

Optische Systeme: Bildvorverarbeitung

Christian Benjamin Ries

Christian_Benjamin.Ries@fh-bielefeld.de

Fachbereich 3 - Ingenieurwissenschaften und Mathematik

Fachhochschule Bielefeld

13. April 2010

Diese Ausarbeitung enthält die Basisinhalte für einen Einführungsvortrag an der Fachhochschule Bielefeld. Die Zuhörerschaft sind Studierende im Fachbereich Ingenieurwissenschaften und Mathematik, die Interesse an industriellen Bildvorverarbeitungstechniken haben. Es werden in diesem Dokument Techniken zur Restaurierung und Bildverbesserung vorgestellt, welche seit Jahren als quasi Standard in der Fertigung und Prozesstechnik eingesetzt werden. Es werden keine neuen wissenschaftlichen Erkenntnisse aufgeführt, sondern Techniken aus verschiedenen Quellen zusammengetragen. Die Quellen wurden im angehängten Literaturverzeichnis genannt und sollten für tiefergehende Fragen konsultiert werden. Die meisten Abbildungen und Beispiele entstammen aus meiner Feder und können auf Anfrage zugesendet werden.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	2
2	Eingrenzung	2
3	Der Prozess der Bildvorverarbeitung	2
3.1	Die Bildrestauration	3
3.2	Die Bildverbesserung	3
4	Definitionen und Verfahrensgrundlagen	3
4.1	Operatoren	3
4.2	Nachbarschaftsoperatoren	4
4.3	Histogramm, Linescan	4
4.4	Tiefpassfilter, Hochpassfilter	4
5	Punktoperatoren und geometrische Operationen	5
5.1	Homogene Punktoperationen	5
5.1.1	Digitale Halbtonverfahren - angepasster Schwellwert	6
5.1.2	Digitale Halbtonverfahren - Error-Diffusion	7
5.2	Inhomogene Punktoperationen	7
5.3	Geometrische Transformationen	8
6	Lokale Operatoren	9
6.1	Mittelwertfilter	10
6.2	Faltung und Korrelation	10
6.3	Kantenoperatoren	11
6.3.1	Gradientenfilter	11
6.3.2	Sobelfilter	11

7 Globale Operatoren	11
7.1 Rangordnungsfilter	12
7.1.1 Salz und Pfeffer Rauschen	12
7.2 Schärfoperation	14
8 Schlusswort	14

1 Einleitung

Der Inhalt beinhaltet eine Zusammenfassung einiger Kapitel der Vorlesungsunterlagen von Professorin Dr. rer. nat. Antje Ohlhoff [4], zitierte Abschnitte aus [1] und [8]. Die Matlab Programme sind eigens für diese Arbeit entwickelt, externe Algorithmen werden separat angegeben. Das Hauptaugenmerk dieser Zusammenfassung liegt in der Erläuterung von Verfahren in der Bildvorverarbeitung, sprich wie ein Bild restauriert (vgl. Abs. 3.1) oder im Vorfeld verbessert (vgl. Abs. 3.2) werden kann.

2 Eingrenzung

Im Rahmen dieser Arbeit werden die Verfahren auf die Bearbeitung von *Grauwert* Bildern (engl. *grey-scale*) beschränkt (vgl. [1], S. 19). Ein Bild wird als Matrix \mathbf{B} (im folgenden Bildmatrix) mit $m \times n$ -Bildpunkten (engl. *pixel*, *pel* oder *picture element*) und Ganzzahlen (engl. *integers*) beschrieben. m und n sind hierbei die Höhe und Breite eines Bildes. Die Funktion $g(i, j)$, $0 \leq g \leq 255$, $1 \leq i \leq m$ und $1 \leq j \leq n$ beschreibt einen Grauwert innerhalb der Bildmatrix. Ein Grauwert soll nur $8bit = 1Byte$ Speicherplatz einnehmen. Die Bildmatrix hat den Aufbau aus Gleichung 1.

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} f(1,1) & f(1,2) & \dots & f(1,n) \\ f(2,1) & f(2,2) & \dots & f(2,n) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(m,1) & f(m,2) & \dots & f(m,n) \end{pmatrix} \quad (1)$$

Die in Gleichung 1 beschriebene Bildmatrix wird im folgenden auch als *digitales Bild* (engl. *digital image*) benannt. Abbildung 1 verdeutlicht noch einmal den Aufbau solch eines Bildes. Das grau unterlegte Rechteck wird durch den Grauwert $f(i, j) = g(i, j)$ beschrieben.

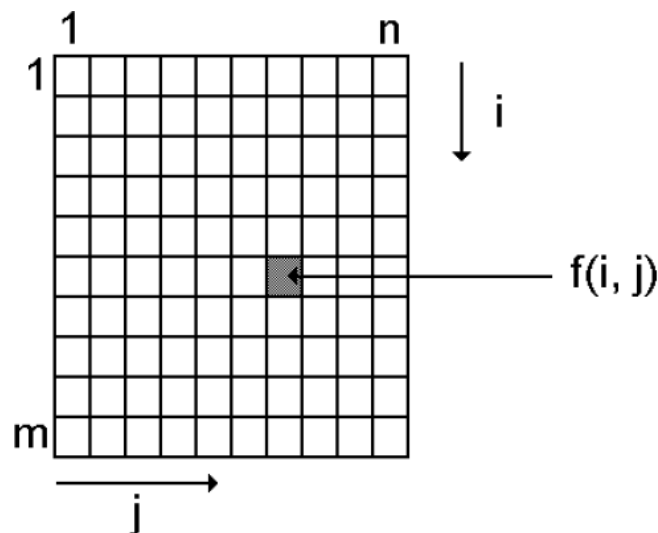


Abb. 1: Ein digitales Bild besteht aus einem Feld von $m \times n$ Pixeln. Die Pixel in der Reihe i und Spalte j haben den Grauwert $f(i, j)$

3 Der Prozess der Bildvorverarbeitung

Dieser Abschnitt beinhaltet Teile aus [5]. Für bildverarbeitende Prozesse gibt es heute undenkbar viele Einsatzgebiete. Die Anforderungen an ein automatisiertes System laufen allerdings in der Praxis weit auseinander.

der. In diesem Bereich sind die Qualität und Quantität der Eingangsdaten und die geforderte Verarbeitungsgeschwindigkeit von hoher Bedeutung. Die Bilddaten müssen entsprechend ihren Anforderungen quantisiert und in vielerlei Hinsicht optimiert werden, um eine zufriedenstellende Lösung zu bieten. Da die Komplexität höherer Bildverarbeitungsprozesse, wie zum Beispiel die *Mustererkennung*, der *Segmentierung* oder der *Objekterkennung*, überproportional mit den eingehenden Daten steigt, ist eine Bildvorverarbeitung unerlässlich. Dabei ist eine gute Bildvorverarbeitung der Vermittler zwischen der Hardware des Bildaufnahmesystems und der eigentlichen Bildverarbeitung. Ihre Aufgabe lässt sich in zwei Teilgebiete **Bildrestauration** und **Bildverbesserung** einordnen.

3.1 Die Bildrestauration

Eintreffende Daten können bereits durch das Aufnahme- und Transportsystem starke Unterschiede zur aufgenommenen Szene aufweisen. Die Aufgabe der Bildrestauration ist die Eliminierung von Rauschen, perspektivischen Verzerrungen, ausgefallenen Pixeln und ähnlichen Beeinträchtigungen.

