbf{X}_b \cap b(u, r) \setminus \{u\}) \mid u \in \mathbf{X}_b], \quad (51)$$

kde  $\lambda$  je očekávaná hodnota bodů uvnitř vzdálenosti  $r$  od určitého bodu v bodovém vzoru (intenzita). Očekávaná hodnota bodů spadající do prostoru  $b(u, r)$  je  $\lambda\pi r^2$ . Pak bez ohledu na intenzitu homogenního Poissonova procesu platí

$$K_{pois}(r) = \pi r^2. \quad (52)$$

Odhad  $K$ -funkce je založený na normalizované a vážené empirické distribuční funkci vzdáleností mezi dvojicemi bodů ve tvaru

$$\hat{K}(r) = \frac{1}{\hat{\lambda}^2 \text{plocha}(W)} \sum_i \sum_{j \neq i} \mathbf{1}\{\|x_i - x_j\| \leq r\} e(x_i, x_j; r), \quad (53)$$

kde  $e(x_i, x_j, r)$  je vážená korekce hraničního efektu. Výsledná hodnota  $K$ -funkce reprezentuje zjištěnou hustotu bodů, která je normalizovaná odhadem intenzity  $\hat{\lambda}$  [58].

Jako předpokládaný model pro porovnání  $K$ -funkcí se nejčastěji používá Poissonův homogenní model  $K_{pois}(r)$ , který představuje náhodnou distribuci objektů. Pokud se reálná  $K$ -funkce významně blíží k modelové funkci pro náhodný Poissonův proces, pak lze předpokládat, že výskyt události v libovolném bodě v oblasti zájmu je nezávislý na výskytu ostatních událostí v procesu. Událost má stejnou tendenci se vyskytovat na jakémkoliv místě bodového vzoru. Avšak významné odklonění reálné  $K$ -funkce od předpokládané modelové indikuje nenáhodnou distribuci objektů. Výsledky  $K$ -funkce se mohou interpretovat následovně. Odhad  $K$ -funkce  $\hat{K}(r)$  se porovnává s  $K$ -funkcí Poissonova procesu  $K_{pois}(r)$ . Pokud je  $\hat{K}(r) > \pi r^2$ , pak se jedná o shlukování bodů. V případě, že  $\hat{K}(r) < \pi r^2$ , pak jsou body zřejmě pravidelně rozmístěny v prostoru vzoru [58].

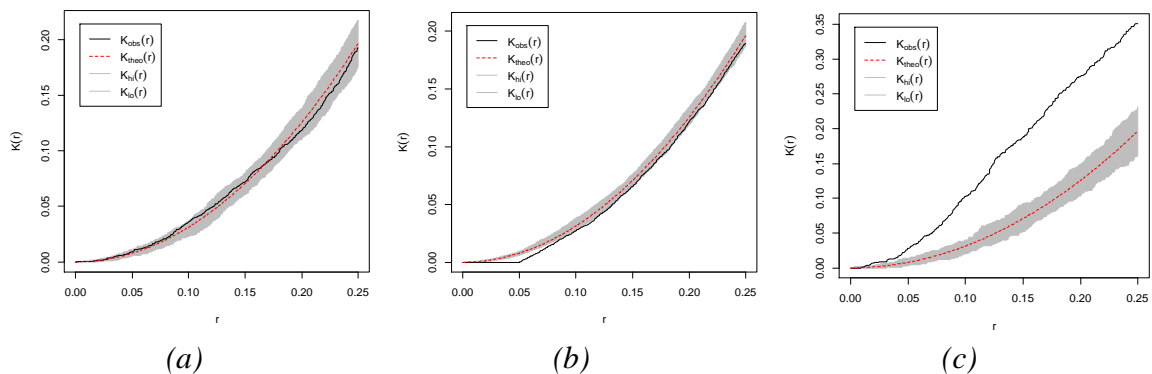
Z důvodu náhodné variability nelze nikdy dosáhnout přesné shody mezi odhadovanou a teoretickou  $K$ -funkcí, i když se jedná o náhodný bodový proces. Proto se provádí testování hypotéz na základě určitého počtu opakování teoretické  $K$ -funkce pro definovaný proces. V případě testování hypotéz se nulová hypotéza rovná tvrzení, že data v bodovém procesu mají zcela náhodné rozdělení. Alternativní hypotéza je pak rovna tvrzení, že rozdělení dat není náhodné, ale je jiné, neznámé.

Předpokladem referenční křivky je teoretická  $K$ -funkce pro zcela náhodný proces. Nejprve se generuje  $Z$  nezávislých simulací zcela náhodného procesu uvnitř oblasti  $W$ . Poté se vypočítají odhady  $K$ -funkcí pro každou z realizací  $\hat{K}^{(j)}(r)$  pro  $j=1, \dots, Z$ . Na základě těchto výpočtů se získají hodnoty pro horní  $U(r)$  a dolní obálky  $L(r)$  křivek

$$L(r) = \min_j \hat{K}^{(j)}(r), \quad (54)$$

$$U(r) = \max_j \hat{K}^{(j)}(r). \quad (55)$$

Jestliže data pocházejí z homogenního Poissonova procesu, pak  $\hat{K}(r)$  a  $\hat{K}^{(1)}(r), \dots, \hat{K}^{(Z)}(r)$  si jsou statisticky rovny a jsou tedy nezávislé. To znamená, že test zamítne nulovou hypotézu rovnoměrného homogenního Poissonova procesu, když  $\hat{K}(r)$  leží mimo  $L(r)$  a  $U(r)$  [58]. Na obr. 44 (a)-(c) jsou vykresleny  $K$ -funkce pro Poissonův homogenní proces pro náhodné, pravidelné a shlukové rozložení bodů, kde  $K_{obs}(r)$  je zjištěná  $K$ -funkce z dat,  $K_{theo}(r)$  je teoretická  $K$ -funkce,  $K_{hi,lo}(r)$  je horní a spodní obálka.



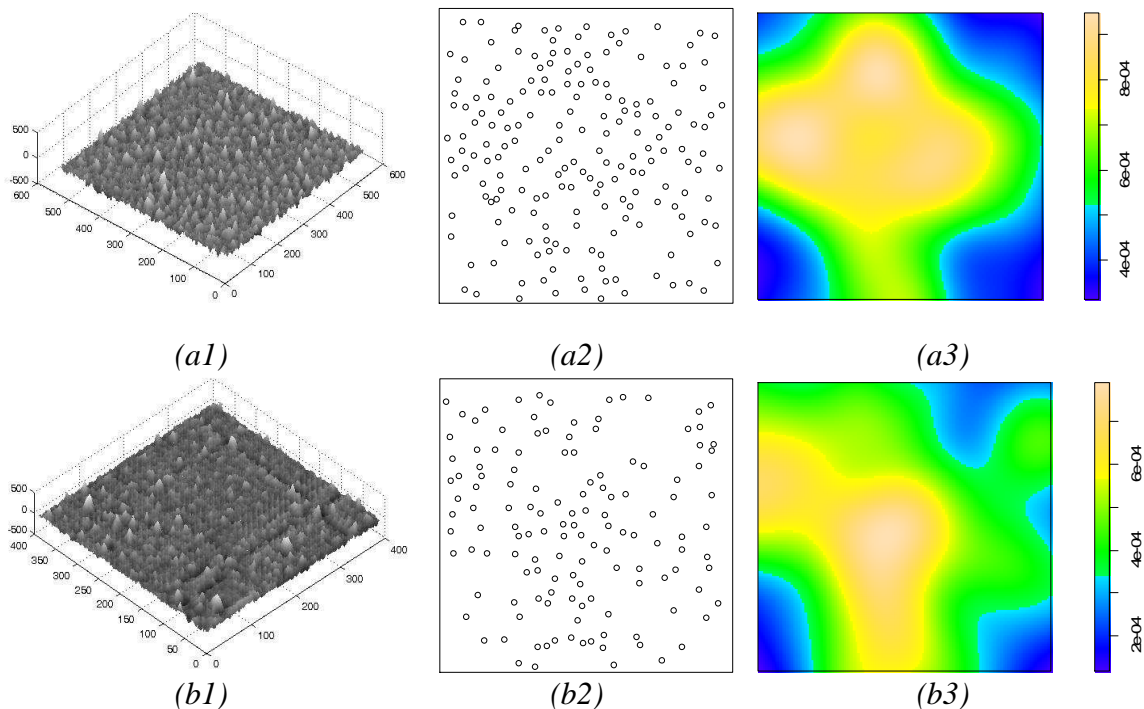
Obr. 44  $K$ -funkce a vykreslení obálek pro 99 opakování Poissonova procesu: (a) náhodné, (b) pravidelné, (c) shlukové rozložení bodů v bodovém vzoru.

### 10.3 Využití prostorové analýzy dat pro odhad distribuce žmolků

V předchozích kapitolách byly popsány základní nástroje prostorové analýzy dat, které jsou v této práci využity za účelem získání informace o distribuci žmolků na ploše vzorku. Mezi tyto nástroje patří bodový vzor, hustota bodů, chí-kvadrát test, Kolmogorov-Smirnovův test a zejména  $K$ -funkce. Hlavním cílem kvalitativního hodnocení žmolkovitosti je zjistit princip procesu tvorby žmolků. Tedy zda se žmolky shlukují, či se navzájem odpuzují, jestli si berou navzájem vlákna při procesu žmolkování, nebo jsou schopny se shlukovat v jeden velký vláknový shluk. Aby bylo možné hodnotit žmolky jako body na ploše vzorku, jsou nejdříve zjištěna těžiště žmolků představující souřadnice  $x$  a  $y$ . Vykreslením těžišť žmolků je vytvořen bodový vzor. Nadále je možné pracovat se žmolky jako s body a hodnotit jejich distribuci. Zmíněné nástroje slouží k nalezení modelu, který by vhodně aproximoval distribuci žmolků v prostoru vzorku. Prvním krokem je stanovit, zda jsou žmolky rozloženy homogenně, či nehomogenně. Podle této informace se pak bude hledat model, který by nejlépe vyhovoval tomuto rozložení bodů.

#### 10.3.1 Hustota žmolků

Hustota bodů zde slouží jako jeden z nástrojů pro odhad homogenity rozložení žmolků. Aby bylo možné vizuálně hodnotit, zda žmolky vytváří shluky, nebo zda je jejich rozložení homogenní, je třeba nastavit vyšší hodnotu směrodatné odchylky Gaussova filtru (parametr hustoty). Vyšší hodnota směrodatné odchylky Gaussova filtru  $\sigma$  v obraze vyhladí body blízko sebe do větších ucelených oblastí. Pak lze pozorovat shluky žmolků či tvar jejich rozložení. V této práci je parametr Gaussova filtru nastaven na  $\sigma=60$ . Obr. 45 (a1)-(a3), (b1)-(b3) znázorňuje zrekonstruované povrchy vzorků B9 a L6 pomocí metody gradientních polí, dále jejich bodové vzory a odhadnutou hustotu žmolků. Z odhadnutých hustot je patrné, že žmolky netvoří shluky.

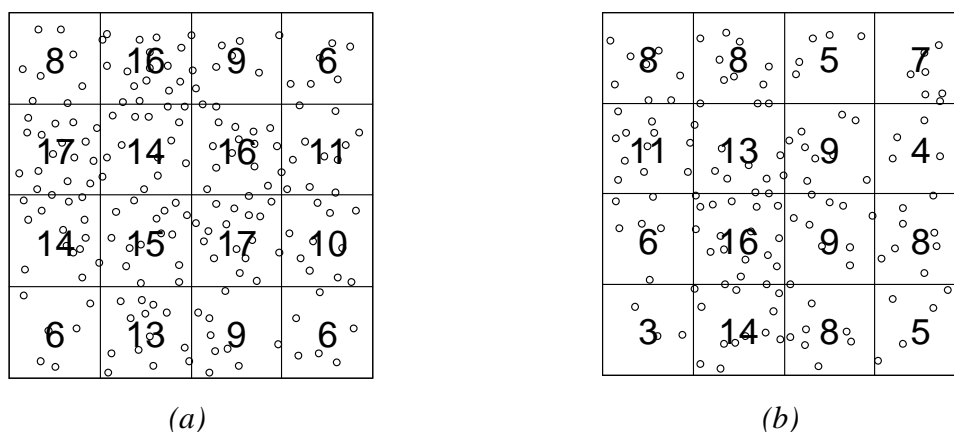


Obr. 45 3D povrch vzorku, bodový vzor a odhadnutá hustota pro (a1)-(a3) jednobarevný vzorek B9 a (b1)-(b3) vzorovaný vzorek L6.

### 10.3.2 Chí-kvadrát test pro distribuci žmolků

Chí-kvadrát test je v této práci také použit za účelem odhadu homogenity, či nehomogenity distribuce žmolků. Princip tohoto testu je následující. Nejprve se bodový vzor rozdělí na několik libovolných oken. Nulová hypotéza v tomto testu definuje, že všechna okna bodového vzoru obsahují přibližně stejný počet bodů. To znamená, že body jsou v bodovém vzoru přibližně homogenně rozděleny. Alternativní hypotéza naopak říká, že počet bodů je v každém okně významně odlišný, a to naznačuje nehomogenitu rozložení bodů.

Celkový počet bodů v bodovém vzoru jednobarevného vzorku B9 je 187 a u vzorovaného vzorku L6 je 134. Bodový vzor je u obou vzorků rozdělen (experimentálně) na šestnáct oken ( $4 \times 4$ ). Při platnosti nulové hypotézy by v každém okně měl ležet zhruba stejný počet bodů. U jednobarevného vzorku B9 tedy zhruba dvanáct bodů ( $187/16=11,7$ ) a u vzorovaného vzorku L6 zhruba devět bodů ( $134/16=8,4$ ). Výsledky testu se posuzují podle  $p$ -hodnoty. Pokud je  $p$ -hodnota větší než 0,05 (hladina významnosti), pak se nulová hypotéza nezamítá. Naopak, pokud je  $p$ -hodnota menší než 0,05, pak je nulová hypotéza zamítnuta. U jednobarevného vzorku B9 je  $p$ -hodnota rovna 0,27 a u vzorovaného vzorku  $p=0,14$ . Tyto výsledky naznačují, že žmolky jsou v obou případech rozmístěny homogenně. Rozdělení bodového vzoru jednobarevného vzorku B9 a vzorovaného vzorku L6 na šestnáct oken a znázornění reálného počtu bodů v každém okně je uvedeno na obr. 46 (a), (b).

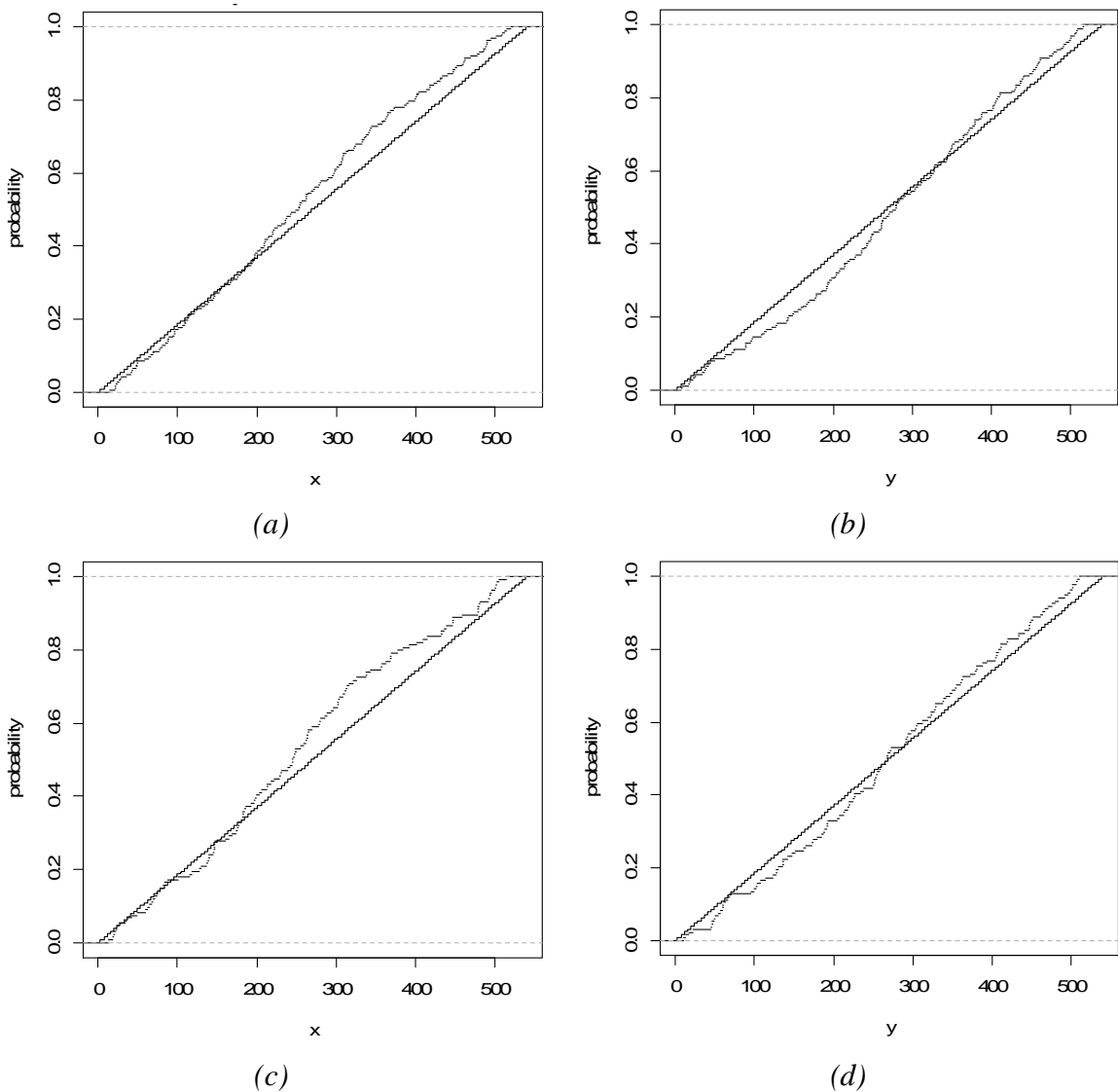


Obr. 46 Bodový vzor vzorku (a) B9 a (b) L6 rozdělený do šestnácti oken, kde v každém okně je znázorněn počet bodů, který v jednotlivých oknech leží.

