

Leibniz Universität Hannover
Fakultät für Bauingenieurwesen und Geodäsie
Institut für Photogrammetrie und GeoInformation



Leibniz
Universität
Hannover

Untersuchung von Linien- und Kantenextraktionsalgorithmen im Rahmen der Verifikation von Ackerlandobjekten

Bachelorarbeit
von

Jakob Unger

Hannover 2009

Erstprüfer: Prof. Dr.-Ing. Christian Heipke

Zweitprüfer: Dipl.-Ing. Petra Helmholz

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis.....	II
Abbildungsverzeichnis.....	IV
Tabellenverzeichnis.....	V
1 Einleitung.....	1
1.1 Motivation und Zielsetzung.....	1
1.2 Aufbau und Kapitelübersicht.....	1
2 Grundlagen.....	2
2.1 Verifikation topographischer Geoinformation.....	2
2.1.1 Qualitätskriterien für Geoinformation.....	2
2.1.2 WiPKA-QS.....	2
2.2 Eingesetzte Software.....	3
2.3 Unterscheidung von Ackerland und Grünland.....	3
2.3.1 Allgemeines Vorgehen.....	4
2.3.2 Hough-Transformation.....	5
2.4 Linien- und Kantenextraktion.....	7
2.4.1 Linien und Kanten.....	7
2.4.2 Allgemeines Vorgehen und Anforderungen.....	8
2.5 Einfache, lokale Operatoren.....	10
2.5.1 Differenzoperatoren erster Ordnung.....	10
2.5.2 Differenzoperatoren zweiter Ordnung.....	12
2.6 Template-Matching.....	12
2.6.1 Kirsch/Robinson.....	13
2.7 Optimale Operatoren.....	13
2.7.1 Canny.....	13
2.7.2 Deriche.....	15
2.7.3 Lanser.....	16
2.8 Der Weg zum Kantenbild.....	16
2.8.1 Non-Maximum-Suppression.....	16
2.8.2 Hysteresis-Threshold.....	16
3 Umsetzung des Vergleichs.....	17
3.1 Bewertungskriterien.....	17

3.2	Anforderungen	17
3.3	Auswahl zu vergleichender Operatoren.....	18
3.4	Beispieldaten	19
3.5	Das Programm	19
3.5.1	Vorverarbeitung	19
3.5.2	Die Operatoren.....	20
3.5.3	Nachbearbeitung.....	21
3.5.4	Houghraum.....	22
3.5.5	Ausgabe	23
3.5.6	Berechnung und Auswahl von Kenngrößen und grafische Ausgabe.....	23
4	Ergebnisse des Vergleichs	26
4.1	Visuelle Gegenüberstellung.....	26
4.2	Vergleich der Houghhistogramme	32
4.2.1	Vergleich ohne Berücksichtigung der Kantenrichtung.....	32
4.2.2	Vergleich mit Berücksichtigung der Kantenrichtung.....	35
5	Zusammenfassung und Ausblick	38
	Literaturverzeichnis	40
	Eidesstattliche Versicherung	41

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: allgemeines Vorgehen	4
Abbildung 2: Semantisches Modell (inhaltlich aus Helmholtz et al. (2007))	5
Abbildung 3: Schematisches Beispiel einer Kurve im Hough-Raum für einen Punkt	6
Abbildung 4: RGB-Bild, Kantenbild, Houghraum, Histogramm (v.l.n.r.)	6
Abbildung 5: Kantenarten	7
Abbildung 6: Eindimensionale verrauschte Grauwertkanten und ihre 1. und 2. Ableitung	8
Abbildung 7: Beispieldaten (1m pansharpened IKONOS und zugehörige Label)	19
Abbildung 8: Winkelbereiche des Houghraums	22
Abbildung 9: Beispielhistogramm mit Darstellung der Kenngrößen	24
Abbildung 10: grafische Ausgabe	25
Abbildung 11: Kantenbilder (Canny, Gauß, Kirsch)	26
Abbildung 12: Kantenbilder (Canny, Gauß, Lanser1, Lanser2)	27
Abbildung 13: Kirsch	27
Abbildung 14: LoG	27
Abbildung 15: Kantenbilder von Grünland (Canny, Kirsch, LoG)	27
Abbildung 16: Kantenbilder von Grünland (Canny, Roberts)	28
Abbildung 17: Kantenbilder aller 8 Operatoren für ein Beispiel (1)	30
Abbildung 18: beschnittene Kantenbilder aller 8 Operatoren für ein Beispiel (2)	31
Abbildung 19: Houghraum ohne (links) und mit (rechts) Berücksichtigung der Kantenrichtungen	33
Abbildung 20: Vergleich mit und ohne Kantenrichtung ermittelter Kenngrößen des Houghraums	34
Abbildung 21: Houghwinkelhistogramme (mit Kantenrichtungen) für 3 Beispielbilder (zeilenweise); links: zugehörige Canny-Kantenbilder (unterschiedlich skaliert und beschnitten)	35
Abbildung 22: Vergleich der Kenngrößen einer Grünfläche ohne Fahrspuren	36

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Entscheidungsmatrix	3
Tabelle 2: Kantendetektoren und ihre Parameter	21
Tabelle 3: (Zwischen-) Ergebnisse	23
Tabelle 4: Rangfolge des visuellen Vergleichs.....	29

1 Einleitung

1.1 Motivation und Zielsetzung

Als Student der Geodäsie und Geoinformatik muss ich Außenstehenden häufig erklären, was sich hinter diesen Begriffen verbirgt. Kommt dabei die Landesvermessung und Kartographie zur Sprache, bekomme ich schnell als Antwort die Frage, ob denn nicht endlich einmal alles vermessen und kartiert sei. Dabei wird natürlich vergessen, dass die einmal erfassten Geodaten sich über die Zeit aus verschiedensten Gründen ändern und neue Informationen hinzukommen können. Man denke beispielsweise an den Neubau von Gebäuden und Straßen oder die Umstrukturierung ganzer Gebiete. Wo gestern noch ein Acker war, kann morgen mit der Ausweisung eines Neubaugebietes begonnen werden. Wie man sich unschwer vorstellen kann, lässt sich die Liste der Beispiele beliebig erweitern.