Dabei ist ein Wissen über die Fehlermöglichkeiten und Ursachen in den folgenden Bereichen empfehlenswert:

1. Fehler bei der Bildaufnahme und -übertragung,
2. Verschmierung aufgrund von Bewegungen/Vibrationen der Aufnahmegeräte bzw. Objekte,
3. Defokussierung
4. atmosphärische Turbulenzen (astronomische Bilder) und
5. additive Signale, welche die Helligkeit- und Kontrastwerte ändern.

Störungen werden durch Messen oder Schätzen mathematisch modelliert. Weiterführende Informationen über die Theorie und Anwendung sind unter [3] zu finden.

3.2 Die Bildverbesserung

Die aufgenommenen Daten tragen meist mehr Informationen, als überhaupt benötigt werden. Die Bildverbesserung versucht, für die Weiterverarbeitung essentielle Informationen zu betonen und irrelevante oder gar störende zu entfernen. Im einfachsten Fall kann ein solcher Prozess eine simple Farbkanalseparation oder die Reduktion auf Graustufen (im Fall dieser Arbeit) sein. Manchmal sind jedoch auch hoch komplexe Funktionen wie z.B. die *Fourier-Transformation* notwendig.

Oft lassen sich die Methoden einem der beiden Gebiete zuordnen, so ist z.B. die Grauwertspreizung eine Operation der Bildrestauration. Kantendetektionen mit Gradient- (vgl. Abs. 6.3.1) und Laplace-Filter (vgl. Abs. 7.2) sind Operationen der Bildverbesserung. In einigen Bereichen ist keine eindeutige Klassifizierung möglich, diese sind Situationsabhängig.

Die nachfolgenden Kapitel beschreiben einige der bekanntesten Vorbereitungsmethoden. Dargestellt werden jeweils der Sinn und Zweck, Idee und Funktion der Verfahren. Eine ausführliche Herleitung, mit tiefgehenden mathematischen Hintergrundwissen, ist nicht Bestandteil dieser Arbeit.

4 Definitionen und Verfahrensgrundlagen

Dieser Abschnitt beinhaltet elementare Begrifflichkeiten und Definitionen. Diese Informationen sind für einige Teile Voraussetzung, um die Inhalte dieser Zusammenfassung der praktischen Bildverarbeitung zu verstehen.

4.1 Operatoren

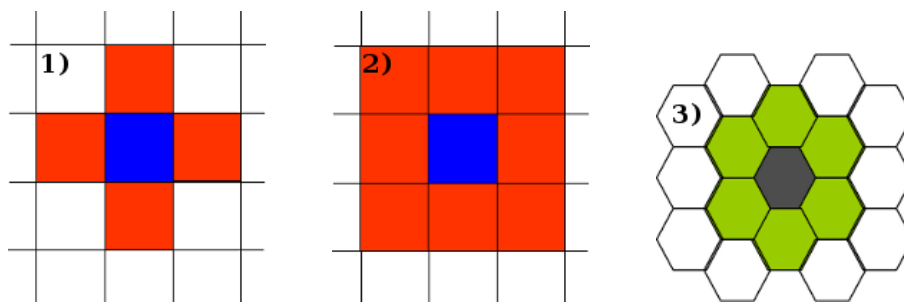
In der Bildverarbeitung werden für die Anwendung verschiedene Operationen durch Operatoren beschrieben, die in drei Bereiche untergliedert werden können:

- **Punktoperatoren (pixelbasierte Verfahren):** Diese Operatoren beeinflussen in einer Bildmatrix $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^2$ einen Bildpunkt (engl. *Pixel*) $p \in \mathbb{R}^2$ für sich, ohne Einbeziehung der Umgebung. Weitere Details sind in Abschnitt 5 aufgeführt.

- **Lokale Operatoren:** Diese Operatoren wirken auf Bildausschnitte, die durch einen festgelegten Bildbereich um einen Bildpunkt freigegeben werden (vgl. Abb. 2.(2)) - häufig in Form von *Faltungen* (vgl. Abs. 6.2). Die Abbildung 2.(2) zeigt einen Bildbereich der Größe 3×3 . In Abschnitt 6 wird tiefer auf solche Operatoren eingegangen.
- **Globale Operatoren:** Mit Hilfe dieser Operatoren können z.B. Kanten und Formen im gesamten Bild geändert werden. In Abschnitt 7 wird tiefer auf solche Operatoren eingegangen.

4.2 Nachbarschaftsoperatoren

In Abschnitt 2 wurde das digitale Bild definiert, welches aus einer Menge von ganzzahligen Werten besteht. Ein Pixel besitzt in einem vertikal und horizontal angeordneten Gitter maximal acht Nachbarn. Für diese Definition gibt es zwei Beschreibungen für den Zusammenhang dieser Nachbarschaft - *4-Nachbarschaft* und *8-Nachbarschaft* (vgl. Tab. 4.2). In der 4-Nachbarschaft besitzen die mittleren Pixel eine gemeinsame Kante mit den Nachbarn. Die 8-Nachbarschaft hat eine gemeinsame Kante oder gemeinsamen Eckpunkt mit dem mittleren Pixel. In bestimmten Bildaufnahmesystemen (z.B. CMOS-Chips¹



Tab. 1: (1) 4-Nachbarschaft (2) 8-Nachbarschaft (3) 6-Nachbarschaft, Hexagonale Gitter (z.B. auf CMOS-Chips)

Die Wahl der Nachbarschaft hat einen Einfluss auf das Resultat der Bildoperation, z.B. wenn ein Pfad gesucht wird.

4.3 Histogramm, Linescan

Histogramm Das Histogramm erstellt ein Diagramm. Dieses Diagramm enthält für jedem Grauwert die Anzahl der jeweiligen Grauwerte.

Linescan Ein *Linescan* liefert für eine Zeile oder Spalte den Grauwert des jeweiligen Pixel (vgl. Tab. 7.2).

4.4 Tiefpassfilter, Hochpassfilter

Tiefpassfilter

- Kanten und Grauwertänderungen entsprechen hochfrequenten Anteilen
- hohe Frequenzen werden abgeschwächt oder ganz eliminiert
- Bild wird unschärfer, Rauschen und Störungen ähnlicher Art werden unterdrückt
- es entstehen womöglich Ringing-Artefakte

Hochpassfilter

- tiefe Frequenzen werden abgeschwächt oder eliminiert
- Stellen mit abrupten Grauwertänderungen (wie Kanten) werden deutlich erhalten
- Schärfung des Bildes bei Addition/Subtraktion mit dem Ausgangsbild

¹ *Complementary metal-oxide-semiconductor* (CMOS) ist ein Halbleiterdetektor zur Lichtmessung.

5 Punktoperatoren und geometrische Operationen

Für die ersten Bearbeitungsschritte nach der Aufnahme eines digitalen Bildes werden zwei Klassen von Operationen benötigt - Punkt- und geometrische Operationen. Diese beiden Typen modifizieren im Wesentlichen das „Was“ und das „Wo“ eines Bildpunktes (vgl. [2]).

Punktoperatoren modifizieren die Grauwerte einzelner Bildpunkte nur in Abhängigkeit vom Grauwert selbst und eventuell von der Position des Bildpunktes. So eine Operation wird allgemein beschrieben als $G'_{mn} = P_{mn}(G_{mn})$. Die Indizes beschreiben die mögliche Abhängigkeit der Punktoperation P von der Position des Bildpunktes.