### 10.3.3 Kolmogorov-Smirnovův test pro distribuci žmolků

Chí-kvadrát test však nemusí být pro stanovení homogenity žmolků nejvhodnější volba. Často může nastat případ, kdy nebude dodržen předpoklad, že v každém okně musí být nejméně pět bodů. Tento předpoklad nebude platit obzvláště u vzorků s vyšším stupněm žmolkovitosti (čtvrtý stupeň a výše). Z tohoto důvodu je dále využit pro hodnocení homogenity žmolků také Kolmogorov-Smirnovův test. Hlavním cílem je zjistit, zda mají data předpokládané rozdělení. Tento test vychází z porovnání reálné distribuční funkce z dat a teoretické distribuční funkce. Princip tohoto testu je založen na testování největší vzdálenosti mezi distribučními funkcemi. V případě testování homogenity žmolků na ploše vzorku se realizuje Kolmogorov-Smirnovův test zvlášť pro souřadnice  $x$  a zvlášť pro  $y$ . Tímto způsobem se sleduje, jestli jsou body rozloženy ve směru souřadnice  $x$  či  $y$  homogenně. Jedná se tedy o test teoretické distribuční funkce

a empirické distribuční funkce na základě pozic bodů v jednom směru vzoru (směr souřadnice  $x$  nebo  $y$ ). Nulová hypotéza v tomto případě definuje rovnoměrné rozložení bodů v určitém směru. Alternativní hypotéza pak definuje jiné, nerovnoměrné rozložení bodů v daném směru. Takže pro odhad homogenity bodů v bodovém vzoru se realizují dva tyto testy pro každý vzorek. Tedy jeden test pro souřadnice bodů  $x$  a druhý pro souřadnice  $y$ . Výsledky testu se posuzují opět podle  $p$ -hodnoty. Na obr. 47 (a)-(d) je zobrazen Kolmogorov-Smirnovův test pro souřadnice žmolků  $x$  a  $y$  pro vzorek B9 a L6. Výsledky testu jsou pro přehlednost znázorněny v tab. 16.



Obr. 47 Zobrazení teoretické distribuční funkce a reálné distribuční funkce pro souřadnice  $x$  a  $y$  vzorku (a), (b) B9 a (c), (d) L6.

Tab. 16 Výsledky Kolmogorov-Smirnovova testu pro vzorek B9 a L6.

Vzorek	$p$ -hodnota souřadnice $x$	Platnost hypotézy $H_0/H_1$	$p$ -hodnota souřadnice $y$	Platnost hypotézy $H_0/H_1$
<b>B9</b>	0,07	$H_0$	0,16	$H_0$
<b>L6</b>	0,03	$H_1$	0,71	$H_0$

Z výsledků pro vzorek B9 vyplývá, že nulová hypotéza nebyla pro souřadnice  $x$  a  $y$  zamítnuta. To by mohlo naznačovat homogenní rozložení žmolků na ploše vzorku. V případě vzorku L6 byla nulová hypotéza pro souřadnice  $x$  zamítnuta a pro souřadnice  $y$  nezamítnuta. Tento výsledek by mohl znamenat to, že žmolky jsou v jedné polovině (směru) vzorku rozloženy nehomogenně a v druhé homogenně. Jednou z příčin může být, že žmolky se tvoří v případě těchto textilií například po směru osnovy homogenně a po směru útku nehomogenně. Nebo může být test na homogenitu v jedné souřadnici slabý. Výsledky chí-kvadrát testu a Kolmogorov-Smirnovova testu jsou pro všechny testované vzorky uvedeny v tab. 6 v Příloze 4.

### 10.3.4 Model bodového procesu žmolků

Během testování bodových vzorů vzorků pomocí výše zmíněných nástrojů prostorové analýzy dat bylo zjištěno, že distribuce žmolků většiny vzorků odpovídá spíše homogennímu rozložení. V případě Kolmogorov-Smirnovova testu odpovídá kombinaci homogenního i nehomogenního rozložení žmolků ve dvou směrech (souřadnice  $x$  a  $y$ ). Proto se bude hledat nejprve model, který by vhodně popisoval rozložení žmolků na ploše vzorku mezi homogenními modely. V této práci je postupně testován na základě získaných výsledků homogenní a nehomogenní Poissonův model a Straussův nehomogenní model.

#### *Poissonovy modely*

Základním referenčním modelem náhodných bodových vzorů je homogenní Poissonův model s definovanou intenzitou bodového procesu  $\lambda$ . Základní vlastnosti tohoto modelu jsou následující [57]:

- Počet bodů spadající do definované oblasti má Poissonovo náhodné rozdělení se střední hodnotou  $\lambda \times \text{plocha oblasti}$ , která odpovídá očekávanému (střednímu) počtu bodů ve vymezené oblasti.
- Intenzita Poissonova homogenního procesu  $\lambda$  je konstantní. Střední počet bodů na jednotku plochy se tedy ve vyšetřované oblasti nemění.

Takovýto proces se často nazývá „zcela náhodný“. V rámci tohoto procesu jsou všechny body navzájem nezávislé a mají stejnou tendenci se vyskytovat na jakémkoliv místě v bodovém vzoru, jejich lokace je tedy nepředvídatelná - náhodná. Poissonův homogenní model se často používá při testování hypotéz, zda data odpovídají náhodnému rozdělení, či nikoliv. Slouží tedy často pro definování nulové hypotézy ve statistických analýzách.

Homogenní Poissonův proces s intenzitou  $\lambda$  má hustotu pravděpodobnosti [59]

$$f(\mathbf{x}) = \alpha \lambda^{n(\mathbf{x})}, \quad (56)$$

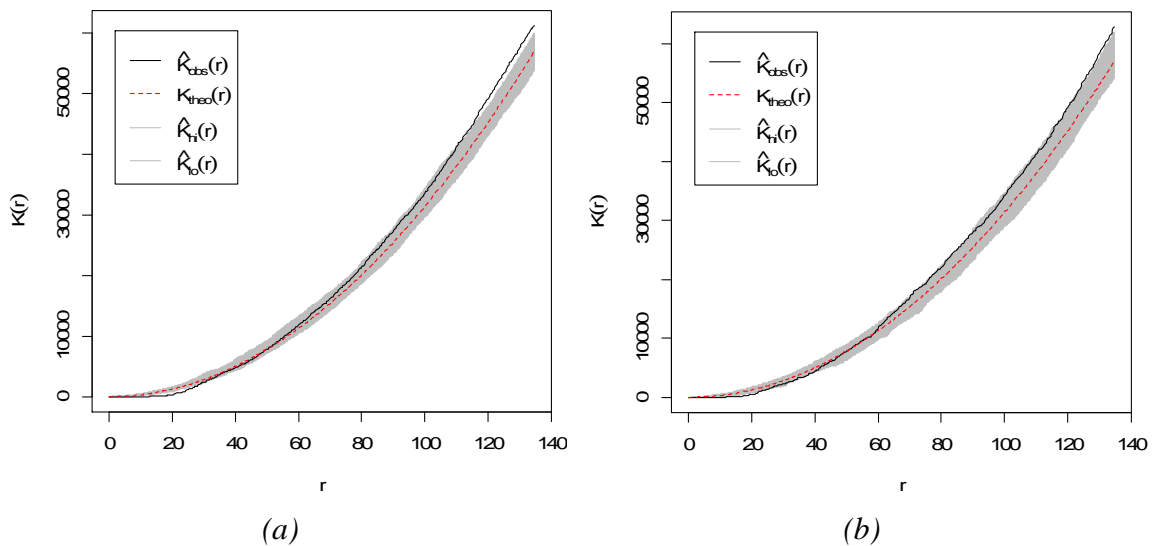
kde  $W$  je vyhraněná oblast, ve které je definována hustota pravděpodobnosti bodového procesu,  $n(\mathbf{x})$  je počet bodů v uspořádání bodů  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ ,  $x_i \in W$ , konstanta  $\alpha$  je ve tvaru

$$\alpha = e^{-(1-\lambda)|W|}. \quad (57)$$

Bodové vzory vzorků se žmolky jsou nejprve fitovány pomocí Poissonova homogenního modelu. Z důvodu náhodné variability každého procesu nelze dosáhnout

přesné shody mezi odhadovanou a teoretickou  $K$ -funkcí. Proto se konstruuje horní a dolní obálka teoretické  $K$ -funkce. Poté se vypočítá reálná  $K$ -funkce z dat. Pokud reálná  $K$ -funkce leží mezi horní a dolní obálkou modelu, pak lze daným modelem popsat rozložení žmolků na ploše vzorku.

Výsledky fitování bodového vzoru Poissonovým homogenním modelem však indikovaly, že žmolky rozloženy homogenně nejsou.  $K$ -funkce pro vzorek B9 a L6 je zobrazena na obr. 48 (a), (b). Zde  $\hat{K}_{obs}(r)$  představuje odhad  $K$ -funkce z naměřených dat,  $K_{theo}(r)$  je teoretická  $K$ -funkce pro Poissonův homogenní model,  $\hat{K}_{hi}(r)$  a  $\hat{K}_{lo}(r)$  jsou dolní a horní obálky modelu.  $\hat{K}_{obs}(r)$  v tomto případě mírně přesahuje jak dolní obálku, tak i horní pro  $K_{theo}(r)$ . Jakmile přesáhne reálná  $K$ -funkce horní a/nebo spodní obálku (šedá oblast), fitovaný model není pro danou distribuci bodů korektní. Přesáhnutí reálné  $K$ -funkce obálek není v těchto případech tak výrazné. Důvodem je, že se jedná o bodové vzory s vyšší hustotou bodů, kde rozdíl mezi náhodným a nenáhodným bodovým vzorem není tak výrazný.



Obr. 48 Fitování bodového vzoru vzorků (a) B9 a (b) L6 Poissonovým homogenním modelem v podobě  $K$ -funkce.

Pouze u šesti vzorků textilií se žmolky z celé sady vzorků se projevilo, že homogenní Poissonův model vyhovuje distribuci žmolků poměrně dobře. V případě zbylých vzorků se Poissonův homogenní model příliš neosvědčil. To si ale odporuje s výsledky z chí-kvadrát testu, které homogenitu bodů většinou nezamítly. V případě Kolmogorov-Smirnovova testu často docházelo k situaci, že žmolky byly rozloženy v jednom směru rovnoměrně a v druhém nerovnoměrně. Z těchto informací vyplývá, že proces, pro který nebyla homogenita zamítnuta, ještě není zaručeně dokonale homogenní a může být i nehomogenní. V prostorové statistice se projevuje zvlášť zřetelně, že jsou testy citlivé na různé druhy porušení nulové hypotézy. Z toho může vyplývat, že testy homogenity jsou v tomto případě slabé.

Protože se neosvědčil homogenní model pro popis distribuce žmolků, tak bude nadále hledán vhodný model mezi modely nehomogenními. Dalším typem Poissonova modelu je Poissonův nehomogenní model. Zde se předpokládá, že body jsou distribuovány zcela náhodně, ale nehomogenně. Jedná se o modifikaci Poissonova homogenního modelu s následujícími vlastnostmi [58]:

- Střední počet bodů spadající do definované oblasti  $B$  v bodovém vzoru  $X_b$  má Poissonovo náhodné rozdělení se střední hodnotou  $\int_B \lambda(u) du$ , s umístěním bodů  $u$  a s funkcí intenzity  $\lambda(u)$ . Jedná se o nekonstantní intenzitu bodového procesu.
- Body v takovémto bodovém procesu jsou pak rozděleny nezávisle a identicky.

Poissonův nehomogenní proces s funkcí intenzity  $\lambda(u)$  má hustotu pravděpodobnosti

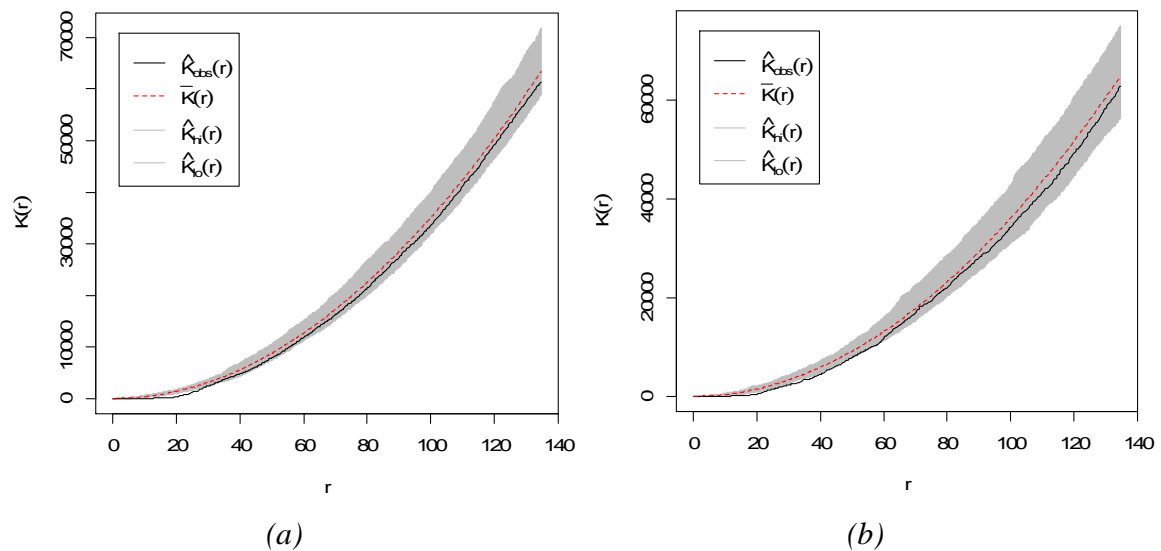
$$f(\mathbf{x}) = \alpha \prod_{i=1}^n \lambda(x_i), \quad (58)$$

kde  $\alpha$  je konstanta definována jako

$$\alpha = \exp\left[-\int_W (1 - \lambda(u)) du\right]. \quad (59)$$

Fitování bodového vzoru Poissonovým nehomogenním modelem s polynomem třetího stupně již prokázalo lepší výsledky. Sedmnáct vzorků textilií z první skupiny testovaných vzorků se žmolky odpovídá poměrně dobře nehomogennímu Poissonovu modelu.

Na obr. 49 (a), (b) jsou zobrazeny  $K$ -funkce pro bodový vzor vzorku B9 a L6. Zde se reálná  $K$ -funkce (vyznačená černou křivkou) více blíží k teoretické  $K$ -funkci pro nehomogenní Poissonův proces (vyznačená červenou křivkou). Avšak reálná funkce stále mírně přesahuje spodní obálku při malém poloměru kružnice  $r$ . Tento fakt naznačuje, že body se na kratší vzdálenosti spíše odpuzují.



Obr. 49 Fitování bodového vzoru vzorků (a) B9 a (b) L6 Poissonovým nehomogenním modelem s polynomem třetího stupně v podobě  $K$ -funkce.

Z tohoto důvodu bude dalším úkolem této práce najít vhodný model, který by dobře popsal nehomogenitu žmolků a jejich odpuzování se na krátké vzdálenosti. Jedním z těchto modelů, který odpovídá daným předpokladům rozložení žmolků na ploše textilie, je Straussův nehomogenní model.



### Gibbsovy modely

Straussův model patří mezi Gibbsovy modely [59]. Všeobecně vychází Gibbsovy modely z interakce nebo vzájemné závislosti mezi body. Tyto modely se mezi sebou liší v typech interakcí mezi body. Body se mohou například navzájem přitahovat nebo odpuzovat v bodovém vzoru. Jednou z možností, jak konstruovat statistický model, je definovat jeho hustotu pravděpodobnosti. Hustota ve tvaru funkce vypovídá o vlastnostech pravděpodobnosti. Modely prostorových bodových procesů, které jsou konstruovány pomocí hustoty pravděpodobnosti, patří mezi Gibbsovy modely. Hustota pravděpodobnosti je funkce  $f(\mathbf{x})$  pro každé konečné uspořádání bodů  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ ,  $x_i \in W$ . Bodový proces leží uvnitř ohraničeného okna  $W$  [59].