Das Thema dieser Arbeit ergibt sich im weiteren Sinn aus der Notwendigkeit, die einmal erfassten topographischen Daten automatisch zu verifizieren, also im Rahmen eines Qualitätsmanagements ihre Konsistenz zu überprüfen. Ein System, das diese Aufgabe für deutsche Geodaten wahrnimmt, wird bereits vom Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG) eingesetzt. Eine Möglichkeit der Aufdeckung und Korrektur von Veränderungen liegt in der Zuhilfenahme von Satelliten- oder Luftbildern. Mit diesem Ansatz beschäftigt sich ein am Institut für Photogrammetrie und GeoInformation (IPI) mitentwickeltes Projekt, welches in Kapitel 2.1.2 näher erläutert wird. Die vorliegende Arbeit ist in diesem Projekt angesiedelt und hat zum Ziel, einen bereits implementierten Algorithmus zur Unterscheidung bewirtschafteter Flächen zu optimieren. Die Abgrenzung von bestelltem zu unbestelltem Ackerland wird hierbei über typische Fahrspuren der zur Bewirtschaftung eines Ackers notwendigen Fahrzeuge durchgeführt. Den zum Auffinden dieser Kanten bzw. Linien (siehe 2.4.1) am besten geeigneten Algorithmus gilt es zu finden.

1.2 Aufbau und Kapitelübersicht

Die Arbeit gliedert sich in drei Teile. In Kapitel 2 wird kurz auf den Umgang mit Geoinformationen im Rahmen einer Qualitätssicherung und auf das Projekt, in dessen Kontext die Arbeit stattfindet, eingegangen. Es folgen grundlegende Definitionen und Erläuterungen zum Thema der Linien- und Kantendetektion, sowie die genauere Beschreibung einzelner Operatoren für diese Problemstellung. In Kapitel 3 geht es dann um die Implementierung und Durchführung eines Vergleichs einiger dieser Operatoren. Die Auswertung der damit gewonnenen Daten beschreibt schließlich Kapitel 4, das verschiedene Möglichkeiten des Vergleichs und deren Ergebnisse enthält. Zusammenfassung und Ausblick schließen die Arbeit in Form von Kapitel 5 ab.

2 Grundlagen

2.1 Verifikation topographischer Geoinformation

Geoinformationen spielen sowohl im privaten als auch im geschäftlichen Umfeld eine große Rolle und tragen in unterschiedlichster Konfiguration zu Entscheidungen bei. Insbesondere topographische Geoinformationen werden in unterschiedlicher Auflösung und Genauigkeit angewendet und müssen zum Teil hohe Anforderungen erfüllen. Die Qualität solcher Daten muss also für den jeweiligen Anwender transparent und aussagekräftig sein. Eine Anforderung, die im Bereich der Geodäsie essentiell ist. Interessensgruppen, die die Daten direkt einsetzen, sind vor allem daran interessiert, wie kompliziert und zeitintensiv die Arbeit mit ihnen von statten geht, während solche, die auf den Daten aufbauend neue Produkte erstellen, großen Wert auf das tatsächliche Vorhandensein versprochener Merkmale legen. Einen Ansatz zur automatisierten Verifikation topographischer Geoinformation mit Fernerkundungsdaten als Teil des Qualitätsmanagements beschreiben Busch et al. (2004). Die dort angesetzten Qualitätskriterien werden im Folgenden kurz erläutert.

2.1.1 Qualitätskriterien für Geoinformation

Es werden zwei Kategorien für Qualitätsmerkmale definiert, die für die praktische Anwendung relevant sind: Logische und inhaltliche Konsistenz. Erstere zeichnet sich dadurch aus, dass sie ohne Abgleich der Daten mit der realen Welt geprüft werden kann. Es geht darum, die Konsistenz des Datenmodells (Formatspezifikationen, Nachbarschaftsbeziehungen, Eindeutigkeit von Objektbezeichnungen, Definitionsbereiche der Attribute) zu evaluieren, was sich automatisch ausführen lässt. Die inhaltliche Konsistenz setzt hingegen Vergleichsdaten der realen Welt voraus. Die Möglichkeit, dabei auf Fernerkundungsdaten zurückzugreifen, führt zu nachfolgend beschriebenem Projekt, dem die vorliegende Bachelorarbeit zugeordnet ist.

2.1.2 WiPKA-QS

WiPKA-QS steht für „Wissensbasierter Photogrammetrisch-Kartographischer Arbeitsplatz zur Qualitätssicherung“. Es handelt sich dabei um ein System, das der Qualitätssicherung und Aktualisierung von topographischen Geodaten unter Zuhilfenahme photogrammetrischer Daten dient. Es soll Qualitätsinformationen liefern und aufzeigen, an welchen Stellen der Datensatz (inhaltlich) inkonsistent ist. Dazu werden Orthofotos verwendet, die zum Beispiel vom Satellit IKONOS stammen, der neben den sichtbaren Kanälen Rot, Grün und Blau, auch im infraroten Spektrum aufzeichnet. Die Auflösung dieser Kanäle beträgt 4 Meter. Das Ausgangsmaterial wird jedoch per Pansharpening¹ mit dem im 1-Meterbereich auflösenden Grauwertkanal berechnet. Die Auflösung der Orthofotos wird daher mit einem Meter angegeben.

Dem System zu Grunde liegt das wissensbasierte Bildinterpretationssystem GeoAIDA, das am TNT (Institut für Informationsverarbeitung) an der LUH entwickelt wurde. Das System verwendet ein semantisches Netz, das die Objekte des zu testenden Datensatzes enthält bzw. beschreibt und damit

¹ Umrechnung des RGB-Bildes in den IHS-Farbraum, der das Bild in Intensität (intensity), Farbton (hue) und Sättigung (saturation) beschreibt, und Ersetzen des Intensitätskanals (4m Auflösung) durch den des Grauwertbildes (=panchromatisch), was die Auflösung um den Faktor 4 verbessert.

Kriterien bietet, anhand derer einzelne Objekte gefunden und erkannt werden können. Der für die vorliegende Arbeit wichtige Teil davon wird in Kapitel 2.3 vorgestellt.

Um den Prozess so weit wie möglich zu automatisieren, kommen automatische Bildoperatoren zum Einsatz. Mit deren Hilfe soll die Zahl der Fälle, die ein menschlicher Operator untersuchen und beurteilen muss, auf ein Minimum reduziert werden. Nur Diskrepanzen zwischen extrahiertem Objekt und dem Pendant aus der Datenbank werden dem Operator in einem GIS (GeoInformationssystem) interaktiv zur Überprüfung vorgelegt. Busch et al. (2004) beschreiben den Aufbau und Ablauf des Systems und stellen den Entscheidungsprozess als Verkehrsampel, mit der die Objekte des zu prüfenden Datensatzes markiert werden, dar: Ein grünes Licht erhalten die eindeutig vom System bestätigten, ein rotes die anderen. Dabei ist eine Unterscheidung der Fehlerarten notwendig, wie sie als Entscheidungsmatrix in Tabelle 1 dargestellt ist.