Im Gegensatz dazu modifizieren **geometrische Operationen** die Position eines Bildpunktes. Ein Bildpunkt wird von der Position \mathbf{x} an eine neue Position \mathbf{x}' verschoben. Die Beziehung zwischen den beiden Koordinaten wird durch die geometrische Abbildungsfunktion bestimmt: $\mathbf{x}' = M(\mathbf{x})$.

5.1 Homogene Punktoperationen

Eine von der Position des Pixels unabhängige Punktoperation nennen wir **homogene Punktoperation**. In der Anwendung werden Punktoperatoren häufig mit Hilfe von *Look-Up-Tables* (LUT) ausgeführt: $\tilde{g} = LUT(g)$ (vgl. Abb. 2.(1)). Die LUT kann vom Anwender bzw. Entwickler einer Bildverarbeitungsapplikation frei gewählt werden. Als exemplarisches Beispiel soll eine lineare Grauwertskalierung herhalten. Über den Abstand zwischen Helligkeiten eines Bildes lässt sich ein intuitiver Begriff von Kontrast definieren. Danach hat von zwei Bildern mit gleichem Bildinhalt dasjenige den besseren Kontrast, dessen Grauwerte über einen größeren Bereich verteilt sind. Der globale Kontrast kann durch **Grauwertspreizung** vergrößert werden. Jeden Pixel mit Grauwert g wird über eine Transferfunktion $g' \Rightarrow LUG$ ein von $[g_{min}, g_{max}]$ abhängiger neuer Grauwert zugewiesen:

$$g'(g) = LUG(g) = (g - g_{min}) \frac{\tilde{g}_{max} - \tilde{g}_{min}}{g_{max} - g_{min}} + \tilde{g}_{min} \quad (2)$$

Durch \tilde{g}_{min} und \tilde{g}_{max} wird der kleinste bzw. der größte repräsentierbare Grauwert bezeichnet. In den meisten Fällen wird $\tilde{g}_{min} = 0$ und $\tilde{g}_{max} = 255$ sein. Wenn der ursprünglich genutzte Grauwertbereich sehr klein war (z.B. 20-25 Grauwerte), führt das zu einer erheblichen Verbesserung der Erkennbarkeit.

ABER: Die Grauwertspreizung eignet sich kaum für die Vorbereitung einer automatischen Bildanalyse. Es existiert kein wesentlicher Unterschied für die Weiterverarbeitung. Der Abstand zwischen zwei Grauwerten n oder $n * (\tilde{g}_{max} - \tilde{g}_{min}) / (g_{max} - g_{min})$ ist für einen darauf angepassten Algorithmus nicht relevant. Weiterhin ist anzumerken, dass die Verteilung der Grauwerte im Histogramm unberücksichtigt bleibt. Sobald auch nur je ein einziges Pixel den Grauwert 0 oder 255 hat, ist keine Grauwertspreizung mehr möglich (vgl. [8], S. 156).

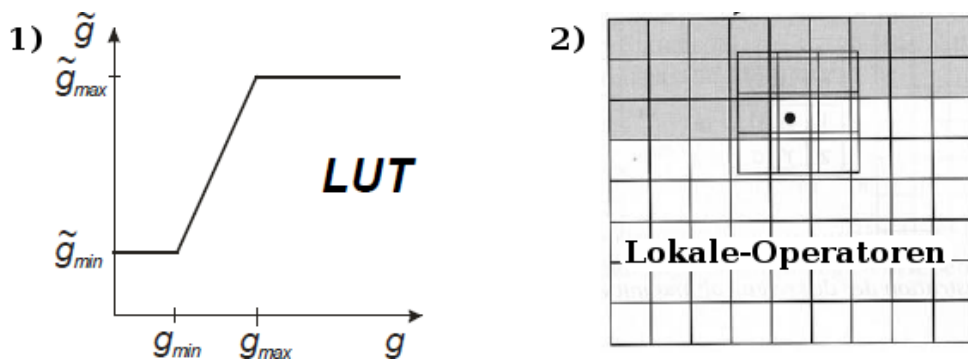


Abb. 2: Punkt- und Lokale-Operatoren in der Anwendung

Das Listing 1 enthält eine exemplarische Umsetzung einer Grauwertspreizung aus Gleichung 2.

Weiterhin existieren Algorithmen, die Graustufen von Grauwertbildern durch Variation von Punktgröße oder Punktdichte in Binärbilder² umwandeln. Diese Algorithmen werden *Digitale Halbtonverfahren* genannt. Solche Verfahren werden bei der Ausgabe von Bildern auf Geräten mit niedriger Farb-/Grauwerttiefe angewandt, so zum Beispiel auf Monochrom-Monitoren, Druckern, aber auch zur Reduktion des Speicherbedarfs bei der Archivierung von Bildern.

²Nur die zwei Graustufen schwarz und weiß.



Tab. 2: (1) Ausgangsbild der Grauwertspreizung (2) Ergebnisbild der Grauwertspreizung

```

1 function ImgDest = GrauwertSpreizung(ImgSrc)
2   [height,width] = size(ImgSrc);
3   gmin = min(min(ImgSrc));
4   gmax = max(max(ImgSrc));
5   for x=1:width
6       for y=1:height
7           g = ImgSrc(y,x);
8           ImgDest(y,x) = (g-gmin) * ((255 - 0) / (gmax-gmin)) + 0;
9       end
10  end
11  end

```

Listing 1: Matlab Beispiel einer einfachen Grauwertspreizung

Es existieren mehrere Verfahren in diesem Bereich - Verfahren mit konstanten und angepassten Schwellwert,

5.1.1 Digitale Halbtonverfahren - angepasster Schwellwert

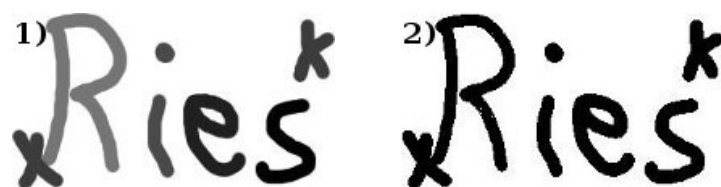
Ist g_{max} der maximale im Bild vorkommende Grauwert, so gilt für die Grauwertschwelle $T = g_{max}/2$. Wird in dem Bild nicht der gesamte Helligkeitsbereich von 0 bis 255 ausgenutzt, so ist es günstiger, die Schwelle T an die aktuell im Bild verwendeten Helligkeitswerte anzupassen $T = (\max\{g(x,y)\} + \min\{g(x,y)\})/2$. Nach Festlegung des Schwellwertes T berechnet sich das Binärbild $P(m,n)$ aus dem Grauwertbild $g(m,n)$ nach:

$$P(x,y) = \begin{cases} 255 & \text{falls } g(m,n) > T \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3)$$



Tab. 3: (1) Ausgangsbild - Bielefeld Innenstadt (2) Ergebnisbild - Binärisierung mit konstantem Schwellwert

Das Ergebnis dieser denkbar einfachsten Methode ist aber in den meisten Fällen sehr unbefriedigend, was in Tabelle 5.1.1 nachvollziehbar ist. Viele Details gehen verloren. Dieses Verfahren eignet sich daher nur für eine Wiedergabe von Bildern, die ohnehin schon einen starken Kontrast bzw. binären Charakter aufweisen (Texte, Strichzeichnungen, usw.). Ein Beispiel für die Binarisierung von Texten ist in Tabelle 5.1.1 zu finden. Ein Text durch verschiedene Grauwerte dargestellt (links) wird sehr gut durch das vorgestellte Verfahren binarisiert (rechts).