Straussův model patří mezi modely, které vychází z interakce mezi páry bodů v bodovém procesu. Aby mohl být zkonstruován prostorový bodový proces, který bude vyjadřovat vzájemnou interakci mezi body, je definováno několik výrazů v hustotě pravděpodobnosti. Tyto výrazy budou záviset na více než jednom bodu. Mezi nejjednodušší modely tohoto typu patří modely založené na interakci mezi páry bodů. Tyto modely mají hustotu pravděpodobnosti ve tvaru

$$f(\mathbf{x}) = \alpha \left[ \prod_{i=1}^{n(\mathbf{x})} b(x_i) \right] \left[ \prod_{i < j} c(x_i, x_j) \right], \quad (60)$$

kde  $\alpha$  je normalizační konstanta,  $b(u)$ ,  $u \in W$ , je první výraz v pořadí a  $c(u, v)$ ,  $u, v \in W$ , je výraz pro interakci mezi páry bodů (druhý v pořadí). Výraz pro vzájemnou interakci mezi páry bodů vyjadřuje závislost mezi body. V principu je možné vybrat jakoukoliv funkci  $b$  a  $c$ , která zajistí, že výsledná hustota bude integrovatelná [59].

Zobecněný Straussův model předpokládá, že  $b(u) \equiv \beta_{int}$  a platí dle [58]

$$c(u, v) = \begin{cases} 1 & \text{jestliže } \|u - v\| > r, \\ \gamma & \text{jestliže } \|u - v\| \leq r. \end{cases} \quad (61)$$

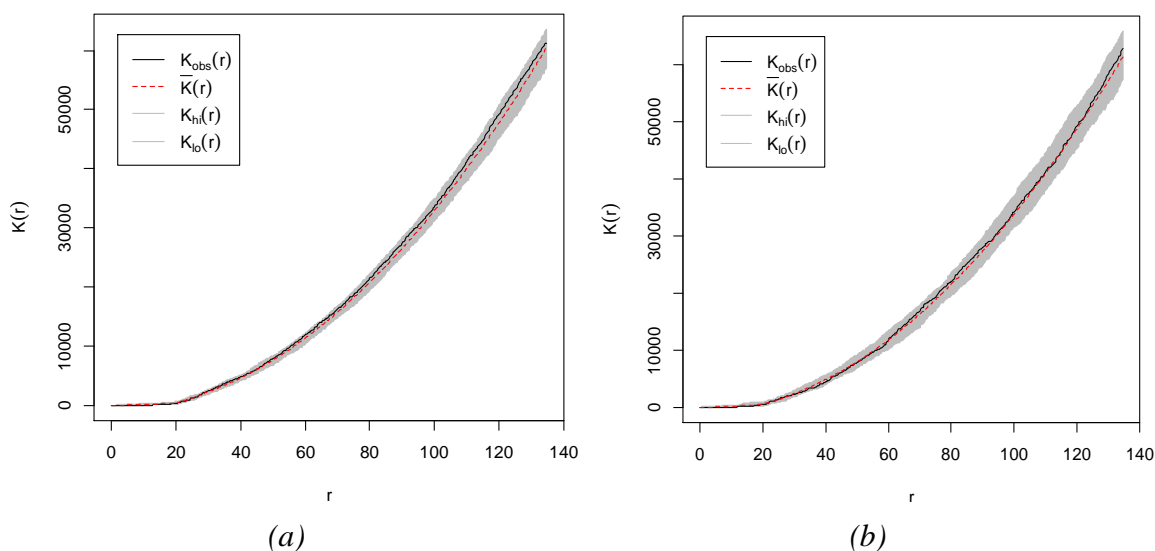
Pak hustotu pravděpodobnosti  $f(\mathbf{x})$  lze vyjádřit jako

$$f(\mathbf{x}) = \alpha \beta_{int}^{n(\mathbf{x})} \gamma^{s(\mathbf{x})}, \quad (62)$$

kde  $\beta_{int}$  je intenzita Poissonova procesu,  $s(\mathbf{x})$  je počet párů odlišných bodů v uspořádání bodů  $\mathbf{x}$ , které k sobě leží blíže, než je definovaná vzdálenost  $r$ . Parametr  $\gamma$  kontroluje velikost interakce mezi body. Pokud tento parametr leží mezi  $0 < \gamma < 1$ , pak se body mezi sebou navzájem odpuzují [59].

Popisu distribuce žmolků na ploše vzorku nejlépe vyhovuje Straussův nehomogenní model s parametry: polynom třetího stupně a poloměr kružnice  $r=20$ . Parametr polynom třetího stupně poměrně dobře vystihuje rozložení nehomogenity v přírodě a také byl vhodnou volbou i při popisu distribuce žmolků. Tento model patří mezi modely, které fitují bodové procesy, kde se body na určitou vzdálenost navzájem odpuzují. Tam, kde příliš nevyhovoval Straussův nehomogenní model, pak vyhovoval Poissonův nehomogenní model.

Na obr. 50 (a), (b) je znázorněna  $K$ -funkce pro Straussův model pro jednobarevný vzorek B9 a vzorovaný vzorek L6. Z grafů je patrné, že  $K$ -funkce z naměřených dat spadá mezi horní a dolní obálku modelu. Proto lze definovat, že rozložení žmolků se může řídit podle Straussova modelu. Ze Straussova nehomogenního modelu vyplývá, že žmolky se na menší vzdálenosti odpuzují a na větší vzdálenosti jsou rozloženy nehomogenně. U tohoto modelu se projevil předpoklad odpuzování žmolků na kratší vzdálenosti a jejich nehomogenní rozložení na delší vzdálenosti jako odpovídající.



Obr. 50  $K$ -funkce Straussova modelu pro vzorek (a) B9 a (b) L6.

Princip simulace žmolkování na přístroji Martindale spočívá ve tření dvou stejných textilií (či vzorku textilie o normovanou vlněnou tkaninu) umístěných na dvou hlavách přístroje proti sobě. Spodní hlava přístroje je stacionární a horní hlava je pohyblivá. Horní hlava se pohybuje ve tvaru Lissajousova obrazce, tedy od kružnice přes elipsu až po přímku. Poté se proces opakuje, ale naopak – od přímky přes elipsu až po kružnici. A takto se pohyb hlavy neustále střídá až po požadovaný počet otáček přístroje. Takže předpokladem u takto vzniklých žmolků je, že by měly být pravidelně či náhodně rozloženy na povrchu vzorku. Nastává tedy otázka, proč tomu tak není. S tím může souviset i pohyb hlavy ve tvaru obrazce, při němž nedochází k náhodné distribuci žmolků, ale žmolky se díky tomu tvoří na základě určitých pravidel. Vzorky byly testovány na dvou přístrojích Martindale umístěných na rozličných pracovištích. Tím by se tedy měl eliminovat i chybný pohyb horní hlavy zapříčiněný například poruchou přístroje. Další možností může být některá z vlastností textilního materiálu, která zapříčiní nehomogenní rozložení žmolků.

Algoritmus pro prostorovou analýzu testovaných vzorků textilií vytvořený v programu R je v Příloze na CD. V Příloze 4 v tab. 6 je uveden přehled výsledků chí-kvadrát testu, Kolmogorov-Smirnovova testu pro souřadnice bodů  $x$  a  $y$  a nejvhodnější model pro jednotlivé jednobarevné i vzorované vzorky z první skupiny vzorků.

Doposud byla testována pouze první skupina vzorků se žmolky, které vznikly simulací na přístroji Martindale. V další kapitole bude testována pomocí prostorové analýzy dat i druhá skupina vzorků. Tedy vzorky se žmolky, které vznikly běžným nošením a praním. Zde bude hlavním cílem zjistit, zda se přirozený a simulovaný proces tvorby žmolků na základě porovnání jejich distribucí podobá.

## 10.4 Analýza distribuce žmolků vytvořených přirozeným způsobem

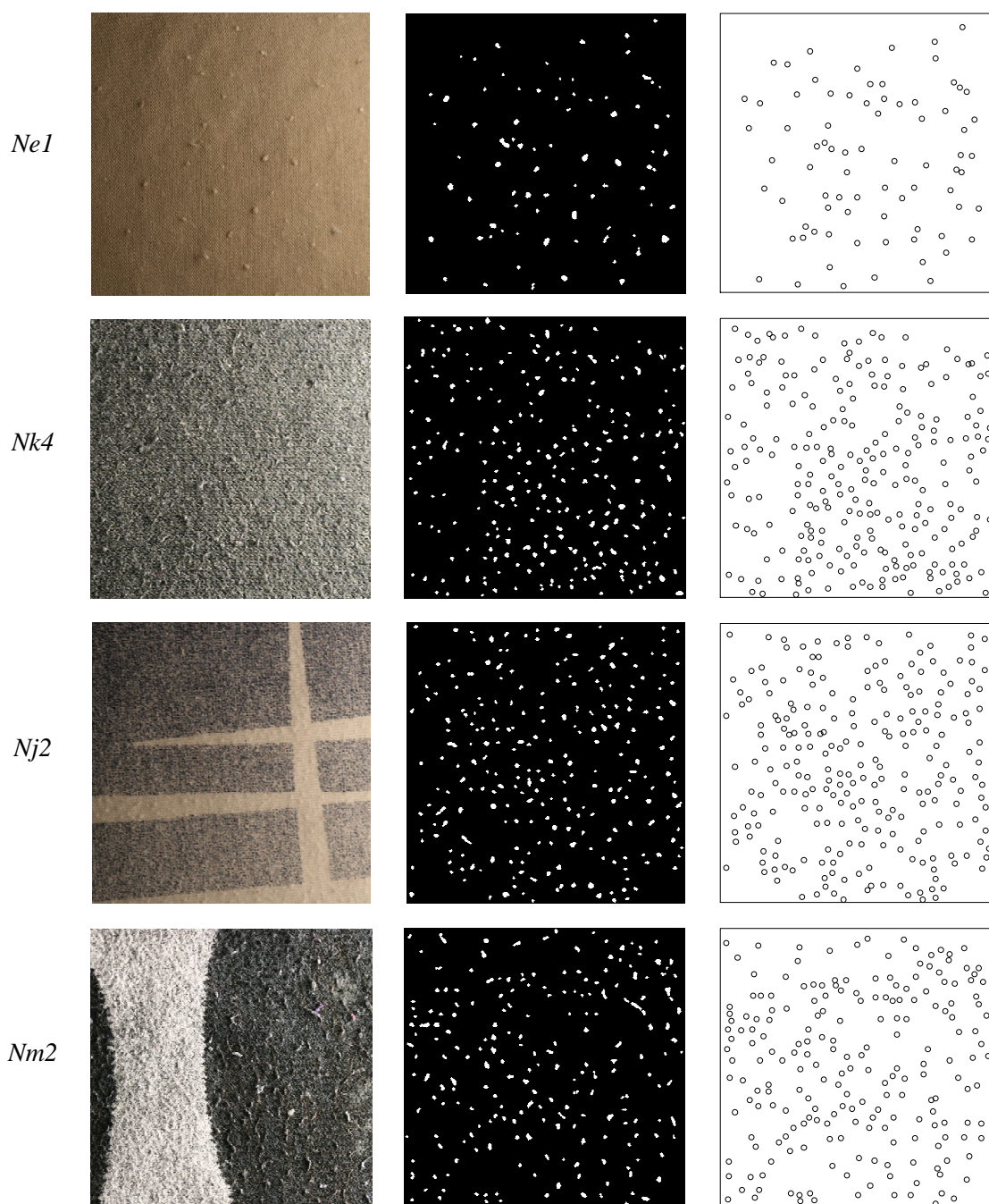
Všeobecně je žmolkování textilií poměrně složitý proces. Při tomto procesu se vlákna vyčnívající z povrchu textilie během tření při běžném nošení a údržbě oděvů zaplétají do sebe a postupně vytváří žmolky. Proces tvorby žmolků tedy trvá přirozenou cestou poměrně dlouhou dobu. Proto se v textilním průmyslu tento proces zrychluje simulací pomocí laboratorního zařízení. Nejčastěji používaným přístrojem pro simulaci procesu žmolkování je přístroje Martindale. Proces žmolkování textilií a přístroje používané pro simulaci procesu žmolkování byly popsány již v kapitole 2 *Žmolkovitost* a 3 *Subjektivní hodnocení žmolkovitosti*.

V této práci jsou testovány dvě skupiny vzorků textilií se žmolky. První skupina vzorků obsahuje vzorky se žmolky vytvořenými simulací na přístroji Martindale. Druhá skupina obsahuje vzorky se žmolky, které byly vytvořeny přirozenou cestou - tedy běžným nošením a praním. Tato část práce je zaměřena na odhad distribuce žmolků u druhé skupiny, která obsahuje dvacet šest vzorků. Mezi tyto vzorky patří různé oděvy (trička, svetry, kalhoty, pyžamo, ponožky). Cílem je stanovit, zda se přirozený proces žmolkování textilií podobá na základě rozmístění žmolků procesu simulovanému na přístroji Martindale. Tedy, zda simulace procesu žmolkování odpovídá přirozenému způsobu tvorby žmolků.

V předchozí kapitole bylo zjišťováno, jaký model by nejlépe popisoval distribuci žmolků vytvořených na přístroji Martindale. Distribuci žmolků na ploše vzorků ve většině případů nejlépe odpovídal Straussův nehomogenní model. Proto, aby bylo možné zjistit prostorovou distribuci žmolků také u druhé skupiny vzorků, jsou vzorky testovány navrženým algoritmem pro objektivní hodnocení žmolkovitosti. Díky tomu jsou získány binární obrazy vzorků s detekovanými žmolky a následně i jejich bodové vzory. Dále bude možné pracovat se žmolky jako s body (reprezentující těžiště žmolků) v bodovém vzoru. V Příloze 3 v tab. 5 jsou uvedeny základní charakteristiky žmolkovitosti počítané pro druhou skupinu vzorků.

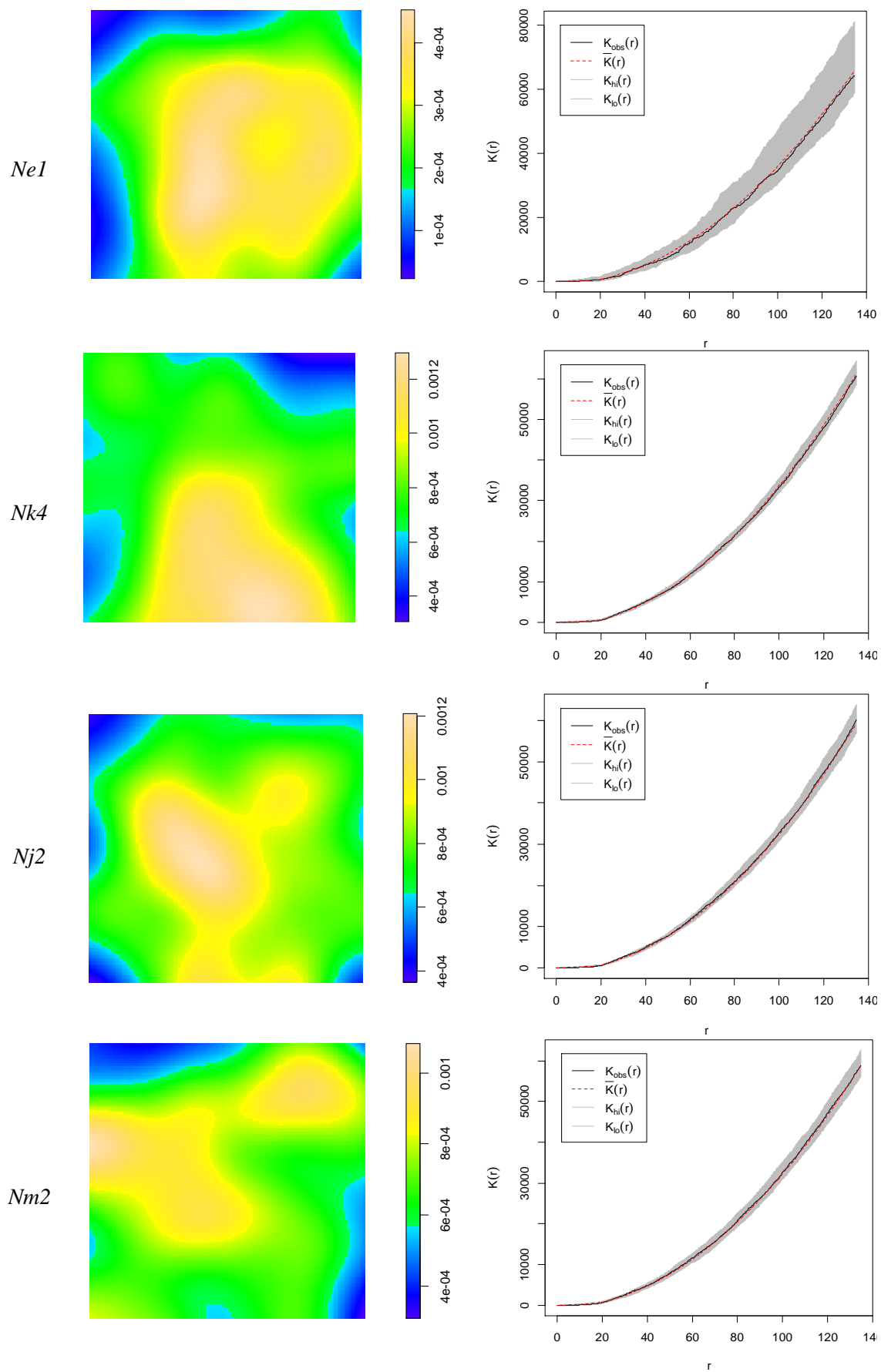
Celý postup prostorové analýzy dat použitý u první skupiny vzorků je aplikován i u této skupiny vzorků. Nejprve je odhadnuto pomocí hustoty bodů, chí-kvadrát testu a Kolmogorov-Smirnovova testu, zda jsou žmolky rozloženy homogenně, či nehomogenně. Výsledky chí-kvadrát testu již u více než poloviny vzorků nasvědčují spíše nehomogennímu rozložení žmolků, než jak to bylo u předchozí skupiny vzorků. Co se týče Kolmogorov-Smirnovova testu, tak zde se opět objevují situace, kdy rozložení žmolků je v jednom směru homogenní, a v druhém naopak. To bude zřejmě zapříčiněno stejnými vlivy jako u první skupiny vzorků.