Wie man sich leicht überlegen kann, sind die Fehler 1. Art, bei denen der Operator eine Verwerfung bestätigen muss, zwar zeitraubend, die 2. Art jedoch gravierend für das Endergebnis. Denn sie bedeuten, dass ein Objekt grün markiert wurde, das sich eigentlich verändert hat. Dies wird dem Operator aber nicht auffallen, da er es nicht zur Überprüfung vorgelegt bekommt. Insbesondere Fehler 2. Art sollten also nicht auftreten.

automatisch Operateur	grün	rot
grün	richtigerweise angenommen	fälschlicherweise verworfen (Fehler 1. Art)
rot	fälschlicherweise angenommen (Fehler 2. Art)	richtigerweise verworfen

Tabelle 1: Entscheidungsmatrix

2.2 Eingesetzte Software

Die Programmierung der in dieser Arbeit durchgeführten Testreihen lief auf einem Linux-System. Zum Einsatz kam die Bildverarbeitungssoftware HALCON (Version 8.0.2) der Firma MVTec Software GmbH. Sie deckt viele Bereiche der Bildverarbeitung verschiedenster Anwendergruppen ab und stellt entsprechend implementierte Algorithmen zur Verfügung. Zugriff erhält der Anwender über Schnittstellen für verschiedene Programmiersprachen (C, C++, C#, Visual Basic, Delphi), sowie über eine integrierte Entwicklungsumgebung, genannt HDevelop. HDevelop bietet die Möglichkeit, unter Auswahl der HALCON-Operatoren und -Funktionen, interaktiv Programme zusammenzustellen und direkt auszuführen. Sie lassen sich außerdem in den oben genannten Programmiersprachen exportieren. Die statistische Auswertung zum Vergleich der Ergebnisse der Kantendetektion erfolgte in Matlab.

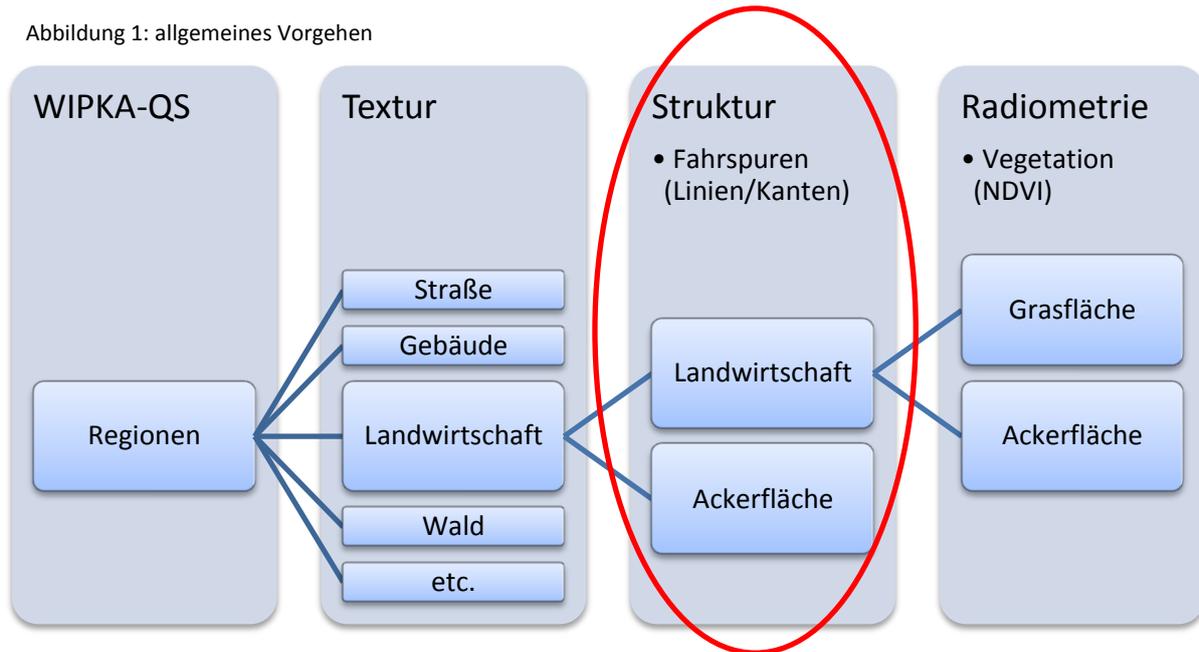
2.3 Unterscheidung von Ackerland und Grünland

In der Veröffentlichung von Busch et al. (2004) werden Ackerland und Grünland noch in einer gemeinsamen Klasse geführt. Der von Helmholtz et al. (2007) beschriebene Operator des WiPKA-QS unterscheidet beide und prüft, wie schon angesprochen, ob es sich bei dem gefundenen Ackerland um bewirtschaftetes handelt. Neben der Linien- und Kantendetektion sind dazu weitere Schritte notwendig, die der Operator ebenfalls durchführt und die im Folgenden erläutert werden. Dabei gehe ich von Vorverarbeitungsschritten aus, die bereits landwirtschaftliche Flächen von anderen (z.B. Wald, Gewässer, Bebauung, etc.) separiert haben.

2.3.1 Allgemeines Vorgehen

Den Ablauf und die Strategie des Ansatzes beschreiben Helmholz & Rottensteiner (2009). Demnach ist der erste Schritt eine Klassifikation des gesamten Bildes über Texturmerkmale, um gemeinsame Klassen zu finden. Dies führt auf Objekte wie z.B. Siedlung, Gebäude, Wald und die hier interessierenden landwirtschaftlichen Flächen. Auf diesen folgen Struktur- und radiometrische Analyse, wie sie der Operator von Helmholz et al. (2007) beschreibt, um zwischen den beiden Klassen unterscheiden zu können. Unter die Strukturanalyse fällt dabei die hier näher zu betrachtende Linien- und Kantendetektion zwecks Fahrspurensuche. Diese Schritte zeigt Abbildung 1. Sie werden im Folgenden näher erläutert. Die Arbeit konzentriert sich dann auf den rot markierten Teil.