Tab. 4: (1) Ausgangsbild - Schriftzug durch Grauwerte (2) Ergebnisbild - Binärisierung mit konstantem Schwellwert

5.1.2 Digitale Halbtonverfahren - Error-Diffusion

Durch das Setzen eines Bildpunktes auf schwarz oder weiß beim konstanten und festen Schwellwert wird pro Bildpunkt ein Fehler bezüglich des Grauwertes gemacht. Dieser Fehler $E(m, n) = I(m, n) - P(m, n)$ kann kompensiert werden, indem dieser auf die Nachbarpunkte verteilt wird. Solche Verfahren werden *Error-Diffusion* genannt. Im ersten Schritt wird der erste Bildpunkt mit dem festen Schwellwert T verglichen. Danach wird der aufgetretene Fehler (Grauwertdifferenz) berechnet und auf die Nachbarpunkte verteilt. Diese Verteilung kann eine unterschiedliche Anzahl von Nachbarn betreffen.



Tab. 5: Error-Diffusion mit (1) 4-Nachbarschaft (2) 6-Nachbarschaft (3) 12-Nachbarschaft

Tabelle 5.1.2 enthält die Ergebnisse eines Halbtonverfahren mit Error-Diffusion mit unterschiedlicher Anzahl von Nachbarn. In der 4-Nachbarschaft sind noch die meisten Details zu erkennen, bei einer Erhöhung der Nachbarschaft nehmen die Details ab. Das Bild mit der 12-Nachbarschaft ähnelt dem Verfahren mit konstantem Schwellwert.

5.2 Inhomogene Punktoperationen

Homogene Punktoperationen stellen mit ihrer Unabhängigkeit von der Pixelposition nur eine Unterklasse der Punktoperationen dar (vgl. [2]). Im Allgemeinen hängt eine Punktoperation auch von der Position des Pixels im Bild ab, diese Operationen werden **inhomogene Punktoperationen** genannt. Diese Operationen sind zeitaufwendiger, da für jeden Pixel eine Berechnung durchgeführt werden muss.

Jede Anwendung ist von ungleichmäßiger Beleuchtung der beobachteten Szene betroffen. Auch wenn ein hoher Aufwand betrieben wird, ist es schwer einen optimalen Beleuchtungsaufbau zu betreiben. Es sind fast immer Staubartikel im optischen Pfad, die sich u.a. auf dem Glasfenster zwischen „Welt“ und CCD-Sensor ablegen. Bei der Fertigung von CCD-Sensoren kann es weiterhin zu einer inhomogenen Fertigung kommen, so dass die Lichtaufnahme variiert. Es ist möglich diese Störeffekte zu korrigieren, wenn die Natur der Störung bekannt ist. Gegeben sei ein Referenzbild (vgl. Abb. 3c). Dieses Referenzbild kann durch Mittelung mehrerer Aufnahmen mit kleinen abgebildeten Objekten aufgenommen werden, wenn es nicht möglich ist es ohne Elemente zu erstellen. Die ungleichmäßige Beleuchtung kann nun mit einer *Division* durch das Referenzbild korrigiert werden: $G' = c * \frac{G}{R}$. Die Multiplikation mit der Konstanten c ist nötig, um das normalisierte Bild wieder in Integerzahlen darzustellen. Wenn die Objekte Licht absorbieren, wird c normalerweise nahe der maximalen Integerzahl gewählt. In Abbildung 3e wird das Ergebnis dieses Verfahren abgebildet.

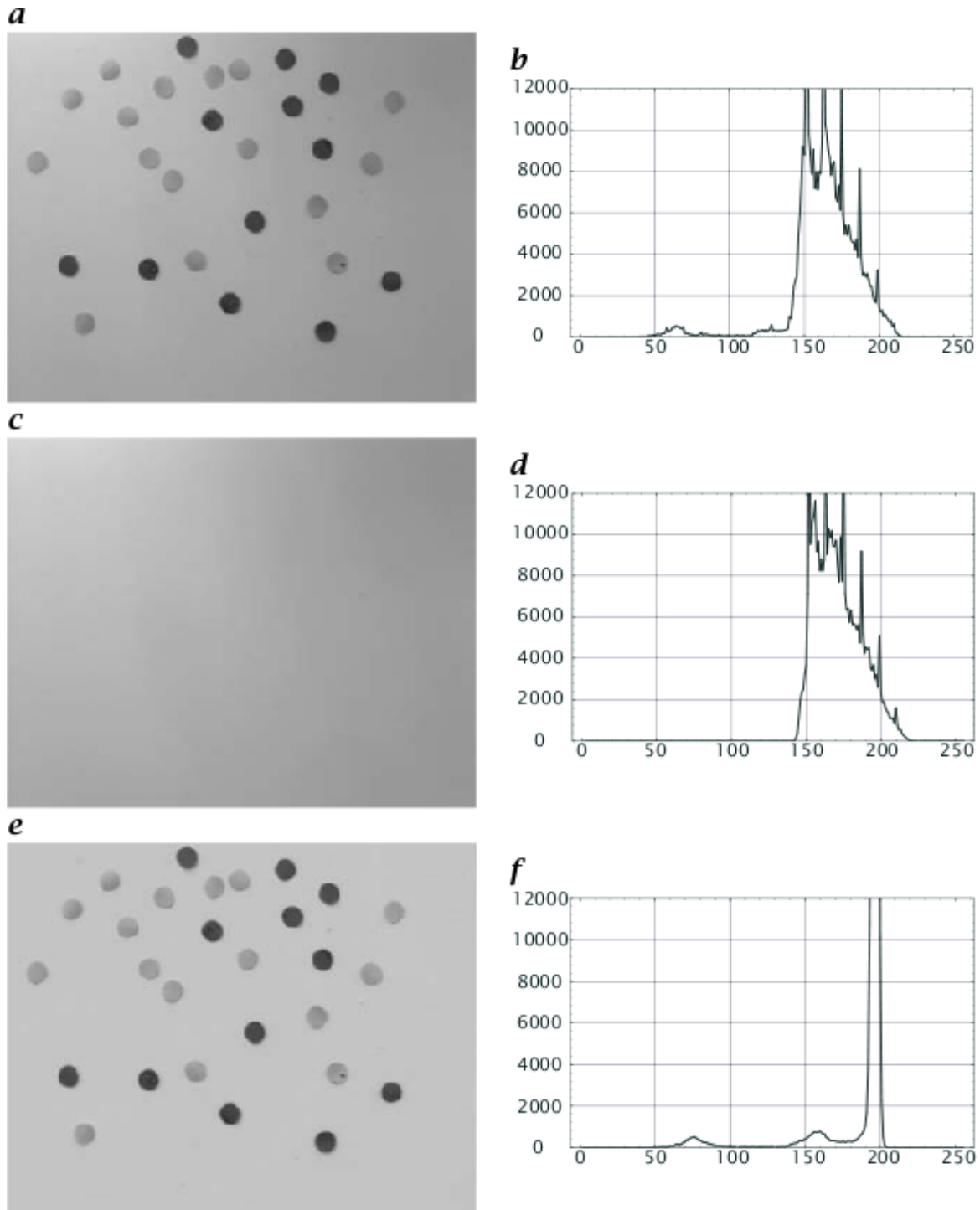


Abb. 3: Korrektur ungleichmäßiger Beleuchtung über eine inhomogene Punktoperation: **a** Originalbild und **b** sein Histogramm; **c** Hintergrundbild und **d** das zugehörige Histogramm; **e** durch das Hintergrundbild dividierte Bild und **f** das Histogramm dieses Ergebnisbildes.