I u této skupiny vzorků jsou testovány pro odhad distribuce žmolků modely, jako je Poissonův homogenní a nehomogenní model a Straussův nehomogenní model se stejnými parametry jako u první skupiny vzorků. Opět se však ukazuje, že i u této skupiny vzorků nejlépe vyhovuje Straussův nehomogenní model. Pro ukázkou výsledků prostorové analýzy dat u druhé skupiny vzorků byla vybrána reprezentativní sada čtyř vybraných vzorků. Mezi tyto vzorky patří: vzorek Ne1, Nk4, Nj2 a Nm2. Vzorky obsahují různý počet žmolků na povrchu vzorků. Na obr. 51 jsou zobrazeny barevné obrazy vybraných vzorků, dále pak binární obrazy vzorků získané na základě navrženého postupu pro objektivní hodnocení žmolkovitosti a jejich bodové vzory, kde jednotlivé body reprezentují těžiště žmolků.



Obr. 51 Původní obrazy vzorků *Ne1*, *Nk4*, *Nj2* a *Nm2* v prvním sloupci, jejich binární obrazy v prostředním sloupci a bodové vzory v posledním sloupci.

Výsledky prostorové analýzy dat vybrané sady vzorků v podobě odhadu hustoty bodů a  $K$ -funkce pro Straussův nehomogenní jsou uvedeny na obr. 52. Z výsledků lze vidět, že Straussův nehomogenní model opět poměrně dobře popisuje distribuci žmolků na ploše vzorku. Speciálně v grafu  $K$ -funkcí pro jednotlivé vzorky je patrné, že  $K$ -funkce zjištěná z dat je velmi blízko teoretické  $K$ -funkci. V Příloze 4 v tab. 7 je uveden přehled výsledků chí-kvadrát testu, Kolmogorov-Smirnovova testu pro souřadnice bodů  $x$  a  $y$  a nejvhodnější model pro jednotlivé vzorky se žmolky z první skupiny.



Obr. 52 Hustota bodů v prvním sloupci a  $K$ -funkce Straussova modelu v druhém sloupci pro vzorky *Ne1*, *Nk4*, *Nj2* a *Nm2*.

## 11 Souhrn a diskuze k výsledkům prostorové analýzy dat

V druhé části této práce bylo hlavním cílem odhadnout, zda jsou žmolky na ploše vzorků rozloženy homogenně, nehomogenně, náhodně či je jejich distribuce podmíněná nějakými pravidly. Za tímto účelem byly testovány na základě vybraných nástrojů prostorové analýzy dat dvě skupiny vzorků. První skupina obsahovala vzorky se žmolky, které byly vytvořeny simulací na přístroji Martindale. Druhá skupina vzorků zahrnovala textilie se žmolky vytvořenými běžným nošením a praním, tedy přirozeným způsobem. Zde bylo také cílem zjistit, zda se distribuce žmolků u těchto dvou skupin podobá. Tedy zda žmolky vytvořené simulací na přístroji Martindale mají obdobnou distribuci jako přirozeně vytvořené žmolky. Distribuce žmolků byla v této práci odhadnuta pomocí hustoty bodů, chí-kvadrát testu, Kolmogorov-Smirnovova testu a  $K$ -funkce. Dle výsledků analýzy byl pak určen model, který nejlépe popisoval distribuci žmolků na ploše vzorků.

Nejprve byla testována první skupina vzorků, tedy žmolky vytvořené simulací na přístroji Martindale. U většiny vzorků bylo potvrzeno homogenní rozložení žmolků. Homogenitu se tedy na základě chí-kvadrát testu nepodařilo zamítnout. U Kolmogorov-Smirnovova testu byly zvláště testovány souřadnice bodů  $x$  a  $y$ . Zde docházelo k rozdílným výsledkům. Často se totiž vyskytovala situace, kdy body byly po jedné souřadnici rozloženy homogenně a po druhé nikoliv. Zde je možné, že je test na homogenitu v jedné souřadnici slabý. Po zobrazení  $K$ -funkce pro homogenní Poissonův model pro jednotlivé vzorky však bylo patrné, že se homogenní model pro popis distribuce žmolků příliš nehodí. Testy tedy homogenitu žmolků nezamítly, ale homogenní model byl přitom nevhodný pro popis distribuce žmolků. Tato situace může být vysvětlena tak, že proces, pro který nebyla zamítnuta homogenita, ještě není zaručeně dokonale homogenní a klidně může být nehomogenní. Nebo mohou být testy na homogenitu slabé.

Proto se hledal vhodný model mezi modely, které popisují nehomogenní distribuci bodů. Prvotní testovaný model v nehomogenních modelech byl Poissonův nehomogenní model. Výsledky již byly příznivější a u několika vzorků se projevil tento model jako vhodný pro popis distribuce žmolků. Avšak u větší části vzorků nejlépe odpovídal Straussův nehomogenní model. Tento model dobře popisuje odpuzování žmolků na malé vzdálenosti a nehomogenní distribuci na delší vzdálenosti. Tím by se dalo i částečně vysvětlit to, že chí-kvadrát test nebyl schopen nehomogenitu odhalit, protože odpuzování a nehomogenita mají na chí-kvadrát test opačný účinek. Takže pro nehomogenní Straussův model funguje chí-kvadrát dle výsledků nesprávně. Na základě Straussova modelu je možné konstatovat, že žmolky se netvoří náhodně, ale existuje mezi nimi interakce – na malé vzdálenosti se odpuzují a na delší jsou rozloženy nehomogenně. To, že se na malé vzdálenosti odpuzují, by mohlo znamenat, že si každý žmolek při své tvorbě bere vlákna z určitého okolí. Proto se žmolky neshlukují v jeden rozsáhlý vlákenný shluk, ale spíše si „konkurují“ při stahování vyčnívajících vláken do žmolku. Nehomogenita jejich rozložení může být pak zapříčiněna některou z vlastností textilního materiálu.

Pro zjištění a porovnání distribuce žmolků i u druhé skupiny vzorků, kde byly žmolky vytvořeny běžným nošením a praním, bylo třeba testované vzorky podrobit navrženému algoritmu pro objektivní hodnocení žmolkovitosti. Tímto způsobem byly získány bodové vzory vzorků, kde bylo možné analyzovat distribuci žmolků. I pro druhou skupinu vzorků byly použity stejné nástroje prostorové analýzy dat. Zde již výsledky testů dobré shody lépe odhalily u některých vzorků nehomogenitu. Dále byly

fitovány bodové vzory vzorků pomocí stejných modelů jako u první skupiny vzorků. S výjimkou dvou vzorků (Nd1, Nf1), kde více vyhovoval pro popis distribuce žmolků Poissonův nehomogenní model, odpovídala distribuce žmolků vzorků nejlépe Straussovou nehomogennímu modelu.

Na základě odhadu distribuce žmolků lze říct, že se žmolky vytvořené simulací tvoří přibližně na stejném principu jako žmolky vytvořené přirozeně. Tedy na krátké vzdálenosti se odpuzují a na delší vzdálenosti jsou rozloženy nehomogenně.

## ZHODNOCENÍ VÝSLEDKŮ A NOVÝCH POZNATKŮ

Předložená disertační práce se zabývala vývojem komplexní objektivní metody hodnocení žmolkovitosti různých druhů textilií s využitím metody gradientních polí, nástrojů obrazové analýzy a prostorové statistiky dat. Jedním z hlavních cílů této práce bylo realizovat efektivní, časově i finančně nenáročnou metodu pro objektivní hodnocení žmolkovitosti.

V rámci metodiky pro objektivní hodnocení žmolkovitosti byl navržen algoritmus v prostředí softwaru MatLab. Jedním z nejdůležitějších kroků byla 3D rekonstrukce povrchu textilií. Pro 3D rekonstrukci zde byla využita metoda gradientních polí, která rekonstruuje tvar objektů s využitím jeho stínů. Stíny žmolků, které jsou vytvořeny během šikmého osvětlení při snímání povrchu textilií, představují většinou výrazný problém při segmentaci obrazu pomocí různých obrazových metod. Metoda gradientních polí naopak vyžaduje stíny objektu pro realizaci 3D rekonstrukce povrchu. Právě proto je tato metoda vhodná pro rekonstrukci povrchu textilií se žmolky, které při šikmém osvětlení jako vyčnívající objekty ze struktury textilie vytvoří požadovaný stín.

Pro 3D rekonstrukci povrchu na základě metody gradientních polí bylo třeba vytvořit stín žmolků postupně ze čtyř stran a vzorek během jednotlivého osvětlení vždy nasnímat. Tímto způsobem vznikla pro každý vzorek sada čtyř obrazů. Za účelem vytvoření stínů žmolků ze čtyř stran byl v této práci navržen a zrealizován speciální světelný systém. Tento systém se skládal ze čtyř světél (aby bylo možné postupně osvětlit vzorek ze čtyř stran), dále z podstavce a regulace osvětlení. V rámci světelného systému, který byl navržen přesně pro účely disertační práce, je možné libovolně měnit pozici světél vůči vzorku. Díky tomu lze dosáhnout vhodných podmínek pro vytvoření stínů i tak malých objektů jako jsou žmolky na povrchu textilie.

Postup pro získání 3D povrchu vzorku nebyl náročný. Ze získané sady čtyř obrazů pro každý vzorek byly odhadnuty dva gradientní obrazy na základě odečtení obrazů v příslušných směrech. S využitím získaných gradientních obrazů a za pomoci speciálního algoritmu, který je založený na metodě gradientních polí, se povrch zrekonstruoval do 3D. Metoda gradientních polí se projevila díky svému principu jako vhodná, a to i v případech, kde běžné objektivní metody selhávají, tzn. i pro vzorované materiály. V případě vzorovaných materiálů je často poměrně těžké rozpoznat žmolky na povrchu textilie již při subjektivním hodnocení. To potvrzuje i koeficient konkordance, který je nižší oproti koeficientu konkordance pro jednobarevné vzorky. Nejen nižší koeficient konkordance, ale i výsledky metody pro objektivní hodnocení žmolkovitosti založené na 2D DFT, která byla testována i v této práci, naznačují obtížnost hodnocení vzorovaných materiálů zejména na 2D obrazech textilií. Metoda gradientních polí byla schopna poměrně dobře eliminovat vliv i složitějších vzorů na segmentaci žmolků. Potlačení vzoru textilie bylo již patrné na gradientních obrazech. Tento fakt lze označit za významnou výhodu mezi objektivními metodami hodnocení žmolkovitosti. Limitace této metody se objevila v případě pomačkaného povrchu vzorků textilií, kdy záhyby vytvářely při šikmém osvětlení stín a byly spolu se žmolky také rekonstruovány. To pak vede k chybným výsledkům segmentace obrazu.

Výsledkem objektivní metody byl odhad objektivního stupně žmolkovitosti jednotlivých vzorků. Objektivní stupeň žmolkovitosti byl odhadnut na základě jednoduché lineární regrese, která vycházela pouze z počtu žmolků. Porovnání výsledných stupňů žmolkovitosti získaných ze subjektivní a objektivní metody



potvrdilo poměrně velkou přesnost navržené objektivní metody. Dále byly výsledky navržené metody porovnány i s další metodou, která využívá pro rekonstrukci povrchu odlišný princip. Za tímto účelem byl použit bezkontaktní laserový přístroj Talysurf CLI 500. Výsledky rekonstrukce povrchu a detekce žmolků na základě navržené metodiky se ukázaly v porovnání s původními obrazy vzorků jako přesnější. Při porovnání výsledků těchto dvou metod pro rekonstrukci povrchu je výhoda metody gradientních polí opravdu výrazná. A to zejména proto, že přístroj Talysurf je jak finančně, tak i časově náročnou technologií pro rekonstrukci povrchu. Navržená metodika se ukázala jako rychlý a efektivní způsob pro objektivní hodnocení žmolkovitosti různých typů textilií, který je nenáročný i na přístrojové vybavení. Pro rekonstrukci povrchu je dostačující pouze snímací zařízení (např. fotoaparát), osvětlení a algoritmus pro zpracování a hodnocení výsledků. Tyto výhody a také poměrně dobré výsledky objektivní metodiky v porovnání se subjektivní metodou ukazují na to, že by tento hodnotící systém mohl být využitelný i v praxi. Aby bylo tedy možné snadno a prakticky využít objektivní metodiku pro hodnocení žmolkovitosti i v textilním průmyslu, bylo navrženo uživatelsky příjemnější rozhraní. Výsledek objektivního hodnocení je ve formě sady obrazů, charakteristik žmolkovitosti a odhadnutého objektivního stupně žmolkovitosti zobrazen za použití navrženého systému do několika vteřin.

Druhým významným cílem předložené disertační práce bylo odhadnout distribuci žmolků na ploše vzorku. K tomu sloužilo několik nástrojů prostorové analýzy dat. Na základě několika testů prostorové statistiky dat bylo u většiny testovaných vzorků zjištěno, že žmolky se na krátké vzdálenosti odpuzují a na delší jsou rozloženy nehomogenně. To znamená, že žmolky nejsou rozloženy náhodně, ale jejich tvorba podléhá určitým pravidlům. Stejně tak byl v této práci testován i předpoklad, zda se distribuce žmolků vytvořených simulací na přístroji Martindale podobá distribuci žmolků vytvořených při běžném nošení a praní. Výsledky testování naznačily, že jsou si oba procesy na základě distribuce žmolků podobné, tzn., lze distribuci jejich žmolků popsat stejným modelem.

Dále by bylo vhodné výzkum v této oblasti směřovat na monitorování jednotlivých fází žmolkování různých druhů textilií za pomoci obrazové analýzy. Tento směr by mohl být účelný pro objektivní popis jevů, ke kterým v jednotlivých fázích žmolkování dochází. Dalším námětem by také mohla být analýza příčiny, proč se žmolky na krátké vzdálenosti odpuzují a na dlouhé jsou rozloženy nehomogenně.