Abbildung 1: allgemeines Vorgehen



Die Unterscheidung von bewirtschaftetem und unbewirtschaftetem Ackerland erfolgt also, wie schon eingangs angeschnitten, über eine Detektion der Kanten bzw. Linien im Bild. Ergebnis ist ein Bild, das anzeigt, welche Pixel zu einer Kante gehören – das sogenannte Kantenbild. Da dies das Hauptthema der Arbeit ist, wird dieser Teil in Kapitel 2.4 ab Seite 7 getrennt und im Detail beschrieben. An dieser Stelle soll das wichtige damit gewonnene Kriterium ausreichen: Werden viele Parallelen im Kantenbild gefunden, ist von Fahrspuren und damit einer Bewirtschaftung des Ackers auszugehen. Wie diese Parallelen gefunden werden erklärt Kapitel 2.3.2.

Wurde mittels Texturanalyse eine landwirtschaftlich genutzte Fläche gefunden, die keine Fahrspuren aufweist, wird für diese der normalisierte Vegetationsindex NDVI (*normalized difference vegetation index*) berechnet. Hierbei handelt es sich um ein radiometrisches Kriterium. Neben den Kanälen Rot, Grün und Blau, die ein Bild in dem vom Mensch sichtbaren Lichtspektrum aufnehmen, liegt hier ein vierter Kanal im infraroten Bereich vor, der dazu ausgewertet wird. Für die Berechnung des NDVI kommen der infrarote und der rote Kanal zum Einsatz. Da der Index für geringe Vegetation klein ist, kann man bei Ackerland mit deutlich kleineren Werten, als bei Grünland rechnen, was beide Arten voneinander trennbar macht.

Abbildung 2 zeigt das zugrunde liegende semantische Netz des Ansatzes ausgehend von den in der realen Welt aufgenommenen Objekten, über deren Geometrie und Material hin zu den dem Bild entnommenen Informationen.

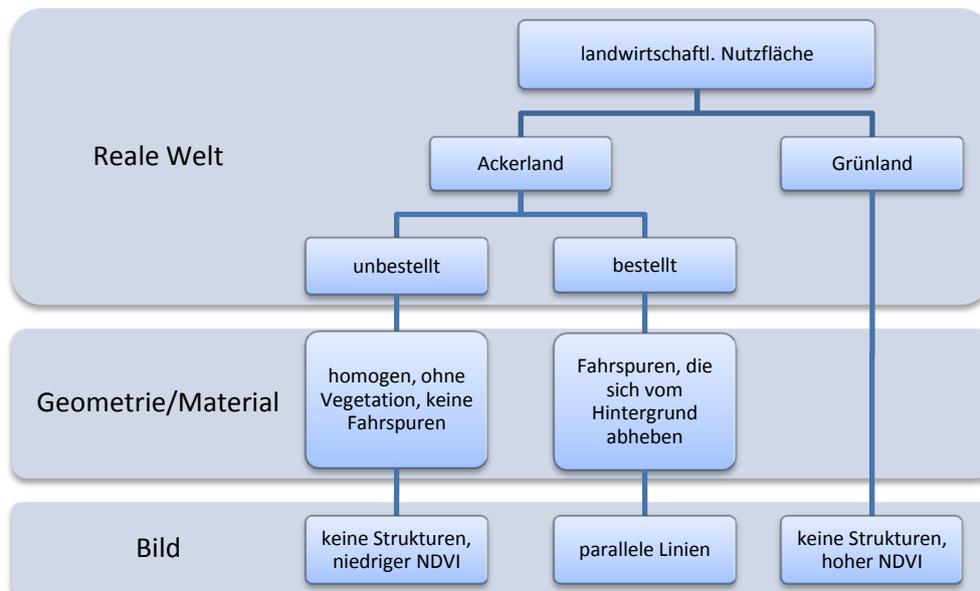


Abbildung 2: Semantisches Modell (inhaltslich aus Helmholtz et al. (2007))

2.3.2 Hough-Transformation

Mithilfe der Kanten- bzw. Liniensextraktion werden Strukturen im Bild zwar gefunden. Um Parallelen zu finden, bedarf es jedoch eines weiteren Arbeitsschrittes. In diesem wird nach Geraden gesucht und diese in einem speziellen Parameterraum dargestellt, der an Stellen gleich gerichteter Geraden Häufungen zeigt, die sich in einem Histogramm abtragen lassen. Helmholtz et al. (2007) beschreibt diese Vorgehensweise, die letztlich durch eine Untersuchung des Histogramms auf ein Maximum und dessen Standardabweichung die Unterscheidung zwischen den Ackerarten ermöglicht: Wird ein eindeutiges Maximum gefunden, liegt dessen Standardabweichung unter einem Grenzwert, und überschreitet die Anzahl der Geraden, die zu diesem Maximum führten, einen Grenzwert, wird von Fahrspuren und damit einer Bewirtschaftung ausgegangen.

Die Umrechnung des Kantenbildes in den Parameterraum erfolgt mithilfe der Hough-Transformation. Diese wird von Tönnies (2005) als Abstimmungsprinzip beschrieben: Jedes Kantenpixel stimmt für jede Gerade, auf der es liegen kann. Dies geschieht über eine Parameterdarstellung der Geraden in der Hesse-Normalform

$$x \cos \phi + y \sin \phi = r. \quad (2.1)$$

ϕ und r sind hierbei die Parameter, x und y die Koordinaten des jeweiligen Kantenpixels. ϕ ist der Winkel des Normalenvektors zur x -Achse, r seine Länge (der Abstand der Gerade vom Ursprung). Der als Hough-Raum bezeichnete Parameterraum wird von diesen beiden Parametern aufgespannt. Um alle möglichen Richtungen abzudecken, muss ϕ zwischen 0 und π liegen. r liegt zwischen 0 und maximaler Ausdehnung des Bildes (Diagonale). Die Transformation erfolgt, indem man r als Funktion des Winkels ϕ betrachtet und so heraus bekommt, für welche Parameterkombination der jeweilige Punkt (x_0, y_0) Geraden liefert:

$$r(\phi) = x_0 \cos(\phi) + y_0 \sin(\phi) \quad (2.2)$$

Abbildung 3 zeigt schematisch einen Punkt und die im Parameterraum entstehende Kurve aus seinem Geradenbüschel.