5.3 Geometrische Transformationen

Dieser Abschnitt ist teilweise von [5] übernommen. Eine geometrische Transformation ist eine Vektor-Funktion T , welche die Pixel (x, y) auf ihre Position (x', y') abbildet. T wird dabei durch die Gleichungen $x' = T_x(x, y)$ und $y' = T_y(x, y)$ definiert. Für die Bildverarbeitung ergeben sich dadurch zwei Möglichkeiten: Die Verzerrungen sind bereits von vornherein bekannt, z.B. einfache Rotationen, Translationen oder Skalierung, oder aber sie müssen aus den vorhandenen Daten bestimmt werden. Dann müssen Vergleichspunkte in den Bildern festgelegt werden, mit deren Hilfe sich die Transformationsvorschrift bestimmen lässt. Im Allgemeinen werden solche

Transformationen durch Polynome hinreichendes Grades gelöst:

$$x' = \sum_{r=0}^m \sum_{k=0}^{m-r} a_{rk} x^r y^k \quad (4)$$

$$y' = \sum_{r=0}^m \sum_{k=0}^{m-r} b_{rk} x^r y^k \quad (5)$$

Um die einzelnen Koeffizienten zu bestimmen, müssen genügend Referenzpunkte aus Bild und Urbild eingesetzt werden. Die Anzahl der benötigten Punkte sollte stets höher als die Zahl der vorkommenden Koeffizienten sein, um die Gleichung zu stabilisieren. Auch die Verteilung der Punkte ist von essentieller Bedeutung; in den Regionen starker Veränderungen sollten mehr, in denen schwache Veränderung entsprechend einiger Referenzpunkte gewählt werden. Für Fälle einfacher oder schwacher Verzerrung lassen sich auch Polynome niedrigen Grades, welche die Transformation ausreichend approximieren. Allein mit der bilinearen Transformation

$$x' = a_0 + a_1x + a_2y + a_3xy \quad (6)$$

$$y' = b_0 + b_1x + b_2y + b_3xy \quad (7)$$

oder gar der affinen Transformation

$$x' = a_0 + a_1x + a_2y \quad (8)$$

$$y' = b_0 + b_1x + b_2y \quad (9)$$

lassen sich die meisten einfacheren Verzerrungen lösen. Letztere ist für Rotationen, Skalierungsänderungen, Translationen und „Skewing“ bereits völlig ausreichend:

Rotationen:

$$x' = x \cos(\phi) + y \sin(\phi) \quad (10)$$

$$y' = -x \sin(\phi) + y \cos(\phi) \quad (11)$$

Skalierungsänderung:

$$x' = ax \quad (12)$$

$$y' = by \quad (13)$$

„Skewing“:

$$x' = x + y \tan(\phi) \quad (14)$$

$$y' = y \quad (15)$$

Translation:

$$x' = x + a \quad (16)$$

$$y' = y + b \quad (17)$$

Schwierige Transformationen lassen sich bedingt durch eine Fragmentierung des Bildes und die einzelne Transformation dieser Teilfragmente annähern. Es ist durchaus einzusehen, dass über die Transformationsgleichungen erhaltene Koordinaten auch dezimalwertig sein können. Ein Ausgleich an die zur Speicherung verwendete Bildmatrix passiert über die Interpolation.

6 Lokale Operatoren

Lokale Operatoren betrachten einen Bereich um ein Pixel, diese Operatoren werden auch *lineare Filter* genannt. Lineare Filter sind lineare homogene Funktionen und werden auch als Faltungen bezeichnet. Jeder lineare Filter besitzt eine inverse Transformation und benötigt wenig Rechenaufwand. Sie werden vor allem zur Glättung und Kantendetektion eingesetzt. Zwei Arten der Bildverbesserung können unter Berücksichtigung der Nachbarschaft die Erkennbarkeit steigern:

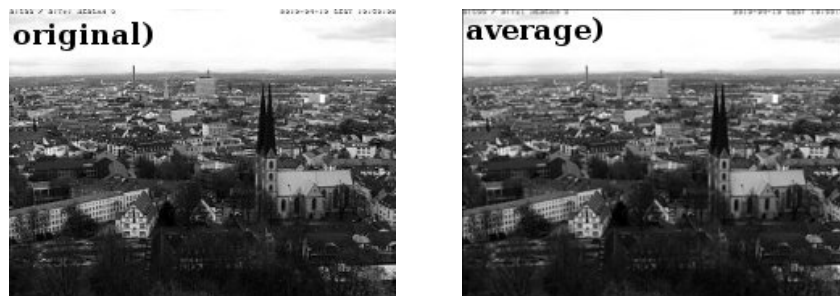
1. Durch Rauschunterdrückung kann das Signal gegenüber stochastischen Störungen verstärkt werden.
2. Durch Kanten hervorhebung kann die Grenze zwischen zwei Objekten betont oder extrahiert werden.

Verfahren zur Rauschunterdrückung müssen die Nachbarschaft eines Pixels berücksichtigen, weil Rauschen nur als statistische Eigenschaft einer Menge von Pixeln charakterisiert werden kann. Verfahren zur Kantenhebung benötigen die Nachbarschaftsinformationen, weil Kanten über approximierete partielle Ableitungen der Bildfunktion definiert sind.

6.1 Mittelwertfilter

Der Mittelwertfilter ersetzt den Helligkeitswert eines Pixels. Dieser Wert wird durch eine Mittelungsmatrix beschrieben. Weitere Eigenschaften dieses Filters sind in den Abbildungen der Tabelle 6.1 an einem Beispiel der Stadt Bielefeld veranschaulicht. Der Mittelwertfilter ist ein Tiefpassfilter mit folgenden Eigenschaften:

- beseitigt Rauschen
- beseitigt kleine Störungen
- das Bild wird unschärfer



Tab. 6: (**original**) Blick über Bielefeld (**average**) Mittelung aller Pixel mit einer 3×3 Matrix

Die Abbildungen in Tabelle 6.1 beweisen, dass der Mittelwertfilter zur Unschärfe eines Bildes beiträgt. Der Schriftzug im oberen Bereich des rechten Bildes ist nicht mehr so vorhanden, wie in der linken Abbildung.

6.2 Faltung und Korrelation

Unter den linearen Operatoren sind verschiebungsinvariante Operatoren eine spezielle Gruppe, bei denen das Operatorergebnis nicht vom Ort der Operation abhängt. Eigenschaften der Faltung sind u.a.