## PŘEHLED POUŽITÝCH SYMBOLŮ A ZKRATEK

<i>SYMBOL</i>	<i>VYSVĚTLIVKA</i>
$2D$	Dvourozměrný
$3D$	Třírozměrný
$A$	Amplituda obrazové funkce
$(x,y)$	Souřadnice v rovině
$\sigma$	Směrodatná odchylka
$\mu$	Střední hodnota
$\sigma^2$	Rozptyl
$\alpha_m$	Rychlost migrace vláken ze struktury textilie na její povrch
$\omega$	Rychlost odpadnutí žmolku z povrchu textilie
$E$	Vlákna mající sklon ke žmolkování (v kapitole 2.3)
$C$	Základní tkanina v modelu žmolkování (v kapitole 2.3)
$D$	Rozvláknění povrchu netvořící žmolky (v kapitole 2.3)
$G$	Žmolky v modelu žmolkování (v kapitole 2.3)
$H$	Odpadnutí žmolků v modelu žmolkování (v kapitole 2.3)
$w$	Koeficient konkordance
$w_j$	Koeficient konkordance pro jednobarevné vzorky
$w_v$	Koeficient konkordance pro vzorované vzorky
$p_{ij}$	Pořadové koeficienty
$m$	Počet hodnotitelů (v kapitole 4.2)
$n$	Počet vzorků (v kapitole 4.2)
$T$	Opravný faktor (v kapitole 4.2)
$p_j$	Součet pořadových koeficientů
$\bar{p}$	Průměrný součet pořadových koeficientů
$L$	Počet shodných skupin přes všechny hodnotitele
$t_l$	Velikost $l$ -té shodné skupiny
$H_0$	Nulová hypotéza
$H_1$	Alternativní hypotéza
$\chi^2$	Testová statistika chí-kvadrát
$\alpha$	Hladina významnosti
$I_b$	Obraz vzorku, který byl osvětlen shora
$I_a$	Obraz vzorku, který byl osvětlen zdola
$I_l$	Obraz vzorku, který byl osvětlen zleva
$I_r$	Obraz vzorku, který byl osvětlen zprava
$f(x,y)$	Obrazová funkce
$M$	Počet řádků matice
$N$	Počet sloupců matice
$q$	Kvantovací interval
$b$	Počet bitů (v kapitole 4.3.1)
$I_R$	Intenzita červené barvy pixelu obrazu (v kapitole 4.4)
$I_G$	Intenzita zelené barvy pixelu obrazu (v kapitole 4.4)

$I_B$	Intenzita modré barvy pixelu obrazu (v kapitole 4.4)
$h_i$	Počet pixelů v obraze s úrovní šedi $i$
$G$	Počet úrovní šedi v obraze
$\Phi$	Zářivý tok
$Q$	Množství energie
$t$	Čas
$E$	Ozáření
$A_p$	Plocha, na kterou dopadá světelný tok
$L_p$	Zář
$s$	Bod, ve kterém se odráží světlo
$\omega$	Daný směr světla
$\omega_i$	Směr dopadajícího světla
$\omega_r$	Směr odraženého světla
$d$	Průměr čočky
$f$	Ohnisková vzdálenost objektivu
$n_p$	Normála povrchu
$V$	Směr pohledu pozorovatele
$\Theta_i$	Úhel, který svírá světlo dopadající na povrch s normálou povrchu
$\Theta_r$	Úhel, který svírá světlo odražené od povrchu s normálou povrchu
$f_r$	Dvousměrová distribuční funkce odrazu
$L_i$	Světlo dopadající na povrch
$L_r$	Výstupní difúzně rozptýlená světelná energie
$\Omega$	Polokoule
$R$	Odrazivost Lambertovského povrchu
$\nabla \mathbf{f}$	Gradient obrazu
$g_x$	Odhad gradientu obrazu ve směru osy $x$
$g_y$	Odhad gradientu obrazu ve směru osy $y$
$h$	Maska filtru (v kapitole 4.6)
$m \times n$	Velikost masky filtru (v kapitole 4.6)
$(a, b)$	Celá kladná čísla (v kapitole 4.6)
$g(x, y)$	Výstupní binární obraz
$h(x, y)$	Gaussův filtr
$T$	Prahová hodnota
$k$	Prahový parametr (v kapitole 4.7.1)
$b \times b$	Velikost okolí pixelu (v kapitole 4.7.1)
$T(x, y)$	Lokální prahová hodnota v bodě $x, y$
$(u, v)$	Souřadnice ve frekvenční oblasti
$F(u, v)$	Fourierova transformace
$ F(u, v) $	Amplitudové frekvenční spektrum Fourierovy transformace
$R(u, v)$	Reálná složka
$I(u, v)$	Imaginární složka
$P(u, v)$	Výkonové spektrum Fourierovy transformace
$P(u, v)_{\log}$	Výkonové spektrum po logaritmické transformaci
$N_z$	Počet žmolků
$A_T$	Celková plocha žmolků

$P$	Obvod žmolků
$P_A$	Průměrný obvod žmolků
$A_A$	Průměrná plocha žmolků
$H_z$	Hustota žmolků
$A_v$	Vyšetřovaná plocha vzorku
$C$	Kontrast žmolků
$c_o$	Průměrná hodnota šedi žmolků
$c_p$	Průměrná hodnota šedi okolí žmolků
$r$	Korelační koeficient (v kapitole 6.1)
$x_i$	Hodnota jedné charakteristiky pro výpočet $r$ (v kapitole 6.1.1)
$y_i$	Hodnota druhé charakteristiky pro výpočet $r$ (v kapitole 6.1.1)
$n$	Počet pozorování (v kapitole 6.1)
$y$	Objektivní stupeň žmolkovitosti (v kapitole 6.1)
$\beta_j$	Regresní koeficient
$x_j$	Faktory ovlivňující závisle proměnnou
$\varepsilon$	Reziduální odchylky regresního modelu
$\mathbf{X}$	Matice s nezávisle proměnnými $x_j$
$p$	Počet sloupců matice $\mathbf{X}$ (v kapitole 6.1)
$k$	Počet regresních koeficientů (v kapitole 6.1)
$b_j$	Odhadnutý regresní parametr
$e$	Odhadované reziduální odchylky regresního modelu (v kapitole 6.1)
$\hat{y}$	Odhadnutý objektivní stupeň žmolkovitosti
$R^2$	Koeficient determinace
$F$	Testová statistika $F$ -testu
$SS_R$	Regresní součet čtverců
$SS_E$	Reziduální součet čtverců
$\alpha$	Hladina významnosti
$F_{\alpha,k,n-k-1}$	Kritická hodnota $F$ -testu
$T$	Studentova testová statistika (v kapitole 6.1)
$s(b_j)$	Směrodatná odchylka odhadovaných parametrů $b_j$
$s^2$	Odhad rozptylu regresních koeficientů (v kapitole 6.1)
$\bar{x}$	Průměrný rozdíl mezi hodnoceními (v kapitole 6.1.5)
$s_d$	Směrodatná odchylka průměru rozdílů
$\lambda$	Intenzita bodového procesu
$\hat{\lambda}$	Odhad intenzity bodového procesu
$\lambda(u)$	Intenzita bodového procesu v okolí bodů $u$
$X_b$	Bodový proces
$W$	Vyšetřované okno bodového procesu
$\mathbf{x}$	Konečné uspořádání bodů v okně $W$ (v kapitole 10)
$n(\mathbf{x})$	Počet bodů v uspořádání bodů $\mathbf{x}$
$u$	Vymezená oblast bodů
$e(u)$	Korekce hraničního efektu
$k$	Vyhlazovací Gaussovo jádro (v kapitole 10.1.1)
$x_i$	Daná událost v bodovém procesu $X_b$ (v kapitole 10)
$n_j$	Počet bodů v jednotlivých oknech

$m$	Počet oken v bodovém vzoru (v kapitole 10)
$n$	Celkový počet bodů v bodovém vzoru (v kapitole 10)
$F(x)$	Teoretická distribuční funkce
$F_0(x)$	Kumulativní empirická distribuční funkce
$D_{K-S}$	Max. odchylka mezi teoretickou a empirickou distribuční funkcí
$D_n(\alpha)$	Tabelovaná kritická hodnota pro maximální odchylku
$s_{ij}$	Vzdálenost mezi páry bodů $x_i$ a $x_j$ v bodovém procesu
$t_i$	Vzdálenost bodu $x_i$ k jeho nejbližšímu sousedovi $x_j$
$d(u)$	Vzdálenosti mezi pevně daným bodem $u$ a nejbližší událostí $x_i$
$r$	Poloměr kružnice (v kapitole 10)
$K(r)$	Střední počet bodů v definovaném okolí kružnice o poloměru $r$
$K_{pois}(r)$	$K$ -funkce pro Poissonův homogenní model
$b(u, r)$	Prostor v okolí bodů $u$ o velikosti kružnice s poloměrem $r$
$\hat{K}(r)$	Odhad $K$ -funkce
$Z$	Počet nezávislých simulací náhodného procesu
$U(r)$	Horní obálka $K$ -funkce
$L(r)$	Spodní obálka $K$ -funkce
$K_{theo}(r)$	Teoretická $K$ -funkce
$K_{hi,lo}(r)$	Horní a spodní obálka $K$ -funkce
$K_{obs}(r)$	Zjištěná $K$ -funkce z dat
$K-S$	Kolmogorov-Smirnovův test
$f(\mathbf{x})$	Funkce hustoty pravděpodobnosti bodového procesu (v kapitole 10)
$\alpha$	Konstanta ve funkci hustoty pravděpodobnosti (v kapitole 10.3.4)
$B$	Definovaná oblast v bodovém procesu
$c(u, v)$	Interakce mezi páry bodů $u, v$
$\beta_{int}$	Intenzita Poissonova procesu
$\gamma$	Parametr pro kontrolu velikosti interakce mezi body
$s(\mathbf{x})$	Počet párů odlišných bodů, které leží blíže než poloměr $r$

### **ZKRATKA**

*CCD*  
*2D DFT*  
*ASTM*  
*PCA*  
*DA*  
*SFS*  
*B&B*  
*RGB*  
*FS*  
*TUL*  
*jpg*  
*Taly*  
*MGP*  
*GUI*

### **VYSVĚTLIVKA**

Charge Coupled Device  
 Dvourozměrná diskretní Fourierova transformace  
 American Society for Testing and Materials  
 Principal Components Analysis  
 Discriminant Analysis  
 Shape from Shading  
 Brandův a Bohmfalkův model  
 R- Red, G- Green, B- Blue  
 Fakulta strojní  
 Technická univerzita v Liberci  
 Joint Photographic Group  
 Metoda Talysurf  
 Metoda gradientních polí  
 Graphical User Interface

## SEZNAM PUBLIKACÍ AUTORA

### Publikace v recenzovaném časopise

- [1] Techniková, L., Tunák, M.: Weaving Density Evaluation with the Aid of Image Analysis. *Fibres and Textiles in Eastern Europe*, **98**(2), 74-79 (2013). (Web of Knowledge - IF 0,53)
- [2] Techniková, L., Tunák, M., Janáček, J.: An Objective Pilling Evaluation of Patterned Fabrics Based on a Gradient Field Method. *Indian Journal of Fibre and Textile Research*, 2015. [Článek přijat v prosinci 2014] (Web of Knowledge - IF 0,78)
- [3] Techniková, L., Tunák, M., Janáček, J.: Determination and Comparison of Fabric Pills Distribution Using Image Processing and Spatial Data Analysis Tools. *International Journal of Computer, Information, Systems and Control Engineering*, **7**(10), 616-621 (2013). (Scopus)
- [4] Techniková, L., Tunák, M., Janáček, J.: Qualitative Evaluation of Pilling. *Advanced Materials Research*, **740**, 649-654 (2013). (Scopus)
- [5] Techniková, L., Tunák, M., Janáček, J.: Forming of 3D Fabric Surface with the Help of Gradient Fields and Detection of the Pills. *Advanced Science Letters*, **19**(1), 203-206 (2013). (Scopus)
- [6] Techniková, L., Tunák, M., Janáček, J.: A Procedure of 3D Surface Reconstruction of Unicolor and Patterned Fabrics and Pills Detection. *Vlákna a textil*, **21**(3), 78-80 (2014). (Scopus)

### Publikace ve sborníku z mezinárodních konferencí

- [7] Techniková, L., Tunák, M.: Evaluation of Surface Degradation of Outdoor Materials. In: *Proceedings of 18th International Conference Structure and Structural Mechanics of Textiles*, Technical University of Liberec (2011).
- [8] Techniková, L., Tunák, M.: Monitoring of Degradation of Surface on Outdoor Materials in Various Resistibility Tests. In: *Book of abstracts of 5th Aachen – Dresden International Textile Conference*, 104, DWI an der RWTH Aachen (2011).
- [9] Techniková, L., Tunák, M.: Image Reconstruction of the Textiles in 3D and Evaluation of Pilling by the Help of Point Process. In: *Proceedings of 12th Autex 2012 World Textile Conference*, 1163-1166, University of Zagreb (2012).
- [10] Techniková, L., Tunák, M., Janáček, J.: 3D Reconstruction of Fabric Surface with the Help of Gradient Fields and Evaluation of Pilling. In: *Proceedings of 19th International Conference Structure and Structural Mechanics of Textiles*, 49-50, Technical University of Liberec (2012).

### Publikace ve sborníku z workshopů

- [11] Techniková, L.: Sledování změny struktury povrchu outdoorových materiálů při zkouškách materiálu v odolnosti v praní. In: *Sborník pro Workshop pro doktorandy Fakulty textilní a Fakulty strojní Technické univerzity v Liberci*, 119-123, Technická univerzita v Liberci (2011).
- [12] Techniková, L.: Hodnocení žmolkovitosti na základě rekonstrukce obrazu pomocí gradientních polí. In: *Sborník pro Workshop pro doktorandy Fakulty textilní a Fakulty strojní Technické univerzity v Liberci*, 109-113, Technická univerzita v Liberci (2012).
- [13] Techniková, L.: Objective Pilling Evaluation Method Based on Image Processing and Spatial Data Analysis Tools. In: *Sborník pro Workshop pro doktorandy FT a FS Chata pod lipami 2013*, 94-98, Technická univerzita v Liberci (2013).
- [14] Techniková, L.: An Effective Pills Segmentation on Patterned Fabrics. In: *Proceedings of Workshop for Ph.D. Students of Faculty of Textile Engineering and Faculty of Mechanical Engineering TUL*, 127-130, Technical University of Liberec (2014).

## SEZNAM CITACÍ PUBLIKACÍ AUTORA

### Citace k publikaci autora [1] uvedené v databázi *Web of Knowledge*

- [15] Zhang, J., Pan, R., Gao, W., Zhu, D.: Automatic Recognition of the Color Effect of Yarn-Dyed Fabric by the Smallest Repeat Unit Recognition Algorithm. *Textile Research Journal*, **0**(00), 1-15 (2014).
- [16] Zhang, J., Pan, R., Gao, W., Zhu, D.: Automatic Detection of Layout of Color Yarns of Yarn-Dyed Fabric. Part 1: Single-System-Mélange Color Fabrics. *COLOR research and application*, **0**(00), 1-15 (2014).

### Citace k publikaci autora [1] uvedené v databázi *Scopus*

- [17] Zhang, J., Xin, B., Wu, X.: Density Measurement of Yarn Dyed Woven Fabrics Based on Dual-Side Scanning and the FFT Technique. *Measurement Science and Technology*, **25**(11), (2014).

**LITERATURA**

- [1] Xu, B.: Instrumental Evaluation of Fabric Pilling. *The Journal of the Textile Institute*, **88**(4), 488-500 (1997).
- [2] ASTM D4970/D4970M. *Standard Test Method for Pilling Resistance and Other Related Surface Changes of Textile Fabrics: Martindale Tester*. International American Society for Testing and Materials, USA (2012).
- [3] Xin, B., Hu, J., Yan, H.: Objective Evaluation of Fabric Pilling Using Image Analysis Techniques. *Textile Research Journal*, **72**(12), 1057-1064 (2002).
- [4] Behera, B., K., Mohan, T., E: Objective Measurement of Pilling by Image Processing Technique. *International Journal of Clothing Science and Technology*, **17**(5), 279-291 (2005).
- [5] Semmani, D., Ghayoor, H.: Detecting and Measuring Fabric Pills Using Digital Image Analysis. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, **49**, 897-900 (2009).
- [6] Xiaojun, L., Huabing, H., Yushu, L., Hong, Z.: The Evaluation System of Fabric Pilling Based on Image Processing Technique. In: *Proceedings of Image Analysis and Signal Processing*, **9**, 44-47 (2009).
- [7] Zhang, J., Wang, X., Palmer, S.: Objective Pilling Evaluation of Wool Fabrics. *Textile Research Journal*, **77**(12), 929-936 (2007).
- [8] Zhang, J., Wang, X., Palmer, S.: Performance of an Objective Fabric Pilling Evaluation Method. *Textile Research Journal*, **80**(16), 1648-1657 (2010).
- [9] Zhang, J., Wang, X., Palmer, S.: Objective Grading of Fabric Pilling with Wavelet Texture Analysis. *Textile Research Journal*, **77**(11), 871-879 (2007).
- [10] Zhang, J., Wang, X., Palmer, S.: New Methods for Objective Evaluation of Fabric Pilling by Frequency Domain Image Processing. *Research Journal of Textile and Apparel*, **13**(1), 11-23 (2009).
- [11] Kim, Ch., S., Kang, T., J.: Image Analysis of Standard Pilling Photographs Using Wavelet Reconstruction. *Textile Research Journal*, **75**(12), 801-811 (2005).
- [12] Palmer, S., Wang, X.: Evaluating the Robustness of Objective Pilling Classification with the Two – Dimensional Discrete Wavelet Transform. *Textile Research Journal*, **74**(2), 140-145 (2004).
- [13] Mendes, A., Fiadeiro, P., T., Pereira, M., J., T., Miguel, R., A., L.: Dual-Scanning System for Optical Estimation of Pilling Formation. *Textile Research Journal*, **80**(12), 1201-1213 (2010).
- [14] Chen, X., Zengbo, X., Chen, T., Wang, J., Li, L.: Detecting Pills in Fabric Images Based on Multi-scale Matched Filtering. *Textile Research Journal*, **79**(15), 1389-1395 (2009).
- [15] Mendes, O., Fiadeiro, P., T., Miguel, R., A., L.: Subjective and Objective Pilling Evaluations of Textile Fabrics: A Comparison. *Textile Research Journal*, **80**(18), 1887-1897 (2010).