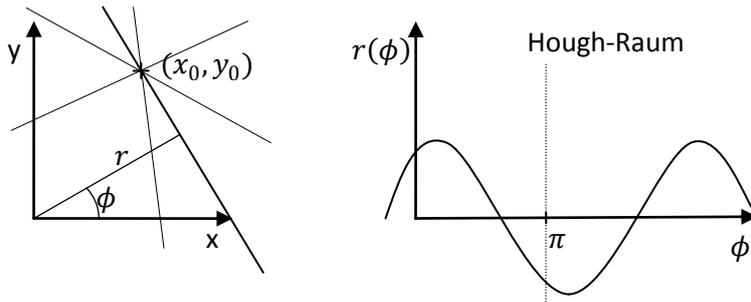


Abbildung 3: Schematisches Beispiel einer Kurve im Hough-Raum für einen Punkt

Ein zweiter Punkt (x_1, y_1) würde nun eine zweite Kurve ergeben, die zwischen 0 und π zu einem Schnittpunkt führt. Die Parameter für die Gerade durch diese beiden Punkte ließen sich aus diesem Schnittpunkt ablesen. Führt man dies für alle Kantenpunkte durch, ergibt sich ein Bild der Häufigkeit der einzelnen Kombinationen. Im vorliegenden Fall sollten Geraden gefunden werden, die parallel sind, also bei nahezu identischem Winkel ϕ und variierendem r liegen. Dies äußert sich im Idealfall also in Maxima, die auf einer senkrechten Gerade im Hough-Raum liegen (warum dieser Idealfall nicht eintreffen wird, beschreibt Kapitel 2.4.2).

Das benötigte Histogramm enthält dann die Werte der interessierenden ϕ -Achse, aufgetragen gegen die Anzahl der zu jedem ϕ gefundenen Geraden. Je heller (also je höher der Grauwert) ein Punkt im Houghraum ist, desto größere Werte wird er im Histogramm hervorrufen. Ein Maximum im Histogramm weist also auf eine Richtung hin, in der sehr viele Kanten des Bildes verlaufen. Der WiPKA-QS-Operator verwendet zur Auswertung des Houghraums einen Operator, der markante Punkte, hier also die Kreuzungspunkte, im Houghbild markiert (Helmholz, et al., 2007). Nur diese werden anschließend im Histogramm ausgewertet. Dieser Ansatz wird in Kapitel 3 auf seine Eignung für den Vergleich der Kantendetektoren hin genauer diskutiert, da für den Vergleich der Algorithmen das ganze Houghbild wichtige Vergleichsmerkmale aufweisen könnte.

Abbildung 4 zeigt den Ablauf beispielhaft, wobei hier, im Gegensatz zu dem für WiPKA-QS eingesetzten Algorithmus, alle Gauwerte des Houghbildes in die Berechnung des Histogramms eingingen. Warum nicht das gesamte RGB-Bild im Kantenbild ausgewertet ist, wird in Kapitel 3 erläutert. Kanten- und Houghbild wurden hier für bessere Sichtbarkeit invertiert!

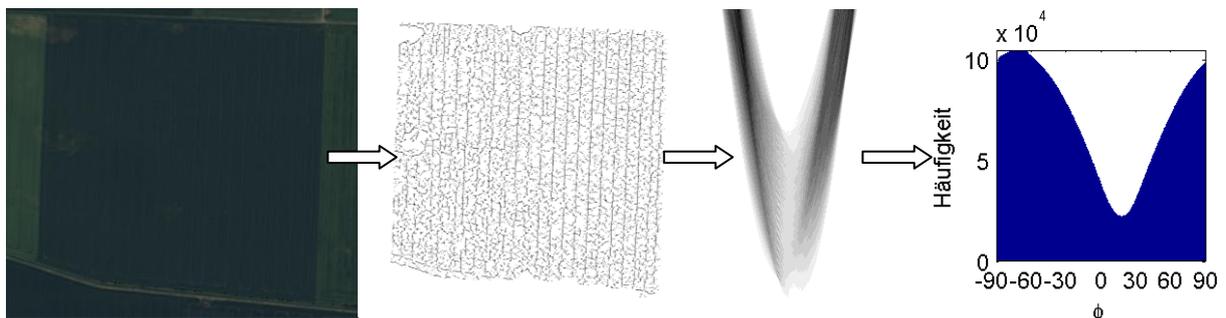


Abbildung 4: RGB-Bild, Kantenbild, Houghraum, Histogramm (v.l.n.r.)

2.4 Linien- und Kantenextraktion

Häufig ist die Kantendetektion ein der Segmentierung, also dem Auffinden homogener Bildflächen, zugeordnetes Problem und damit ein wichtiger Schritt zur Objekterkennung mit dem Ziel den Bildinhalt zu interpretieren (Burger & Burge, 2006, S. 111). Führt man sich vor Augen, dass auch der Mensch allein durch schemenhaft skizzierte Linien den Inhalt von Karikaturen erkennen kann, wird die Wichtigkeit dieser Aufgabe deutlich. Um sie programmiertechnisch anzugehen, muss man sich zunächst überlegen, wie sich Linien und Kanten in einem Bild äußern und wie sie sich beschreiben lassen. Anschließend kann nach Verfahren gesucht werden, die die Erkennung anhand mathematischer Operationen durchführen.

2.4.1 Linien und Kanten

Bevor die Beschreibung der Vorgehensweise und Verfahren folgt, zunächst ein Blick auf die Definition von Kante und Linie. In der realen Welt versteht man allgemein unter einer Kante die greifbare Änderung einer Objektoberfläche oder die Grenzen eines Objektes. Im fotografischen Bild äußern sich Kanten durch abrupte Änderungen der Grau- bzw. Intensitätswerte. Da der Sensor Licht aufzeichnet, hängt die Abbildung realer Kanten von den Beleuchtungsverhältnissen ab. Bei entsprechender (ungünstiger) Beleuchtung können reale Kanten im Bild verschwinden oder durch Schatten erst neu entstehen. Ein schwarzer Streifen auf einer ebenen weißen Fläche erscheint im Bild auch als Intensitätsänderung. Die Form von Kanten kann unterschiedlich sein. Ideal wäre der Wechsel von einer Intensitätsstufe zur nächsten ohne Übergang. Meist findet man allerdings Übergänge. (Burger & Burge, 2006) beschreiben neben der idealen Stufenkante die Rampe, Treppe und Dachkante. Durch Störungen wie Rauschen² wird man allerdings selten so klare Kanten vorfinden, sondern eher Kombinationen.

Als Linie bezeichnet man gewissermaßen den Spezialfall, dass zwei Kanten parallel zueinander verlaufen und dabei genau entgegengesetzte Grauwertdifferenzen beschreiben. Linien werden also durch zwei Kanten und deren Abstand beschrieben. Abbildung 5 zeigt diese Möglichkeiten im vereinfachten 2D-Fall in einer idealisierten Bildzeile. $g(x)$ ist die Grauwertfunktion des Bildes, die die Intensitätswerte beschreibt.