1. Kommutativität / Vertauschbarkeit: $g * h = h * g$
2. Assoziativität: $h_1(h_2 * g) = (h_1 * h_2) * g$
3. schnelle Faltung im Fourierraum möglich: Faltung im Ortsbereich entspricht elementweiser Multiplikation im Frequenzbereich $(g * h)(x, y) \longleftrightarrow \hat{g}(u, v)\hat{h}(u, v)$.
4. algorithmischer Aufwand: Bildgröße $N * N$, Faltungskerngröße $K * K$
 - a) Faltung im Ortsbereich $O(K^2 N^2) \Rightarrow$ **MATLAB:** `imfilter(G,H,'circular','conv');`
 - b) Faltung im Fourierraum $O(N^2 \log(N)) \Rightarrow$ **MATLAB:** `ifft2(fft2(G).*fft2(H));`

Faltungsintegral 1D:

$$(g * h)(x) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tilde{x})g(x - \tilde{x})d\tilde{x} \quad (18)$$

Diskrete Faltung 1D:

$$\tilde{g}(m) = \sum_{i=-b}^b h(i)g(m - i) \quad (19)$$

Diskrete Faltung 2D:

$$\tilde{g}(m, n) = \sum_{i=-b}^b \sum_{j=-b}^b h(i, j)g(m - i, n - j) \quad (20)$$

Ein Problem für die Durchführung der Faltung tritt an den Rändern des Ausgangsbildes auf. Es existieren mehrere Ansätze für die Umsetzung, z.B. wird von der Periodizität im Frequenzraum ausgegangen, dass die Fouriertransformierte von $-\infty \rightarrow \infty$ verläuft. Die diskrete Faltung kann durch Drehung des Faltungskern und darauffolgende Matrixmultiplikation durchgeführt werden. Dafür muss der Faltungskern einmal auf der horizontalen Achse und dann auf der vertikalen Achse gespiegelt werden.

Die Operatoren und Filterungen in den Abschnitten 6.3ff und 7.2 sind mit Faltungen umgesetzt.

6.3 Kantenoperatoren

Für die Erkennung von Kanten in zweidimensionalen Bildern, werden in den nachfolgenden Abschnitten Gradientenfilter und Ableitungen dieser Methoden erläutert. Neben der Erkennung von Kanten ist es oft wichtig - *Richtung* von Kanten zu detektieren - *Signifikanz* von Kanten zu bestimmen (Kantenstärke).

6.3.1 Gradientenfilter

Gradientenfilter beruhen auf diskreten partiellen Ableitungen, vgl. Gleichung 21:

$$\nabla g(m, n) = - \left(\frac{\partial g(m, n)}{\partial m}, \frac{\partial g(m, n)}{\partial n} \right) \quad (21)$$

Die Stärke einer Kante ist etwa der Betrag des Gradienten, vgl. Gleichung 22:

$$|\nabla g(m, n)| = \sqrt{\left(\frac{\partial g(m, n)}{\partial m} \right)^2 + \left(\frac{\partial g(m, n)}{\partial n} \right)^2} \quad (22)$$

Die Richtung der Kante ist senkrecht zur Gradientenrichtung, vgl. Gleichung 23:

$$\phi(m, n) = \arctan \left(\frac{\partial g(m, n)}{\partial m} / \frac{\partial g(m, n)}{\partial n} \right) \quad (23)$$

6.3.2 Sobelfilter

Der Sobelfilter dient zur Kantendetektion und kann dabei gut bei verrauschten Bildern verwendet werden. Der Sobelfilter hat eine gewisse Ähnlichkeit mit den Binomialfiltern. Das durch den Sobelfilter berechnete Ergebnis ist die Differenz zwischen zwei Glättungen in den Ableitungsrichtungen. Der Sobelfilter arbeitet wie ein Tiefpassfilter und unterdrückt teilweise das Rauschen.

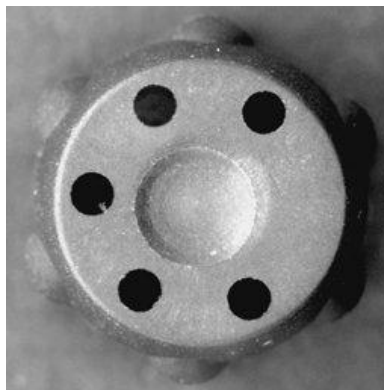
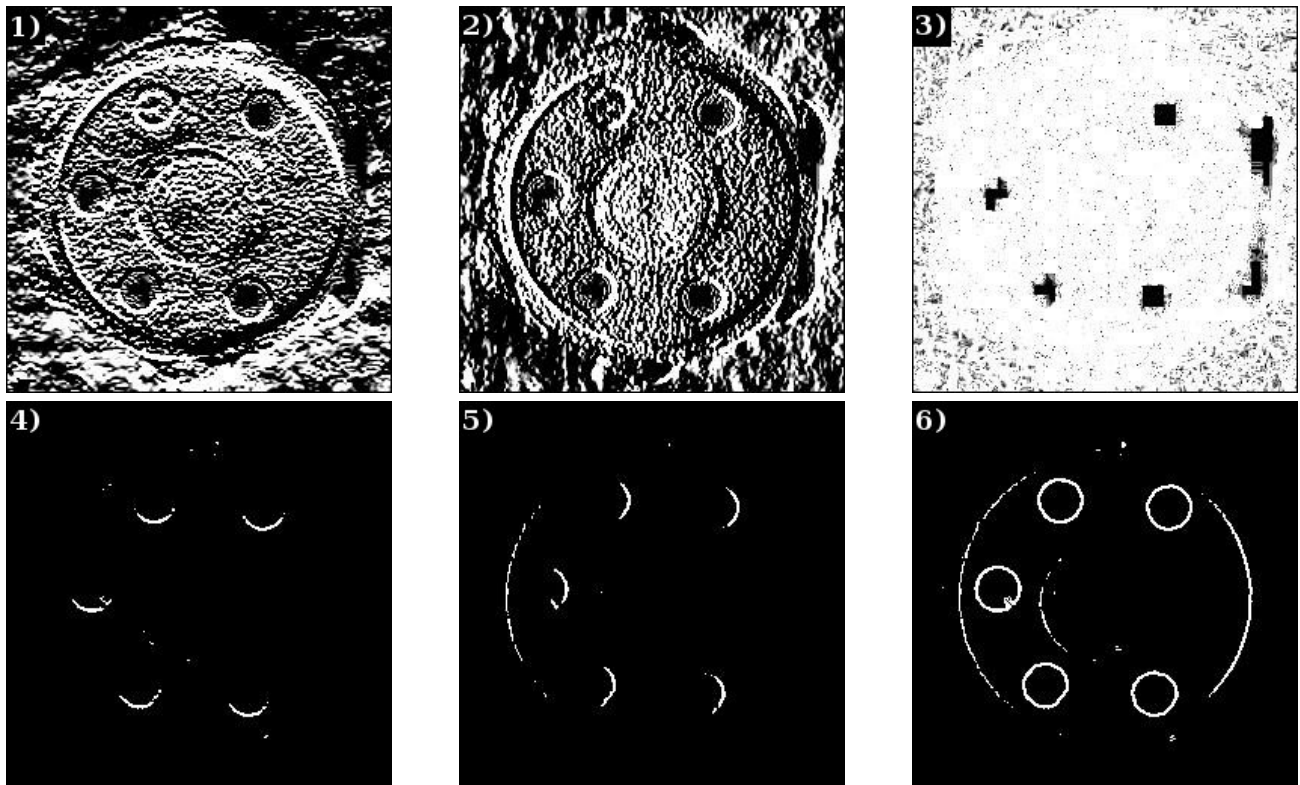


Abb. 4: Ausgangsbild für die Bearbeitung mit dem Sobelfilter

Eine Anwendung des Sobelfilter ist in Tabelle 6.3.2 zu finden, das Ausgangsbild ist in Abbildung 6.3.2 zu sehen. Die Abbildungen (1) – (3) zeigen die Ergebnisse der direkten Sobelfilterung, für (1) in horizontaler und (2) vertikaler Richtung. (3) enthält den Betrag von (1) und (2). Die Abbildungen (4) – (6) enthalten die jeweiligen Schwellwertbilder von (1) – (3). Für nachfolgende Bildverarbeitungsschritte wird (6) weitergegeben. Nachfolgende Schritte könnten die Anzahl der Bohrungen prüfen.