- [16] Ramachandran, V.S.: Perceiving Shape from Shading. *Scientific American*, **259**(2), 76-83 (1988).
- [17] Barrow, H.G., Tenenbaum, J.M.: Retrospective on “Interpreting Line Drawings as Three-Dimensional Surfaces”. *Artificial Intelligence*, **59**, 71-80 (1994).
- [18] Mingolla, E., Todd, J.T.: Perception of Solid Shape from Shading. *Biological Cybernetics*, **53**, 137-151 (1986).
- [19] Horn, B.K.P.: Height and Gradient from Shading. *International Journal of Computer Vision*, **5**(1), 37-75 (1990).
- [20] Ikeuchi, K., Horn, B.K.P.: Numerical Shape from Shading and Occluding Boundaries. *Artificial Intelligence*, **17**, 141-184 (1981).
- [21] Brooks, M.J., Horn, B.K.P.: Shape and Source from Shading. In: *Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 932-936 (1985).
- [22] Frankot, R.T., Chellappa, R.: A Method for Enforcing Integrability in Shape from Shading Algorithms. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **10**, 439-451 (1988).
- [23] Horn, B.K.P.: *Shape from Shading: A Method for Obtaining the Shape of a Smooth Opaque Object from One View*. PhD Thesis, Massachusetts Institute of Technology, USA (1970).
- [24] Oliensis, J.: Shape from Shading as a Partially Well-Constrained Problem. In: *Proceedings of Computer Vision, Graphics and Image Processing: Image Understanding*, **54**, 163-183 (1991).
- [25] Dupuis, P., Oliensis, J.: Direct Method for Reconstructing Shape from Shading. In: *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, 453-458 (1992).
- [26] Kimmel, R., Bruckstein, A.M.: Shape from Shading via Level Sets. *Israel Institute of Technology, CIS Report 9209* (1992).
- [27] Pentland, A.P.: Local Shading Analysis. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **6**, 170-187 (1984).
- [28] Lee, C.H., Rosenfeld, A.: Improved Methods of Estimating Shape from Shading Using the Light Source Coordinate System. *Artificial Intelligence*, **26**, 125-143 (1985).
- [29] Pentland, A.P.: Shape Information from Shading: A Theory about Human Perception. In: *Proceedings of International Conference on Computer Vision*, 404-413 (1988).
- [30] Tsai, P.S., Shah, M.: Shape from Shading Using Linear Approximation. *Image and Vision Computing Journal*, **12**(8), 487-498 (1994).
- [31] Staněk, J.: *Nauka o textilních materiálech, díl I., část 4. Vlastnosti délkových a plošných textilií*. 1. vydání, Vysoká škola strojní a textilní v Liberci (1988).
- [32] Naylor, G., Aissani, N., Ramsey, D.: The Kinetic Model of Pilling Revisited. *Textile Research Journal*, **81**(3), 247-253 (2011).
- [33] Hearle, J., Wilkins, A.: Mechanistic Modelling of Pilling. Part I: Detailing of Mechanism. *The Journal of the Textile Institute*, **97**(4), 359-368 (2006).

- [34] Hearle, J., Wilkins, A.: Mechanistic Modelling of Pilling. Part II: Individual-Fibre Computation Model. *The Journal of the Textile Institute*, **97**(4), 369-376 (2006).
- [35] ČSN EN ISO 12945-2. *Textilie - zjišťování sklonu plošných textilií k rozvláknění povrchu a ke žmolkování - Část 2: Modifikovaná metoda Martindale*. Český normalizační institut, Praha (2001).
- [36] ČSN 80 0838. *Zjišťování odolnosti plošných textilií proti žmolkování na Komorovém žmolkovacím přístroji*. Úřad pro normalizaci a měření, Praha (1976).
- [37] Gonzales, R.C., Wood, R.E.: *Digital Image Processing*. 3rd Edition, Prentice-Hall (2007).
- [38] Linka, A., Volf, P., Košek, M.: *Zpracování obrazu a jeho statistická analýzy: Digitalizace obrazu*. E-learning.tul.cz [online]. 2004, [cit. 2.1.2015]. Dostupné na Internetu: [http://e-learning.tul.cz/cgi-bin/elearning/elearning.fcgi?ID\\_tema=67&stranka=publ\\_tema](http://e-learning.tul.cz/cgi-bin/elearning/elearning.fcgi?ID_tema=67&stranka=publ_tema)
- [39] Řehák, J., Řeháková, B.: *Analýza kategorizovaných dat v sociologii*. Academia, Praha (1986).
- [40] Zhang, R., Tsai, P.S., Cryer, J.E., Shah, M.: Shape from Shading: A Survey. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **21**(8), 690-706 (1999).
- [41] Žára, J., Beneš, B., Sochor, J., Felkel, P.: *Moderní počítačová grafika*. Computer Press (2004).
- [42] Hlaváč, V., Sedláček, M.: *Zpracování signálu a obrazu*. Skripta, Fakulta elektrotechnická, České vysoké učení technické v Praze (1999).
- [43] Hlaváč, V.: *Pořízení obrazu*. Centrum strojového vnímání, Fakulta elektrotechnická, České vysoké učení technické v Praze (2007).
- [44] Frankot, R.T., Chellappa, R.: A Method for Enforcing Integrability in Shape from Shading Algorithms. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **10**, 439-451 (1988).
- [45] Agrawal, A., Raskar, R., Chellappa, R.: What is the Range of Surface Reconstructions from a Gradient Field? In: *Proceedings of 9th European Conference on Computer Vision*, **1**, 578-591 (2006).
- [46] Agrawal, A., Raskar, R., Chellappa, R.: An Algebraic Approach to Surface Reconstruction from Gradient Fields. In: *Proceedings of 10th IEEE International Conference on Computer Vision*, **1**, 174-181 (2005).
- [47] Straka, S.: *Segmentace obrazu*. Diplomová práce, Masarykova univerzita, Brno (2009).
- [48] Khurshid, K., Siddiqi, I., Faure, C., Vincent, N.: Comparison of Niblack Inspired Binarization Methods for Ancient Documents. In: *Proceedings of SPIE 7247, Document Recognition and Retrieval XVI* (2009).
- [49] Tunák, M.: *Detekce vad v plošných textiliích*. Disertační práce, Technická univerzita v Liberci (2008).

- [50] Meloun, M., Militký, J.: *Kompendium statistického zpracování dat*. Academia, Praha (2002).
- [51] Montgomery, D.C.: *Design and Analysis of Experiments*. 7th Edition, Wiley (2009).
- [52] Meloun, M., Militký, J.: *Statistické zpracování experimentálních dat*. East Publishing, Praha (1998).
- [53] Tošenovský, J., Noskiewičová, D.: *Statistické metody pro zlepšování jakosti*. Montanex (2000).
- [54] Dušek, L., Pavlík, T., Koptíková, J.: Analýza dat v neurologii. VII. Reprodukovatelnost a opakovatelnost měření u spojitých dat. *Cesk Slov Neurol N*, **71/104**(1), 106-109 (2008).
- [55] Novák, Z.: Prostorové hodnocení textury povrchu přístroji Taylor Hobson Ltd. In: *Sborník „Měřící technika pro kontrolu jakosti“*, 16. mezinárodní seminář, Plzeň (2007).
- [56] Horák, J.: *Prostorová analýza dat*. Učební text pro předmět Prostorová analýza dat, Institut geoinformatiky, Hornicko-geologická fakulta, Vysoká škola báňská, Ostrava (2002). [online], [cit. 2.1.2015].  
Dostupné na Internetu:  
<http://gis.vsb.cz/pad/>
- [57] Diggle, P.J.: *Statistical Analysis of Spatial Point Patterns*. Academic Press (1983).
- [58] Baddeley, A., Turner, R.: Spatstat: An R Package for Analyzing Spatial Point Patterns. *Journal of Statistical Software*, **12**(6), 1-42 (2005).  
Dostupné na internet: [www.jstatsoft.org](http://www.jstatsoft.org)
- [59] Chiu, S.N., Stoyan, D., Kendall, W.S., Mecke, J.: *Stochastic Geometry and its Applications*. 3rd Edition, Wiley (2013).

## SEZNAM PŘÍLOH

**Příloha 1:** Subjektivní hodnocení vzorků.

**Příloha 2:** Nákres světelného systému.

**Příloha 3:** Přehled charakteristik žmolkovitosti pro jednotlivé vzorky.

**Příloha 4:** Výsledky prostorové analýzy dat pro jednotlivé vzorky.

**Příloha na CD** obsahuje:

- zpracování subjektivního hodnocení vzorků - postup výpočtu Kendallova koeficientu  $w$  zvlášť pro sady jednobarevných a vzorovaných vzorků,
- složku s názvem *Objektivni\_metoda*, která obsahuje sady obrazů testovaných vzorků a složku s názvem *Skripty* obsahující algoritmus (s názvem *Algoritmus*) pro objektivní hodnocení žmolkovitosti v prostředí programu MatLab a algoritmy potřebnými pro 3D rekonstrukci povrchu žmolků na základě metody gradientních polí (s názvem *frankotchellapa*, *mydislay*),
- program pro spuštění uživatelského grafického rozhraní *GUI* pro objektivní metodu (složka s názvem *GUI\_rozhraní*, algoritmus s názvem *program\_zmolkovitost*, spouští se přes soubor typu *M-file*),
- algoritmus pro hodnocení prostorové distribuce žmolků testovaných vzorků v programu R (s názvem *Prostorová analýza dat*).

## **Příloha 1**

Subjektivní hodnocení jednobarevných a vzorovaných vzorků od pěti hodnotitelů, průměrný stupeň a zaokrouhlený stupeň žmolkovitosti jako výsledek subjektivního hodnocení, dále rozptyl hodnot a směrodatná odchylka.

Tab. 1 Subjektivní hodnocení jednobarevných vzorků, průměrný a zaokrouhlený stupeň žmolkovitosti, rozptyl a směrodatná odchylka.

Vzorek	Hodnotitel 1	Hodnotitel 2	Hodnotitel 3	Hodnotitel 4	Hodnotitel 5	Průměrný stupeň	Zaokrouhlený stupeň	Rozptyl	Směrodatná odchylka
<i>A0</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>A1</i>	1-2	2	2-3	2	2	2,0	<b>2</b>	0,25	0,50
<i>A2</i>	2	2	1-2	2	2	1,9	<b>2</b>	0,06	0,25
<i>A3</i>	3	3	3-4	3	3-4	3,2	<b>3</b>	0,08	0,27
<i>A4</i>	3-4	4	3	3	3-4	3,4	<b>3-4</b>	0,18	0,42
<i>A5</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>A6</i>	1	1-2	1	1	1-2	1,2	<b>1</b>	0,08	0,27
<i>A7</i>	2	3-4	3-4	3	3	3,0	<b>3</b>	0,38	0,61
<i>A8</i>	2	2	1-2	1-2	2	1,8	<b>2</b>	0,08	0,27
<i>A9</i>	3	3	3	2-3	3	2,9	<b>3</b>	0,05	0,22
<i>A10</i>	4	3-4	4	4	3-4	3,8	<b>4</b>	0,08	0,27
<i>A11</i>	3	3	2	3-4	3	2,9	<b>3</b>	0,30	0,55
<i>A12</i>	2-3	2	2	2	2	2,1	<b>2</b>	0,05	0,22
<i>A13</i>	3-4	3-4	3-4	4	3-4	3,6	<b>3-4</b>	0,05	0,22
<i>A14</i>	1	1-2	1	2	1-2	1,4	<b>1-2</b>	0,18	0,42
<i>A15</i>	2-3	3	2-3	2	2-3	2-3	<b>2-3</b>	0,13	0,35
<i>B1</i>	2-3	2	2	2-3	2-3	2,3	<b>2-3</b>	0,08	0,27
<i>B2</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>B3</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>B4</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>B5</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>B6</i>	5	4-5	4-5	4-5	4-5	4,6	<b>4-5</b>	0,05	0,22
<i>B7</i>	3	2-3	2	2	2-3	2,4	<b>2-3</b>	0,18	0,42
<i>B8</i>	2	2	2	2	2	2,0	<b>2</b>	0,00	0,00
<i>B9</i>	1	1-2	1-2	1-2	2	1,5	<b>1-2</b>	0,13	0,35
<i>B10</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>B11</i>	4-3	4	4	4	4	4,1	<b>4</b>	0,05	0,22
<i>B12</i>	2-3	2	2	2	2-3	2,2	<b>2</b>	0,08	0,27

<b>B13</b>	1-2	2	2	2	1-2	1,8	<b>2</b>	0,08	0,27
<b>B14</b>	1	1-2	1	1	1	1,1	<b>1</b>	0,05	0,22
<b>B15</b>	2-3	2-3	2-3	2	2	2,3	<b>2-3</b>	0,08	0,27
<b>B16</b>	3	2	2	2	2	2,2	<b>2</b>	0,20	0,45
<b>B17</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<b>B18</b>	2	2	2-3	2	1-2	2,0	<b>2</b>	0,13	0,35
<b>D1</b>	4-5	5	4-5	4-5	4	4,5	<b>4-5</b>	0,13	0,35
<b>D2</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<b>D3</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<b>D4</b>	4-5	5	4	4	4-5	4,4	<b>4-5</b>	0,18	0,42
<b>E1</b>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<b>E2</b>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<b>E3</b>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<b>E4</b>	1-2	1	1	1	1-2	1,2	<b>1</b>	0,08	0,27
<b>E5</b>	1	1	1-2	1	1	1,1	<b>1</b>	0,05	0,22
<b>E6</b>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<b>E7</b>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<b>E8</b>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<b>E9</b>	1	1-2	1	1-2	1	1,2	<b>1</b>	0,08	0,27
<b>E10</b>	1-2	1-2	1	1	1	1,2	<b>1</b>	0,08	0,27
<b>E11</b>	5	4-5	4-5	4	4	4,4	<b>4-5</b>	0,18	0,42
<b>F1</b>	2-3	2	2-3	2-3	2-3	2,4	<b>2-3</b>	0,05	0,22
<b>F2</b>	3	2-3	3	3	2-3	2,8	<b>3</b>	0,08	0,27
<b>G0</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<b>G1</b>	4-5	4-5	4-5	5	4-5	4,6	<b>4-5</b>	0,05	0,22
<b>G2</b>	4	4-5	4-5	4-5	4	4,3	<b>4-5</b>	0,08	0,27
<b>G3</b>	3	3-4	3-4	3	3	3,2	<b>3</b>	0,08	0,27
<b>G4</b>	4	3	3	3	3	3,2	<b>3</b>	0,20	0,45
<b>G5</b>	4	4	4	4-5	4-5	4,2	<b>4</b>	0,08	0,27
<b>G6</b>	3	3	3-4	3	3	3,1	<b>3</b>	0,05	0,22
<b>H0</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00

<b>H1</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<b>H2</b>	4-5	4-5	5	4-5	5	4,7	<b>4-5</b>	0,08	0,27
<b>H3</b>	4	4-5	4	5	4-5	4,4	<b>4-5</b>	0,18	0,42
<b>H4</b>	4	4	4-5	4	4	4,1	<b>4</b>	0,05	0,22
<b>H5</b>	4	4	4	4	4	4,0	<b>4</b>	0,00	0,00
<b>H6</b>	4	4-5	4	5	4	4,3	<b>4-5</b>	0,20	0,45
<b>I0</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<b>I1</b>	4	4-5	4	4-5	4	4,2	<b>4</b>	0,08	0,27
<b>I2</b>	5	4-5	4-5	4-5	4-5	4,6	<b>4-5</b>	0,05	0,22
<b>I3</b>	4	4-5	4	4	4	4,1	<b>4</b>	0,05	0,22
<b>I4</b>	3	2-3	2	2-3	2	2,4	<b>2-3</b>	0,18	0,42
<b>J0</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<b>J1</b>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<b>J2</b>	3-4	4	3-4	4	3-4	3,7	<b>3-4</b>	0,08	0,27
<b>J3</b>	4	3-4	3	3	3-4	3,4	<b>3-4</b>	0,18	0,42
<b>J4</b>	3-4	4	3-4	3-4	4	3,7	<b>3-4</b>	0,08	0,27



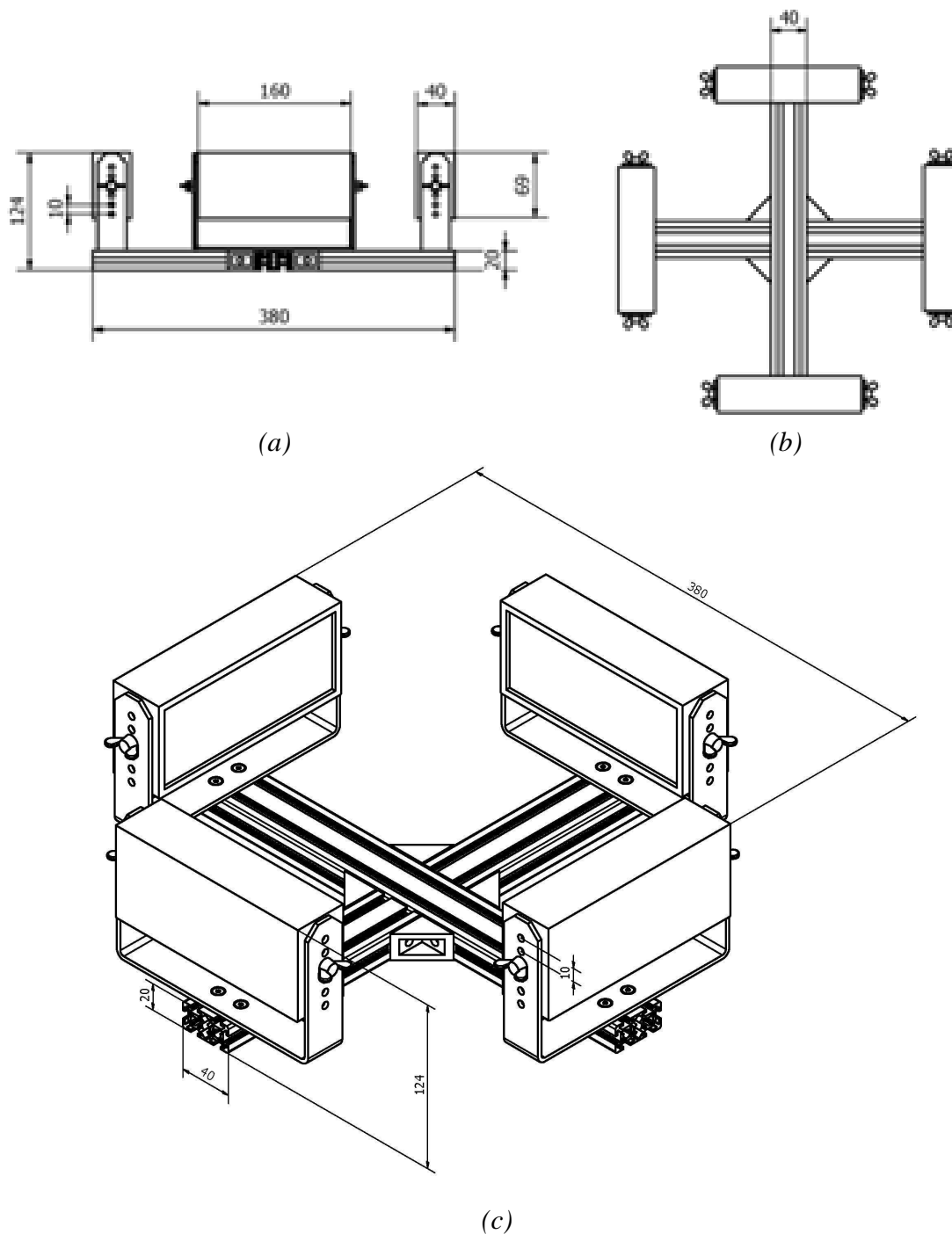
Tab. 2 Subjektivní hodnocení vzorovaných vzorků, průměrný a zaokrouhlený stupeň žmolkovitosti, rozptyl a směrodatná odchylka.