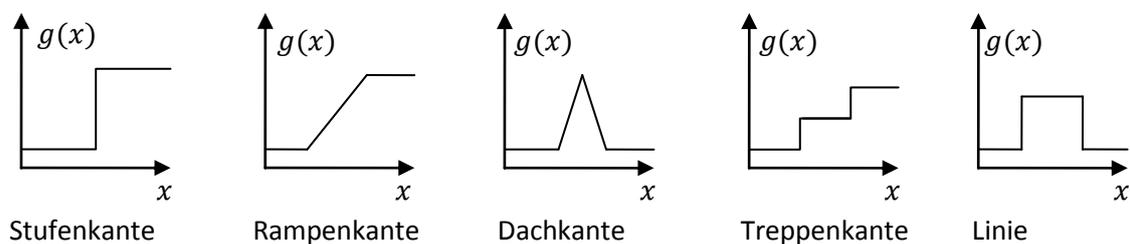


Abbildung 5: Kantenarten

² Als Rauschen bezeichnet man die Überlagerung des eigentlichen Bildsignals mit einem störenden Randsignal, das nichts mit dem Bildinhalt zu tun hat, sondern physikalischen und technischen Ursprungs ist (Atmosphäre, Quantisierung des analogen Signals, etc.). Der Anteil des Rauschens im Bild lässt sich durch das Signal-Rausch-Verhältnis (SNR, signal-to-noise-ratio) beschreiben: $SNR = \frac{\text{Nutzsignalleistung}}{\text{Rauschleistung}}$

2.4.2 Allgemeines Vorgehen und Anforderungen

Um Diskontinuitäten der Intensitätswerte zu finden, setzen alle nachfolgend beschriebenen Verfahren die erste oder zweite Ableitung der Grauwertfunktion $g(x)$ ein. Hierbei macht man sich zu Nutze, dass die erste Ableitung den Anstieg einer Funktion beschreibt, an den gesuchten Stellen also Extrempunkte (Maximum/Minimum) aufweist. Die zweite ist als Maß der Krümmung ebenfalls geeignet, da sie in den gesuchten Kantenpunkten Nullstellen besitzt.

Probleme bereitet, dass sich auch Rauschen im Bild durch kleinräumige Intensitätsänderungen auszeichnet. Anders ausgedrückt sind sowohl Kanten als auch Rauschen hochfrequente Anteile des Bildes im Frequenzraum³ desselbigen (Sörgel, 2008). Insbesondere beim Einsatz der zweiten Ableitung, aber auch bei der ersten, wird daher auf Glättungsfilter zurückgegriffen, die der Kantenverstärkung vorausgehen. Die Kunst dabei ist, dies so durchzuführen, dass bei der Glättung die Kanten nicht verloren gehen und durch das Kantenfilter wieder verstärkt werden. Abbildung 6 zeigt zwei Kanten mit Rauschen und die Ableitungen. Horizontal ist die Position, vertikal die Intensität abgetragen. Der starke Einfluss des Rauschens auf die zweite Ableitung ist gut erkennbar.

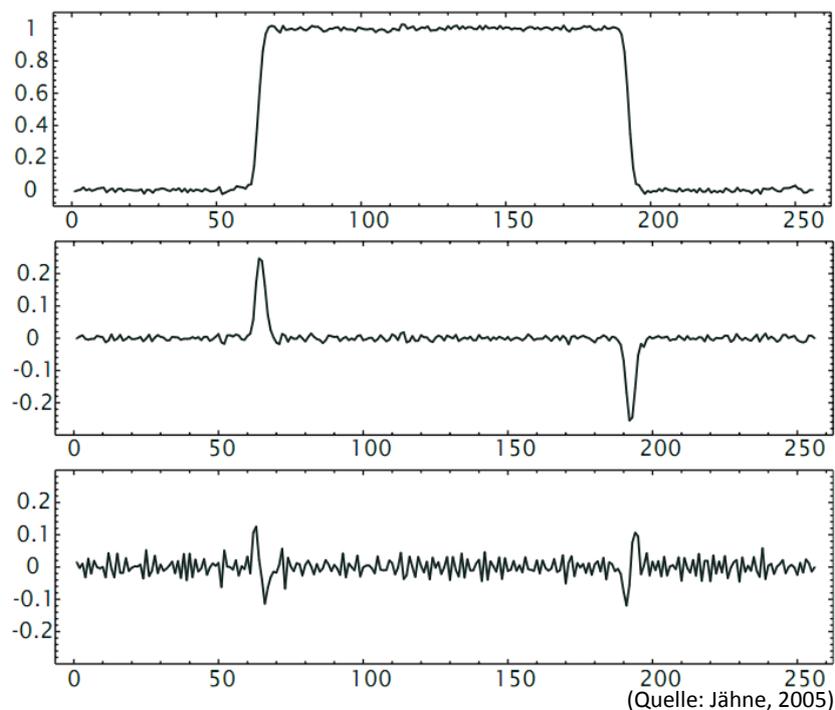


Abbildung 6: Eindimensionale verrauschte Grauwertkanten und ihre 1. und 2. Ableitung
(Quelle: Jähne, 2005)

Der nächste Schritt ist das Kantenbild. Es soll für jedes Pixel anzeigen, ob dieses Teil einer Kante ist oder nicht. Das Ergebnis des Kantenfilters ist also zu binarisieren. Dazu wird meist mit Schwellwerten gearbeitet: Überschreitet die ermittelte Kantenstärke einen bestimmten Wert, wird das Pixel als Kantenpixel markiert.

Eine wichtige Anforderung an ein Kantenfilter ist, dass dieses nur wirklich vorhandene Kanten findet, davon aber alle. Werden zu viele Pixel als Kante markiert, ist das Kantenbild wenig aussagekräftig und enthält vermutlich Rauschen – der Fehler könnte beispielsweise in zu geringer Glättung oder

³ Der Frequenzraum stellt eine Frequenzerlegung des Bildes dar und eignet sich damit für verschiedene digitale Filter, die bestimmte Frequenzen betreffen und sich hier numerisch günstig durchführen lassen. Außerdem gibt es weitere Anwendungen, beispielsweise in der Bilddatenkompression des JPEG-Bildformates (Sörgel, 2008).

einem zu niedrigen Schwellwert liegen. Außerdem soll die Position der gefundenen Kanten natürlich der wirklichen Kante entsprechen. Dies bereitet verschiedenen Filtern Probleme. Hinzu kommt, dass $g(x)$ nicht, wie oben dargestellt, kontinuierlich ist, sondern diskret. Schließlich werden die Intensitätswerte der einzelnen Pixel beschrieben. Dies kann dazu führen, dass die wirkliche Kante zwischen Pixeln liegt und deswegen entweder unscharf abgebildet wird oder sich nach der Detektion in eines der beteiligten Pixel verschoben hat.