7 Globale Operatoren

Durch globale Operatoren (nichtlineare Filter) kann eine kantenerhaltende Rauschunterdrückung vorgenommen werden, indem die Zufälligkeit von Rauschen als wesentlicher Unterschied zu den Eigenschaften von Kanten genutzt wird. Der Medianfilter (Teil der Rangordnungsfiler, Abs. 7.1) nutzt diese Eigenschaft richtungsunabhängig und über eine vorgegebene Nachbarschaft (vgl. [8], S.193). Dabei ist der Medianfilter gegenüber den Minimal- und Maximalfiltern besser für die Kantenerhaltung geeignet, allerdings nicht ausreichend für die meisten Zwecke. Weitere Filter für die Rauschunterdrückung sind: *Gaußfilter*, *Binomialfilter*, *Mittelwertfilter* - die allerdings die Kanteninformationen zu sehr aufweichen. Ein weiteres Teilgebiet der globalen Operatoren sind die *morphologischen Operatoren*, die durch *Erosion* und *Dilation* beschrieben werden.



Tab. 7: Ergebnisse nach der Sobelfilterung für das Ausgangsbild in Abb. 6.3.2: (1) Sobelfilterung in horizontaler Richtung; (2) Sobelfilterung in vertikaler Richtung; (3) Betrag der Einzelrichtungen; Schwellwertbildung in horizontaler (4) und vertikaler (5) Richtung; (6) Schwellwertbildung des Bildes mit Betrag

7.1 Rangordnungsfiler

Durch einen **Rangordnungsfiler** werden die Grauwerte einer vorgegebenen Umgebung um einen zu filternden Punkt sortiert. Aus der sortierten Reihenfolge wird der an einem bestimmten Rang eingeordnete Wert anstelle des Ursprunggrauwerts eingesetzt. Daraus ergibt sich, dass nie neue Werte erzeugt werden. Es wird ein Wert aus der Umgebung gewählt. Die Umgebung ist oft quadratischer Natur, z.B. eine 3×3 -Matrix der Bildpunkte um einen Punkt (vgl. [8], S.186). Die Rangordnungsfiler beschreiben mindestens den **Maximumfilter**, **Minimumfilter** und **Medianfilter**. Die Anwendung dieser Filter fängt immer mit einer Sortierung der Elemente in der Umgebung an.

Maximumfilter Der maximale Wert der sortierten Liste wird in den Umgebungsursprung übernommen.

Minimumfilter Der minimale Wert der sortierten Liste wird in den Umgebungsursprung übernommen.

Medianfilter Der mittlere Wert der sortierten Liste wird in den Umgebungsursprung übernommen. Der Medianfilter ist gut zum Filtern des Salz und Pfeffer Rauschen geeignet, das Ergebnisbild wird dadurch allerdings unschärfer und Details gehen verloren, siehe Abschnitt 7.1.1.

Die Abbildungen in Tabelle 7.1 zeigen die jeweiligen Eigenschaften der verschiedenen Rangordnungsfiler. Es ist zu erkennen, dass der Minimalfilter das Bild dunkler erscheinen und der Maximalfilter heller erscheinen lässt. Der Medianfilter wird im Abschnitt 7.1.1 behandelt, dieser lässt das Bild unschärfer erscheinen.

7.1.1 Salz und Pfeffer Rauschen

Der Grund für das Salz und Pfeffer (SuP) Rauschen können defekte Stellen auf dem Bildaufnahmesystem sein oder eine punktuelle Beschmutzung der Linse (eher weniger bei der Betrachtung der Pixelgröße). Die Veränderung des Grauwerts ist maximal positiv (weiß=Salz) oder maximal negativ (schwarz=Pfeffer). Eine Eigenschaft des SuP ist, dass nur wenige Pixel betroffen sind. Die Abbildungen in Tabelle 7.1.1 zeigen die Wirkung des Medianfilters für Bilder mit SuP. Das linke Bild (1) ist das Ausgangsbild des Bielefelder Jahnplatzes. Das



Tab. 8: Bearbeitung der Bilder mit einem 3×3 -Operatorkern: **(original)** Blick über Bielefeld **(min)** Übernahme des kleinsten Wertes für den Operatorkern **(max)** Übernahme des größten Wertes für dem Operatorkern **(median)** Übernahme des mittleren Wertes für den Operatorkern

mittlere Bild ist das Ausgangsbild mit künstlich erstelltem SuP. Das Ergebnisbild nach einer Medianfilterung ist in der rechten Abbildung zu sehen. Das Bild wirkt unschärfer und Details (z.B. Randverläufe der Häuserfronten) sind ein wenig verloren gegangen.



Tab. 9: **(1)** Ausgangsbild **(2)** Salz und Pfeffer Rauschen **(3)** Ergebnis: Median-Filter mit einem 3×3 Operatorkern



Tab. 10: **(1)** Ausgangsbild: Salz und Pfeffer Rauschen **(2)** Ergebnis: Minimumfilter **(3)** Ergebnis: Maximumfilter

Die Tabelle 7.1.1 beinhaltet die Resulte für die Ausführung eines Minimum- und Maximumfilter, für ein mit Salz und Pfeffer behaftetes Ausgangsbild. Der Minimumfilter eliminiert weiße Punkte und verbreitert dunkle

Regionen. Im Fall des Maximumfilter ist das Resultat das Gegenteil vom Minimumfilter, schwarze Punkte werden eliminiert und dunkle Regionen verbreitet.

7.2 Schärfeoperation

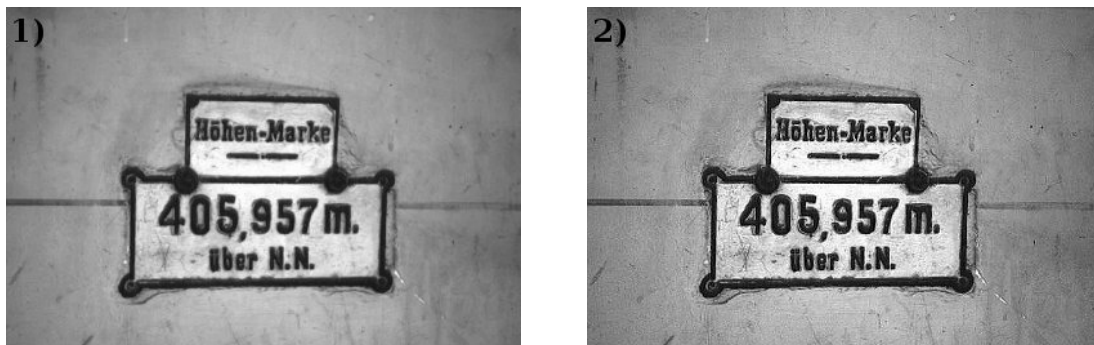
Schärfe ist das Resultat von Kontrastunterschieden und beinhaltet Zusammenhänge zwischen

1. hinreichend hoher Auflösung,
2. klaren und eindeutigen Kanten,
3. und lokalem Kontrast.