Vzorek	Hodnotitel 1	Hodnotitel 2	Hodnotitel 3	Hodnotitel 4	Hodnotitel 5	Průměrný stupeň	Zaokrouhlený stupeň	Rozptyl	Směrodatná odchylka
<i>K1</i>	3	2-3	2	1	2	2,1	<b>2</b>	0,55	0,74
<i>K2</i>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<i>K3</i>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<i>K4</i>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<i>K5</i>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<i>K6</i>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<i>K7</i>	4	3	3	4	2	3,2	<b>3</b>	0,70	0,84
<i>K8</i>	1-2	1	1	1-2	1	1,2	<b>1</b>	0,08	0,27
<i>K9</i>	1	1	1-2	1	1	1,1	<b>1</b>	0,05	0,22
<i>K10</i>	3-4	3	2	4	3	3,1	<b>3</b>	0,55	0,74
<i>K11</i>	1	1	1-2	1	1	1,1	<b>1</b>	0,05	0,22
<i>K12</i>	1-2	1	1-2	2	1	1,4	<b>1-2</b>	0,18	0,42
<i>K13</i>	1	1-2	1	1	1	1,1	<b>1</b>	0,05	0,22
<i>K14</i>	1	1	2	1	1	1,2	<b>1</b>	0,20	0,45
<i>K15</i>	1	1	1	1	1	1,0	<b>1</b>	0,00	0,00
<i>L1</i>	4	5	3-4	2	3	3,4	<b>3-4</b>	1,25	1,12
<i>L2</i>	4	3-4	2	4-5	4	3,6	<b>3-4</b>	0,93	0,96
<i>L3</i>	4	3	2-3	4	3	3,3	<b>3-4</b>	0,45	0,67
<i>L4</i>	5	4	2-3	3	3-4	3,6	<b>3-4</b>	0,93	0,96
<i>L5</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>L6</i>	3	2-3	1	4-5	4	3,0	<b>3</b>	1,88	1,37
<i>L7</i>	4	5	3-4	3	4-5	4,0	<b>4</b>	0,63	0,79
<i>M1</i>	1	1-2	4	2	1	1,9	<b>2</b>	1,25	1,24
<i>M2</i>	3	1-2	3	2-3	4	2,8	<b>3</b>	0,83	0,91
<i>N1</i>	4	3	2	2	4	3,0	<b>3</b>	1,00	1,00
<i>N2</i>	4-5	3	2	1-2	2-3	2,7	<b>2-3</b>	1,33	1,15
<i>O0</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>O1</i>	5	4	4	5	4	4,4	<b>4-5</b>	0,30	0,55
<i>O2</i>	3	4	3-4	2	2-3	3,0	<b>3</b>	0,63	0,79
<i>O3</i>	5	3	4	2-3	3-4	3,6	<b>3-4</b>	0,93	0,96

Vzorek	Hodnotitel 1	Hodnotitel 2	Hodnotitel 3	Hodnotitel 4	Hodnotitel 5	Průměrný stupeň	Zaokrouhlený stupeň	Rozptyl	Směrodatná odchylka
<i>O4</i>	2-3	3	1-2	4	2	2,6	<b>2-3</b>	0,93	0,96
<i>O5</i>	4	4-5	3	5	3-4	4,0	<b>4</b>	0,63	0,79
<i>O6</i>	4	3	5	5	3	4,0	<b>4</b>	1,00	1,00
<i>P0</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>P1</i>	5	2-3	3	3-4	4	3,6	<b>3-4</b>	0,93	0,96
<i>P2</i>	3	4	3-4	4-5	2	3,4	<b>3-4</b>	0,93	0,96
<i>P3</i>	5	4-5	3	4	5	4,3	<b>4-5</b>	0,7	0,84
<i>P4</i>	4-5	5	4-5	4	4	4,4	<b>4-5</b>	0,18	0,42
<i>P5</i>	3-4	1	3	4	1-2	2,6	<b>2-3</b>	1,67	1,29
<i>P6</i>	1	3	2-3	4	1-2	2,4	<b>2-3</b>	1,43	1,19
<i>Q0</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>Q1</i>	1-2	1	1-2	1	1	1,2	<b>1</b>	0,08	0,27
<i>Q2</i>	2	1	1	1-2	1	1,3	<b>1-2</b>	0,20	0,45
<i>Q3</i>	1	1	1	1-2	1-2	1,2	<b>1</b>	0,08	0,27
<i>Q4</i>	1-2	1	3	1	1-2	1,6	<b>1-2</b>	0,68	0,82
<i>Q5</i>	1	2	1	2-3	1	1,5	<b>1-2</b>	0,50	0,71
<i>R0</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>R1</i>	5	4	5	3-4	4-5	4,4	<b>4-5</b>	0,43	0,65
<i>R2</i>	4-5	5	5	2-3	3-4	4,1	<b>4</b>	1,18	1,08
<i>S0</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>S1</i>	4	5	4-5	5	4	4,5	<b>4-5</b>	0,25	0,50
<i>S2</i>	4-5	3	4	3-4	4	3,8	<b>4</b>	0,33	0,57
<i>S3</i>	3	4	3-4	2-3	2	3,0	<b>3</b>	0,63	0,79
<i>S4</i>	3	2-3	4	2	3-4	3,0	<b>3</b>	0,63	0,79
<i>S5</i>	3	2	3	2-3	3-4	2,8	<b>3</b>	0,33	0,57
<i>T0</i>	5	5	5	5	5	5,0	<b>5</b>	0,00	0,00
<i>T1</i>	4	5	3-4	5	4-5	4,4	<b>4-5</b>	0,43	0,65
<i>T2</i>	5	3-4	4-5	4	3	4,0	<b>4</b>	0,63	0,79
<i>T3</i>	4	2	2-3	2	3-4	2,8	<b>3</b>	0,83	0,91
<i>T4</i>	5	2-3	3	5	2-3	3,6	<b>3-4</b>	1,68	1,29
<i>T5</i>	2	4	2-3	3	4-5	3,2	<b>3</b>	1,08	1,04

**Příloha 2**

Schematické nákresy speciálního světelného systému s kótami, který byl navržený pro účely specifického osvětlení vzorku při snímání povrchu vzorku a jeho zpracování do 3D.



Obr. 1 (a) Bokorys, (b) půdorys a (c) 3D zobrazení speciálního světelného systému s kótami základních rozměrů v milimetrech.

### **Příloha 3**

Přehled počítaných charakteristik žmolkovitosti pro sadu jednobarevných a vzorovaných vzorku ze skupiny vzorků se žmolky vytvořenými simulací na přístroji Martindale a pro skupinu vzorků se žmolky vytvořenými běžným nošením a praním.



Vzorek	Počet	Průměrná plocha [mm <sup>2</sup> ]	Celková plocha [mm <sup>2</sup> ]	Minimální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Maximální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Směrodatná odchylka plochy [mm <sup>2</sup> ]	Průměrný obvod [mm]	Minimální obvod [mm]	Maximální obvod [mm]	Směrodatná odchylka obvodu [mm]	Hustota [1/mm <sup>2</sup> ]	Kontrast [-]	Subjektivní stupeň žm.	Objektivní stupeň žm.
<b>B18</b>	180	0,79	143,07	0,34	2,15	0,37	3,10	1,89	5,92	0,89	0,040	1,21	2	2
<b>D1</b>	49	0,59	29,15	0,34	1,33	0,24	2,62	1,89	4,57	0,61	0,011	1,09	4-5	4
<b>D2</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>D3</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>D4</b>	81	0,62	50,10	0,34	1,25	0,23	2,68	1,89	4,83	0,64	0,018	1,11	4-5	3-4
<b>E1</b>	345	0,96	332,63	0,34	2,38	0,43	3,45	1,89	7,55	1,00	0,076	1,21	1	1
<b>E2</b>	296	0,87	258,57	0,34	3,42	0,41	3,28	1,89	8,88	1,00	0,066	1,16	1	1
<b>E3</b>	348	0,93	322,26	0,34	2,59	0,43	3,40	1,89	7,70	1,08	0,077	1,21	1	1
<b>E4</b>	288	0,89	257,08	0,34	2,39	0,40	3,31	1,89	7,46	0,96	0,063	1,21	1	1
<b>E5</b>	296	0,79	233,59	0,34	2,23	0,35	3,09	1,89	6,75	0,89	0,065	1,16	1	1
<b>E6</b>	392	0,98	383,24	0,34	2,88	0,46	3,49	1,89	8,89	1,11	0,086	1,20	1	1
<b>E7</b>	307	0,90	277,35	0,34	2,28	0,41	3,33	1,89	6,47	0,95	0,068	1,20	1	1
<b>E8</b>	339	0,89	301,14	0,34	2,20	0,38	3,29	1,89	7,24	0,92	0,075	1,21	1	1
<b>E9</b>	288	0,78	225,59	0,34	2,05	0,34	3,03	1,89	6,29	0,83	0,063	1,20	1	1
<b>E10</b>	289	1,09	314,18	0,34	2,93	0,50	3,72	1,89	7,43	1,13	0,064	1,19	1	1
<b>E11</b>	36	0,66	23,89	0,34	1,54	0,28	2,81	1,89	4,87	0,71	0,008	1,13	4-5	4-5
<b>F1</b>	135	0,60	80,33	0,34	1,41	0,24	2,83	1,89	5,66	0,90	0,030	1,20	2-3	3
<b>F2</b>	125	0,58	72,53	0,34	1,51	0,24	2,80	1,89	5,99	0,87	0,028	1,21	3	3
<b>G0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>G1</b>	29	0,57	16,65	0,34	1,16	0,22	2,63	1,89	5,04	0,75	0,006	1,17	4-5	4-5
<b>G2</b>	21	0,68	14,19	0,34	1,44	0,31	2,76	1,89	4,28	0,70	0,005	1,21	4-5	4-5
<b>G3</b>	46	1,06	48,82	0,34	3,64	0,81	3,62	1,89	8,11	1,55	0,010	1,28	3	4
<b>G4</b>	25	1,10	27,43	0,34	2,59	0,66	3,79	1,89	7,37	1,45	0,006	1,31	3	4-5
<b>G5</b>	5	0,51	2,56	0,38	0,90	0,22	2,32	1,96	3,38	0,61	0,001	1,36	4	4-5
<b>G6</b>	44	1,18	52,07	0,34	4,64	1,08	3,71	1,89	8,62	2,03	0,010	1,35	3	4
<b>H0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>H1</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>H2</b>	6	0,88	5,28	0,48	1,51	0,44	3,25	2,43	4,64	0,90	0,001	1,51	4-5	4-5
<b>H3</b>	20	0,57	11,32	0,38	0,98	0,19	2,61	1,96	3,48	0,49	0,004	1,40	4-5	4-5
<b>H4</b>	14	0,87	12,21	0,43	2,02	0,40	3,34	2,43	5,16	0,74	0,003	1,52	4	4-5
<b>H5</b>	15	0,79	11,86	0,34	1,36	0,34	3,28	2,17	4,79	0,82	0,003	1,51	4	4-5
<b>H6</b>	22	0,70	15,45	0,34	1,23	0,29	3,00	1,89	4,28	0,75	0,005	1,50	4-5	4-5
<b>I0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>I1</b>	54	0,54	29,28	0,34	1,39	0,20	2,54	1,89	4,61	0,56	0,012	1,09	4	4

Vzorek	Počet	Průměrná plocha [mm <sup>2</sup> ]	Celková plocha [mm <sup>2</sup> ]	Minimální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Maximální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Směrodatná odchylka plochy [mm <sup>2</sup> ]	Průměrný obvod [mm]	Minimální obvod [mm]	Maximální obvod [mm]	Směrodatná odchylka obvodu [mm]	Hustota [1/mm <sup>2</sup> ]	Kontrast [-]	Subjektivní stupeň žm.	Objektivní stupeň žm.
<b>I2</b>	18	0,52	9,44	0,34	1,02	0,19	2,44	1,89	3,92	0,55	0,004	1,07	4-5	4-5
<b>I3</b>	53	0,57	29,98	0,34	1,87	0,26	2,53	1,89	5,88	0,67	0,012	1,01	4	4
<b>I4</b>	157	0,62	96,58	0,34	1,56	0,26	2,67	1,89	5,81	0,67	0,035	1,11	2-3	2-3
<b>J0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>J1</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>J2</b>	99	0,56	55,33	0,34	1,05	0,20	2,54	1,89	4,54	0,55	0,022	1,30	3-4	3-4
<b>J3</b>	105	0,57	59,52	0,34	1,56	0,23	2,60	1,89	4,69	0,64	0,023	1,43	3-4	3-4
<b>J4</b>	93	0,56	52,08	0,34	1,36	0,21	2,64	1,89	4,39	0,61	0,020	1,32	3-4	3-4

*Korelační koeficient mezi subjektivním a objektivním hodnocením*      **0,93**

*Pozn. Vzorky, kterým byl subjektivním hodnocením přiřazen pátý stupeň žmolovitosti (povrch textilie bez žmolku), nebyly dále analyzovány pomocí objektivní metody.*

Tab. 4 Charakteristiky žmolků testované sady vzorovaných vzorků.