Um zu entscheiden, ob ein Pixel Teil einer Kante ist, betrachten die Operatoren dessen Nachbarschaft. Dies wird über eine diskrete Faltung umgesetzt. Als Faltung bezeichnet man eine mathematische Operation, bei der eine sogenannte Faltungsfunktion $f(x)$ über die Bildfunktion $g(x)$ verschoben wird. Dabei werden die Werte von $g(x)$ mit $f(x)$ gewichtet und ihre Summe als Ergebnis zurückgegeben.

Im Folgenden ist die Faltungsfunktion beispielsweise die Gaußfunktion⁴, die die wichtige Eigenschaft besitzt, ihre Form auch im Frequenzraum beizubehalten. Dies begrenzt ihre Auswirkung im Frequenzraum, was wichtig ist, um den Effekt einer Faltungsmaske lokal zu begrenzen – im Grauwertbild wird ebenfalls nur der aktuell von der Maske betrachtete Pixelbereich in die Berechnung einfließen.

Die Faltungsfunktion wird nun also diskret in einer Filtermaske ausgedrückt, die eine bestimmte Größe und Form hat. Beschreiben lässt sie sich als Matrix $h(x)$, die Funktionswerte von $f(x)$ enthält. Die Faltung wird durchgeführt, indem man diese Matrix über das Bild, also $g(x)$, schiebt und so für jedes Pixel einen neuen Wert berechnet. Das neu zu berechnende Pixel liegt meist im Zentrum der Maske (wenn nicht, wird es im Folgenden mit einer Unterstreichung gekennzeichnet). Sein Wert ergibt sich über die Faltung aus den umliegenden Pixeln. Es handelt sich also um eine lokale Operation. Probleme ergeben sich dabei an Randpixeln des Bildes, die ja keine oder je nach Maskengröße nicht ausreichend viele Nachbarpixel haben. Hier gibt es verschiedene Möglichkeiten, wovon eine die Spiegelung des Bildes an den Rändern ist, so dass dort Werte vorhanden sind.

Führt man sich vor Augen, wie die Ableitungen in der diskreten Intensitätsfunktion eines Bildes berechnet werden müssen, wird auch klar, weshalb die Gewährleistung der Anisotropie, also der Richtungsunabhängigkeit, der Filter Probleme bereitet. Bei den ersten der im Folgenden erläuterten Filter zeigt sich, dass der Entwurf eines richtungsunabhängigen Filters Probleme bereitet. Das Differenzieren wird hier über diskrete Differenzen durchgeführt. Erklären lässt sich dies mit Tangenten: Die erste Ableitung an einem Punkt einer (zweidimensionalen) Funktion kann als Tangentenanstieg von diesem verstanden werden. Und der lässt sich auch für eine diskrete Funktion aus den Nachbarpunkten näherungsweise ableiten, indem man eine Gerade durch diese legt und ihren Anstieg berechnet. Allgemein wird dies folgendermaßen ausgedrückt:

$$f'(x) = \frac{df}{dx}(x) \approx \frac{f(x+1) - f(x-1)}{2} = 0.5 \cdot (f(x+1) - f(x-1)) \quad (2.3)$$

Intensitätsfunktion und Filterfunktion gelten anders als oben beschrieben natürlich nicht nur für eine Zeile des Bildes sondern haben eine Dimension mehr, die Spalten. Daher werden sie im Folgenden auch von x und y abhängen. Genauso bezeichnet man die zweidimensionalen Filtermasken mit $h(x, y)$.

⁴ $g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$ (wobei der Normalisierungsfaktor $\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}}$ für die folgenden Anwendungen meist vernachlässigt wird)

Im Raum beschreibt der Gradientenvektor (kurz: Gradient) die partiellen Ableitungen entlang der Koordinatenachsen x und y :

$$\nabla f(x, y) = \left[\frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right]^T = \begin{bmatrix} d_x \\ d_y \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

Die Stärke einer Kante ergibt sich nun als Betrag des Gradienten:

$$|\nabla f(x, y)| = \sqrt{dx^2 + dy^2} \quad (2.5)$$

Der Richtungswinkel berechnet sich gemäß:

$$\phi(x, y) = \arctan\left(\frac{dy}{dx}\right) \quad (2.6)$$

2.5 Einfache, lokale Operatoren

Die folgenden Operatoren zur Kantendetektion basieren auf einer oder mehreren Filtermasken, die die zuvor beschriebenen Ableitungen der Grauwertfunktion $g(x, y)$ approximieren.

2.5.1 Differenzoperatoren erster Ordnung

2.5.1.1 Einfache Differenz

Auf ein Bild übertragen enthält der Gradient die Ableitungen entlang der Zeilen und Spalten. Sie lassen sich direkt als einfache lineare Filtermaske für horizontale und vertikale Richtung beschreiben:

$$h_x^D = [-0.5 \quad 0 \quad 0.5] = 0.5 \cdot [-1 \quad 0 \quad 1] \quad (2.7)$$

$$h_y^D = \begin{bmatrix} -0.5 \\ 0 \\ 0.5 \end{bmatrix} = 0.5 \cdot \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Es gehen also jeweils nur die Nachbarpixel in die Berechnung ein, da das zentrale Pixel, für das der Anstieg berechnet werden soll, mit 0 gewichtet ist. In einer homogenen Fläche hätten alle drei Pixel denselben Wert und das Ergebnis des Filters wäre 0, während ein Anstieg sich je nach Richtung in einem positiven oder negativen Ergebnis finden würde. Jähne (2005, S. 353) beschreibt diese Filter und zeigt, dass der horizontale Ableitungsfiler h_x^D am stärksten auf vertikale Kanten und h_y^D entsprechend auf horizontale reagiert. Von der gewünschten Richtungsunabhängigkeit (Isotropie) ist man mit diesem Filter also auch dann weit entfernt, wenn man aus beiden Masken auf die Kantenstärke schließt. Hieraus wird jedoch klar, dass ein Kantenfilter die besten Ergebnisse liefert, wenn die für die Maske verwendete Funktion normal zur Kantenrichtung liegt (vgl. 2.6).