Zur Schärfung einer Abbildung wird in diesem Abschnitt der Laplacefilter verwendet. Der Laplacefilter verstärkt die Kanten einer Abbildung und ist „eigentlich“ ein Kantendetektionsoperator. Für die Schärfung muss dieses mit dem Laplacefilter erzeugte Bild von dem Ausgangsbild abgezogen werden. Die Gleichung 24 beschreibt den Schritt der Schärfung eines 2-dimensionalen Bildes. g'' wird dabei vom Laplacefilter gebildet. Der Laplacefilter bildet die zweite Ableitung in einem Bildbereich (vgl. Abs. 6.3.1).

$$g^{(n+1)}(m, n) \approx g(m, n) - \alpha g''(m, n) \quad (24)$$

Ein Scharfzeichnungsfilter (Schärfeoperation) produziert ein Bild mit verstärkten Hochfrequenzanteil und liefert



Tab. 11: (1) Originalbild; (2) Bild nach Schärfung mit dem Laplacefilter

einen hohen lokalen Kontrast. Die Tabelle 7.2 enthält zwei Abbildungen in dem der Laplacefilter verwendet wird. Das linke Bild (1) enthält das Original, die rechte Abbildung (2) das geschärfte Bild.

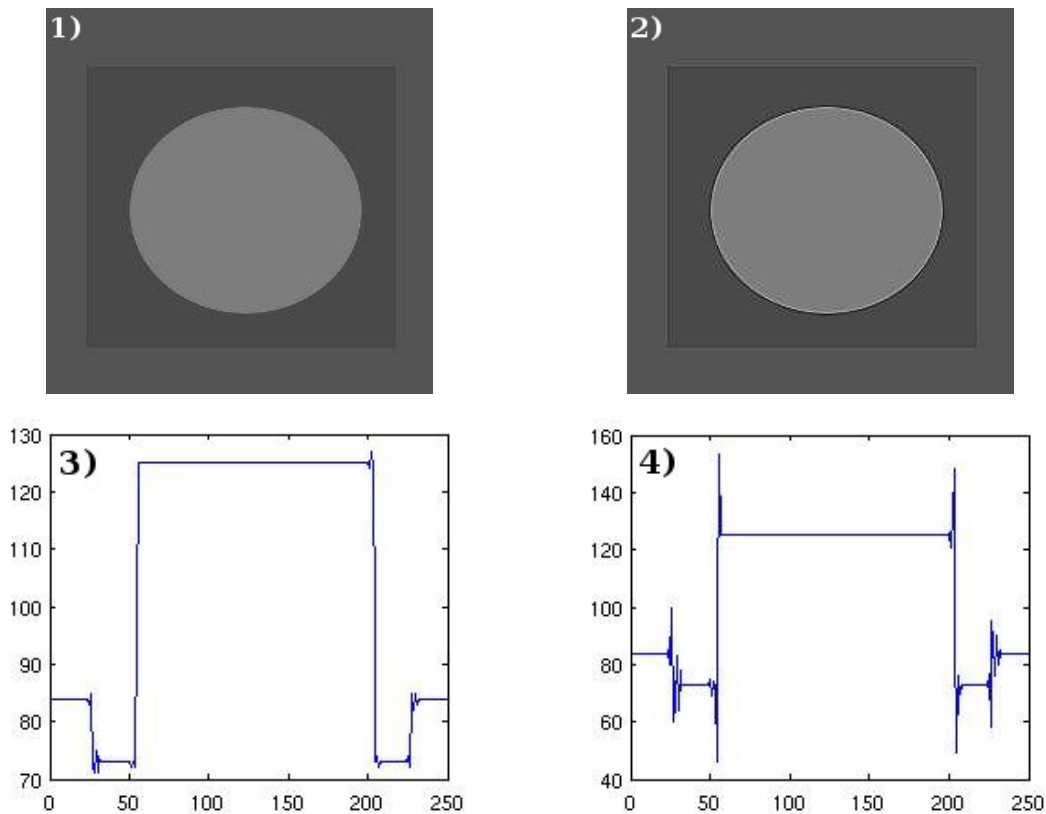
Ein weiteres Beispiel ist in Tabelle 7.2 enthalten. Die Tabelle enthält jeweils zu den Bildern einen *Linescan* durch die Mitte des jeweiligen Bildes. Abbildung (1) ist das Ausgangsbild, (2) zeigt das Ergebnis nach durchgeführter Schärfung mit dem Laplacefilter. Der *Linescan* verdeutlicht, dass die Kanten verstärkt sind und in diesen kleinen Bereichen ein sehr hoher Kontrast vorherrscht. Weitere Kantendetektionsoperatoren, die für die Schärfung verwendet werden können, sind: *Difference of Gaussian* (DoG) und *Laplacian of Gaussian* (LoG).

8 Schlusswort

Das Gebiet der Bildverarbeitung ist riesig. Es existieren zahlreiche Spezialgebiete in denen noch einiges an Forschungsarbeit investiert werden muss. Die grafische Datenverarbeitung hat einen Trend in die dritte Dimension weitergeführt. In industriellen Fertigungssystemen sind die zuvor erwähnten Techniken seit Jahren im Einsatz und sind dort zuständig für die Qualitätssicherung und Sicherstellung von Prozessabläufen. Im weiteren Lernprozess sollten Verfahren für die Umsetzung im Frequenzraum (s. *Fourier-Transformation*) behandelt werden. Verfahren im Frequenzraum sind oft schneller und aufschlussreicher für das Verständnis der Faltungsoptionen.

Literatur

- [1] Bruce G. Batchelor¹, Paul F. Whelan²: **Intelligent Vision Systems for Industry**, ¹University of Wales - Cardiff, ²Dublin City University, 2002



Tab. 12: (1) Originalbild; (2) Bild nach Schärfung mit dem Laplacefilter; (3) *Linescan* durch die Mitte des Ausgangsbildes; (4) *Linescan* durch die Mitte von (2)

- [2] Bernd Jähne: **Digitale Bildverarbeitung**, Springer-Verlag Berlin; Heidelberg; New York, 6. Auflage, 2005, ISBN: 3-540-24999-0
- [3] Prof. Xiaoyi Jiang, Steffen Wachenfeld: **Bildverarbeitung**, Universität Münster, Vorlesungsunterlagen Wintersemester 06/07
- [4] Prof. Dr. rer. nat. Antje Ohlhoff: **Mustererkennung/Digitale Bildverarbeitung (MDB)**, Fachhochschule Bielefeld, Wintersemester 08/09
- [5] Thies Pfeiffer: **Bildvorverarbeitung**, Universität Bielefeld, 21. Oktober 1998
- [6] Rainer Steinbrecher: **Bildverarbeitung in der Praxis**, München; Wien: Oldenbourg, 1993, ISBN: 3-486-22372-0
- [7] Stefan Stiene: **Konturbasierte Objekterkennung aus Tiefenbildern eines 3D-Laserscanners**, Universität Osnabrück, Fachbereich Informatik, Masterarbeit, 2006
- [8] Klaus D. Tönnis: **Grundlagen der Bildverarbeitung**, Pearson Studium, 2005, ISBN: 3-8273-7155-4