Vzorek	Počet	Průměrná plocha [mm <sup>2</sup> ]	Celková plocha [mm <sup>2</sup> ]	Minimální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Maximální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Směrodatná odchylka plochy [mm <sup>2</sup> ]	Průměrný obvod [mm]	Minimální obvod [mm]	Maximální obvod [mm]	Směrodatná odchylka obvodu [mm]	Hustota [1/mm <sup>2</sup> ]	Kontrast [-]	Subjektivní stupeň žm.	Objektivní stupeň žm.
<b>K1</b>	143	0,73	104,81	0,34	1,97	0,33	2,88	1,89	5,77	0,77	0,031	1,16	2	2-3
<b>K2</b>	445	0,97	430,57	0,34	2,92	0,44	3,49	1,89	8,82	1,11	0,098	1,40	1	1
<b>K3</b>	430	0,92	395,02	0,34	2,59	0,41	3,34	1,89	7,93	1,00	0,095	1,43	1	1
<b>K4</b>	357	0,86	307,30	0,34	2,65	0,37	3,22	1,89	8,22	0,95	0,079	1,38	1	1
<b>K5</b>	367	0,88	321,65	0,34	2,46	0,39	3,26	1,89	7,30	0,95	0,081	1,19	1	1
<b>K6</b>	446	0,92	409,83	0,34	2,90	0,41	3,40	1,89	9,09	1,07	0,098	1,39	1	1
<b>K7</b>	125	0,71	88,78	0,34	1,52	0,30	2,87	1,89	5,52	0,74	0,028	1,18	3	3
<b>K8</b>	244	0,79	192,09	0,34	1,95	0,36	3,03	1,89	5,38	0,82	0,054	1,19	1	1-2
<b>K9</b>	264	0,81	214,96	0,34	2,13	0,36	3,15	1,89	6,75	0,92	0,058	1,32	1	1
<b>K10</b>	136	0,74	100,52	0,34	2,02	0,34	2,97	1,89	6,47	0,84	0,030	1,14	3	3
<b>K11</b>	237	0,80	190,04	0,34	2,24	0,34	3,12	1,89	7,09	0,83	0,052	1,21	1	1-2
<b>K12</b>	333	0,86	285,00	0,34	2,00	0,38	3,20	1,89	6,14	0,92	0,073	1,19	1-2	1
<b>K13</b>	411	0,91	373,03	0,34	2,79	0,41	3,32	1,89	8,35	1,04	0,090	1,20	1	1
<b>K14</b>	287	0,84	240,84	0,34	2,62	0,39	3,15	1,89	9,77	0,95	0,063	1,19	1	1
<b>K15</b>	416	0,87	362,14	0,34	2,20	0,38	3,26	1,89	8,25	0,95	0,091	1,32	1	1
<b>L1</b>	81	0,66	53,22	0,34	1,75	0,28	2,78	1,89	5,92	0,72	0,018	0,98	3-4	3-4
<b>L2</b>	123	0,68	84,08	0,34	1,56	0,28	2,86	1,89	5,26	0,71	0,027	1,07	3-4	3
<b>L3</b>	97	0,62	59,98	0,34	1,52	0,25	2,66	1,89	4,72	0,61	0,021	0,99	3-4	3-4
<b>L4</b>	46	0,65	29,82	0,34	1,85	0,34	2,74	1,89	5,41	0,83	0,010	1,04	3-4	4
<b>L5</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>L6</b>	135	0,77	103,73	0,34	2,65	0,39	3,04	1,89	6,17	0,90	0,030	1,04	3	3
<b>L7</b>	40	0,66	26,20	0,34	2,42	0,39	2,71	1,89	5,61	0,84	0,009	1,16	4	4
<b>M1</b>	214	0,72	154,40	0,34	2,06	0,33	2,98	1,89	6,57	0,87	0,047	1,16	2	1-2
<b>M2</b>	118	0,71	83,41	0,34	1,61	0,31	2,98	1,89	5,91	0,90	0,026	1,15	3	3
<b>N1</b>	113	0,60	67,95	0,34	1,39	0,22	2,67	1,89	4,46	0,60	0,025	1,09	3	3
<b>N2</b>	157	0,64	100,47	0,34	1,61	0,24	2,78	1,89	4,83	0,67	0,035	1,16	2-3	2-3
<b>O0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>O1</b>	27	0,87	23,45	0,38	1,85	0,42	3,26	1,96	5,23	0,97	0,006	1,16	4-5	4-5
<b>O2</b>	62	1,22	75,60	0,34	3,62	0,74	3,95	1,89	8,55	1,41	0,014	1,17	3	4
<b>O3</b>	45	0,93	41,66	0,34	2,13	0,46	3,36	1,89	6,20	1,01	0,010	1,18	3-4	4
<b>O4</b>	37	1,01	37,52	0,34	3,44	0,66	3,61	1,89	10,34	1,68	0,008	1,14	2-3	4
<b>O5</b>	26	1,09	28,31	0,39	2,79	0,60	3,71	2,07	6,20	1,25	0,006	1,16	4	4-5
<b>O6</b>	50	1,28	63,82	0,38	3,56	0,76	4,09	2,07	10,01	1,60	0,011	1,14	4	4



Vzorek	Počet	Průměrná plocha [mm <sup>2</sup> ]	Celková plocha [mm <sup>2</sup> ]	Minimální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Maximální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Směrodatná odchylka plochy [mm <sup>2</sup> ]	Průměrný obvod [mm]	Minimální obvod [mm]	Maximální obvod [mm]	Směrodatná odchylka obvodu [mm]	Hustota [1/mm <sup>2</sup> ]	Kontrast [-]	Subjektivní stupeň žm.	Objektivní stupeň žm.
<b>P0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>P1</b>	78	0,65	50,38	0,34	1,82	0,31	2,82	1,89	5,81	0,87	0,017	1,20	3-4	3-4
<b>P2</b>	103	0,72	74,25	0,34	3,21	0,42	2,98	1,89	5,95	1,10	0,023	1,12	3-4	3-4
<b>P3</b>	106	0,78	82,58	0,34	4,18	0,60	3,15	1,89	13,42	1,70	0,023	1,13	4-5	3-4
<b>P4</b>	68	0,83	56,30	0,34	5,44	0,80	3,38	1,89	16,69	2,45	0,015	1,12	4-5	4
<b>P5</b>	41	0,74	30,39	0,34	2,36	0,46	3,05	1,89	8,43	1,29	0,009	1,18	2-3	4
<b>P6</b>	129	0,70	90,18	0,34	2,42	0,36	2,92	1,89	8,10	0,95	0,028	1,17	2-3	3
<b>Q0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>Q1</b>	319	0,73	233,10	0,34	2,51	0,33	2,92	1,89	8,02	0,84	0,070	1,19	1	1
<b>Q2</b>	469	0,81	381,98	0,34	2,11	0,36	3,12	1,89	7,24	0,90	0,103	1,23	1-2	1
<b>Q3</b>	441	0,84	370,02	0,34	2,42	0,38	3,19	1,89	7,93	0,97	0,097	1,20	1	1
<b>Q4</b>	485	0,85	410,48	0,34	3,03	0,39	3,23	1,89	9,48	1,02	0,107	1,22	1-2	1
<b>Q5</b>	564	0,92	564,51	0,34	5,80	0,49	3,38	1,89	15,13	1,23	0,124	1,24	1-2	1
<b>R0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>R1</b>	10	0,76	7,57	0,34	1,39	0,38	3,02	1,89	4,61	0,98	0,002	1,31	4-5	4-5
<b>R2</b>	20	1,07	21,32	0,34	2,38	0,52	3,75	1,89	6,03	1,14	0,004	1,29	4	4-5
<b>S0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>S1</b>	19	0,59	11,24	0,34	1,13	0,24	2,66	1,89	4,18	0,63	0,004	1,50	4-5	4-5
<b>S2</b>	45	0,57	25,49	0,34	1,05	0,18	2,59	1,89	4,03	0,51	0,010	1,49	4	4
<b>S3</b>	57	0,71	40,40	0,34	1,64	0,34	2,96	1,89	6,42	0,93	0,013	1,77	3	4
<b>S4</b>	33	0,80	26,46	0,38	2,42	0,41	3,32	2,07	8,45	1,29	0,007	1,79	3	4-5
<b>S5</b>	74	0,71	52,85	0,34	2,13	0,36	2,95	1,89	5,96	0,86	0,016	1,67	3	3-4
<b>T0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	
<b>T1</b>	20	0,70	13,96	0,38	1,62	0,31	2,86	1,96	5,52	0,81	0,004	1,17	4-5	4-5
<b>T2</b>	22	0,86	18,99	0,38	2,13	0,46	3,27	1,96	5,20	1,06	0,005	1,15	4	4-5
<b>T3</b>	26	0,81	21,12	0,38	1,87	0,42	3,17	1,96	6,83	1,14	0,006	1,17	3	4-5
<b>T4</b>	18	0,85	15,30	0,38	1,92	0,41	3,23	1,96	5,67	0,99	0,004	1,18	3-4	4-5
<b>T5</b>	22	0,78	17,17	0,34	1,57	0,35	2,98	1,89	4,40	0,75	0,005	1,12	3	4-5

**Korelační koeficient mezi subjektivním a objektivním hodnocením**

**0,91**

*Pozn. Vzorky, kterým byl subjektivním hodnocením přiřazen pátý stupeň žmolovitosti (povrch textilie bez žmolku), nebyly dále analyzovány pomocí objektivní metody.*

Tab. 5 Charakteristiky žmolků testované skupiny vzorků se žmolky vytvořenými běžným nošením.

Vzorek	Počet	Průměrná plocha [mm <sup>2</sup> ]	Celková plocha [mm <sup>2</sup> ]	Minimální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Maximální plocha [mm <sup>2</sup> ]	Směrodatná odchylka plochy [mm <sup>2</sup> ]	Průměrný obvod [mm]	Minimální obvod [mm]	Maximální obvod [mm]	Směrodatná odchylka obvodu [mm]	Hustota [1/mm <sup>2</sup> ]	Kontrast [-]
<b>Na1</b>	229	0,61	139,89	0,34	2,08	0,26	2,70	1,89	6,75	0,76	0,050	1,25
<b>Nb1</b>	49	0,74	36,08	0,34	1,43	0,29	2,96	1,89	4,58	0,71	0,011	1,16
<b>Nc1</b>	240	0,79	188,53	0,34	1,90	0,35	3,09	1,89	6,09	0,87	0,053	1,15
<b>Nd1</b>	35	0,69	24,04	0,34	1,26	0,29	2,76	1,89	4,07	0,68	0,008	1,36
<b>Ne1</b>	79	0,92	72,32	0,34	2,77	0,56	3,29	1,89	7,40	1,20	0,017	1,22
<b>Nf1</b>	14	0,66	9,22	0,39	1,41	0,25	2,67	1,96	4,04	0,53	0,003	1,21
<b>Ng1</b>	282	0,91	257,75	0,34	2,70	0,43	3,38	1,89	7,67	1,03	0,062	1,10
<b>Nh1</b>	288	0,69	198,49	0,34	2,11	0,29	2,85	1,89	8,02	0,82	0,063	1,16
<b>Ni1</b>	137	0,67	92,00	0,34	1,59	0,27	2,92	1,89	5,52	0,74	0,030	1,27
<b>Nj1</b>	361	0,90	323,35	0,34	2,39	0,41	3,33	1,89	7,96	0,97	0,079	1,12
<b>Ni2</b>	238	0,74	175,29	0,34	2,05	0,33	2,95	1,89	7,40	0,85	0,052	1,15
<b>Nj3</b>	349	0,95	330,43	0,34	2,93	0,46	3,40	1,89	7,96	1,07	0,077	1,16
<b>Nk1</b>	221	0,75	165,84	0,34	2,31	0,36	3,04	1,89	8,32	0,97	0,049	1,36
<b>Nk2</b>	126	0,76	95,32	0,34	2,62	0,42	3,05	1,89	7,30	1,07	0,028	1,33
<b>Nk3</b>	201	0,80	160,66	0,34	2,85	0,44	3,21	1,89	10,42	1,19	0,044	1,43
<b>Nk4</b>	239	0,72	172,88	0,34	1,87	0,32	2,98	1,89	6,75	0,87	0,053	1,40
<b>NI1</b>	190	0,72	136,86	0,34	2,05	0,35	2,91	1,89	6,57	0,88	0,042	1,42
<b>NI2</b>	119	0,74	88,15	0,34	1,95	0,36	2,97	1,89	6,79	0,93	0,026	1,50
<b>NI3</b>	154	0,77	118,42	0,34	2,18	0,38	3,11	1,89	7,55	1,04	0,034	1,33
<b>NI4</b>	232	0,78	181,27	0,34	2,47	0,41	3,11	1,89	7,66	1,05	0,051	1,41
<b>NI5</b>	47	0,73	34,16	0,34	1,97	0,38	2,93	1,89	6,00	0,91	0,010	1,44
<b>NI6</b>	181	0,67	121,91	0,34	2,10	0,32	2,86	1,89	5,96	0,85	0,040	1,35
<b>Nm1</b>	146	0,70	101,52	0,34	1,95	0,31	2,90	1,89	5,58	0,83	0,032	1,20
<b>Nm2</b>	209	0,77	160,86	0,34	1,95	0,35	3,13	1,89	6,97	0,98	0,046	1,32
<b>Nm3</b>	216	0,72	154,96	0,34	1,98	0,33	2,97	1,89	7,33	0,94	0,048	1,30
<b>Nm4</b>	150	0,69	104,04	0,34	1,44	0,29	2,86	1,89	4,76	0,72	0,033	1,23

## **Příloha 4**

Výsledky prostorové analýzy dat pro testované sady vzorků – výsledky chí-kvadrát testu, Kolmogorov-Smirnovova testu (*K-S*) pro souřadnice žmolků  $x$  a souřadnice  $y$  a nejvhodnější model, který nejlépe aproximoval rozložení žmolků na ploše vzorku pro první skupinu vzorků a pro druhou skupinu vzorků zvlášť. V této práci byl testován Poissonův homogenní a nehomogenní model a Straussův nehomogenní model (dále jen Straussův). Výsledky u chí-kvadrát testu a Kolmogorov-Smirnovova testu u jednotlivých vzorků, s výjimkou vzorků, které byly ohodnoceny pátým stupněm žmolkovitosti (povrch bez žmolků), popisují, zda rozložení žmolků na daném vzorku bylo na základě testu homogenní, či nehomogenní.

Tab. 6 Výsledky chí-kvadrát testu, Kolmogorov-Smirnovova testu (K-S) pro souřadnice žmolků  $x$  a souřadnice  $y$  a nejvhodnější model pro první skupinu vzorků.

Vzorek	Chí-kvadrát test	K-S test pro souřadnici $x$	K-S test pro souřadnici $y$	Nejvhodnější model
A0	-	-	-	-
A1	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
A2	nehomogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
A3	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
A4	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
A5	-	-	-	-
A6	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
A7	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
A8	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
A9	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
A10	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
A11	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
A12	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
A13	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův homogenní
A14	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
A15	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B2	-	-	-	-
B3	-	-	-	-
B4	-	-	-	-
B5	-	-	-	-
B6	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův homogenní
B7	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B8	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B9	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B10	-	-	-	-
B11	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B12	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
B13	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
B14	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B15	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B16	nehomogenní	homogenní	homogenní	Straussův
B17	-	-	-	-
B18	nehomogenní	homogenní	homogenní	Straussův
D1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
D2	-	-	-	-
D3	-	-	-	-
D4	nehomogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
E1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
E2	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův

Vzorek	Chí-kvadrát test	K-S test pro souřadnici x	K-S test pro souřadnici y	Nejvhodnější model
E3	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
E4	nehomogenní	homogenní	homogenní	Straussův
E5	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
E6	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
E7	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
E8	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
E9	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
E10	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
E11	nehomogenní	homogenní	homogenní	Straussův
F1	homogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
F2	nehomogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
G0	-	-	-	-
G1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
G2	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
G3	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
G4	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
G5	-	-	-	-
G6	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
H0	-	-	-	-
H1	-	-	-	-
H2	-	-	-	-
H3	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
H4	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
H5	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
H6	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
I0	-	-	-	-
I1	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
I2	homogenní	homogenní	nehomogenní	Poissonův nehomogenní
I3	nehomogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
I4	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
J0	-	-	-	-
J1	-	-	-	-
J2	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
J3	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
J4	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
K1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
K2	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
K3	nehomogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
K4	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
K5	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní

Vzorek	Chí-kvadrát test	K-S test pro souřadnici x	K-S test pro souřadnici y	Nejvhodnější model
K6	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
K7	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
K8	nehomogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
K9	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
K10	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
K11	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
K12	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
K13	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
K14	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
K15	homogenní	nehomogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
L1	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
L2	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
L3	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
L4	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
L5	-	-	-	-
L6	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
L7	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
M1	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
M2	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
N1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
N2	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
O0	-	-	-	-
O1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
O2	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
O3	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
O4	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
O5	nehomogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
O6	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
P0	-	-	-	-
P1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
P2	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
P3	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
P4	nehomogenní	homogenní	homogenní	Straussův
P5	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův homogenní
P6	nehomogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
Q0	-	-	-	-
Q1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
Q2	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní

Vzorek	Chí-kvadrát test	K-S test pro souřadnici x	K-S test pro souřadnici y	Nejvhodnější model
Q3	homogenní	homogenní	nehomogenní	Poissonův nehomogenní
Q4	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
Q5	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
R0	-	-	-	-
R1	-	-	-	-
R2	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
S0	-			
S1	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův homogenní
S2	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
S3	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
S4	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
S5	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův homogenní
T0	-	-	-	-
T1	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
T2	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův homogenní
T3	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
T4	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
T5	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův

Tab. 7 Výsledky chí-kvadrát testu, Kolmogorov-Smirnovova testu (K-S) pro souřadnice žmolků  $x$  a souřadnice  $y$  a nejvhodnější model pro druhou skupinu vzorků.

Vzorek	Chí-kvadrát test	K-S test pro souřadnici $x$	K-S test pro souřadnici $y$	Nejvhodnější model
<b>Na1</b>	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
<b>Nb1</b>	nehomogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
<b>Nc1</b>	nehomogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
<b>Nd1</b>	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Poissonův nehomogenní
<b>Ne1</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>Nf1</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Poissonův nehomogenní
<b>Ng1</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>Nh1</b>	nehomogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>Ni1</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>Nj1</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>Ni2</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>Nj3</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>Nk1</b>	homogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
<b>Nk2</b>	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
<b>Nk3</b>	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
<b>Nk4</b>	nehomogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
<b>NI1</b>	nehomogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
<b>NI2</b>	nehomogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
<b>NI3</b>	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
<b>NI4</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>NI5</b>	homogenní	homogenní	nehomogenní	Straussův
<b>NI6</b>	nehomogenní	nehomogenní	homogenní	Straussův
<b>Nm1</b>	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
<b>Nm2</b>	homogenní	homogenní	homogenní	Straussův
<b>Nm3</b>	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův
<b>Nm4</b>	nehomogenní	nehomogenní	nehomogenní	Straussův