2.5.1.2 Roberts

(Steinbrecher, 2005, S. 147) beschreibt den Roberts-Operator, der einen Ansatz zum Auffinden diagonal verlaufender Kanten mit ebenfalls zwei Filtermasken darstellt.

$$h_1^R = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

$$h_2^R = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

Seine Stärke sind also diagonale Kanten, wobei er für beide Richtungen dieselben Probleme, wie die einfache Differenz hat. Auch die Richtung von Kanten lässt sich nur ungenau ableiten, weil die Filter einen großen Winkelbereich mit ähnlich starker Filterantwort quittieren, also wenig richtungsselektiv

sind (die HALCON-Implementierung des Operators bietet gar nicht erst die Berechnung der Kantenrichtungen). Wegen der diagonalen Filter ist auch der Gradient um 45° gedreht, was bei der Angabe der Kantenrichtung zu beachten ist.

Das HALCON Reference Manual (Version 9.0.1) beschreibt drei Arten, beide Masken miteinander zu berechnen bzw. fasst sie in einer zusammen (A-D sind dabei die Pixel des betrachteten Bildabschnitts):

$$h_H^R = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Neben der Lösung, die Maske mit dem größten Resultat als Ergebnis zu betrachten, bestehen in HALCON zwei weitere Möglichkeiten:

- *roberts_max* $\max(|A - D|, |B - C|)$
- *gradient_max* $\max(|A + B - (C + D)|, |A + C - (B + D)|)$
- *gradient_sum* $|A + B - (C + D)| + |A + C - (B + D)|$

2.5.1.3 Prewitt

Zwei Operatoren, die mindestens 3x3 Pixel große Filtermasken verwenden, und damit weniger rauschanfällig als die zuvor beschriebenen sind, werden nun erläutert (siehe Burger & Burge (2006)). Der Operator von Prewitt setzt sich wieder aus zwei Masken für Zeilen und Spalten zusammen, die jetzt über jeweils drei Zeilen bzw. Spalten mitteln. Zerlegt man sie, wie im Folgenden gezeigt, erkennt man die einfache Differenzberechnung, die zum Gradient führt, und die einfache Glättung.

$$h_x^P = \frac{1}{6} \cdot \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{6} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot [-1 \quad 0 \quad 1] \quad (2.12)$$

$$h_y^P = \frac{1}{6} \cdot \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{6} \cdot [1 \quad 1 \quad 1] \cdot \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

Als Ergebnis wird auch hier die größte Antwort beider Masken eingesetzt. HALCON gibt hierfür außerdem die Kantenrichtung aus.

2.5.1.4 Sobel

Der weit verbreitete Sobel-Operator unterscheidet sich von dem von Prewitt lediglich durch eine stärkere Gewichtung der zentralen Zeile bzw. Spalte, so dass folgende Filtermasken resultieren:

$$h_x^S = \frac{1}{8} \cdot \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

$$h_y^S = \frac{1}{8} \cdot \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Die Glättung erfolgt hier nicht, wie zuvor, über eine einfache Mittelung sondern mithilfe einer Binomial-Filtermaske der Form [1 2 1]. Dies soll Bildstörungen, die von der Filterung herrühren, verhindern. Jähne (2005) beschreibt diesen Operator und zeigt, dass der Winkelfehler auch hier noch zu groß für viele Anwendungen ist und nennt eine bessere Variante mit höheren Filterkoeffizienten.

2.5.2 Differenzoperatoren zweiter Ordnung

2.5.2.1 Laplace-Operator

Das Problem, dass horizontale und vertikale Kanten eine stärkere Filterantwort liefern, also keine Isotropie erreicht wird, lässt sich mit symmetrischen Masken angehen, wie sie Operatoren, die auf der zweiten Ableitung basieren, anbieten. Als Beispiel für einen solchen Operator sei hier der nach Laplace eingeführt. Der Laplace-Operator ist nichts anderes als die Summe der zweiten partiellen Ableitungen:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (2.16)$$

Im hier vorliegenden diskreten Fall ergibt sich die zweite Ableitung näherungsweise

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \approx f(x-1, y) - 2f(x, y) + f(x+1, y) \quad (2.17)$$

(Herleitung siehe (Steinbrecher, 2005, S. 150-152))

Die zweite Ableitung in y-Richtung ergibt sich entsprechend. Fasst man diese in einer Maske zusammen, ergibt sich das Filter

$$\Delta_{xy} f(x, y) = [1 \quad -2 \quad 1] \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix} = -1 \cdot \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (2.18)$$

Die Kanten werden nun, wie zuvor erläutert, über Nulldurchgänge gefunden. Hierzu müssen also die Stellen gefunden werden, an denen sich das Vorzeichen umkehrt. (Steinbrecher, 2005) beschreibt, dass häufig stattdessen ein einfacheres Schwellwertverfahren auf den Betrag der Resultate angewendet wird. Er schreibt außerdem, dass weitere Approximationen des Laplace-Operators gebräuchlich sind, da (2.18) nur für niederfrequente Anteile im Bild die gewünschte Isotropie aufweist. Sie arbeiten z.B. nicht nur in einer 4er- sondern mit der 8er-Nachbarschaft und besitzen wieder größere Filterkoeffizienten.

Ein großes Problem ist die Rauschanfälligkeit aller auf der zweiten Ableitung basierenden Verfahren. Aus diesem Grund wird für reale Bilder meist der sogenannte LoG-Operator (*Laplace of Gaussian*) eingesetzt. Er führt vor der Laplace-Filterung eine Gauß-Glättung des Bildes durch, um das Rauschen im Vorfeld zu verringern.

2.6 Template-Matching

Beim Template-Matching werden Filtermasken verwendet, die nach Kantenmustern suchen, indem sie unterschiedlich gedreht werden – die Maske, die am besten mit der Bildfunktion an der aktuellen Position übereinstimmt, gibt die Form der Kante wieder. Die zur Kantendetektion eingesetzte Funktion ist im Idealfall normal zur Kantenrichtung. Diese Idee entstammt dem zuvor aufgetretenen Problem der Richtungsabhängigkeit: Sie ist nach Burger & Burge (2006) größer, je besser ein Filter auf Kanten anspricht, was aber auch dazu führt, dass der Winkelbereich kleiner ist, in dem das Filter reagiert. Ziel ist hier also mehrere Filter einzusetzen, die jeweils einen kleinen Winkelbereich abdecken. Auch Sobel- und Prewitt-Filter aus Abschnitt 2.5.1 könnten nach diesem Prinzip eingesetzt und als gedrehte Filtermasken ergänzt werden. Der steigende Rechenaufwand wird zum Teil durch Ausnutzen von Symmetrieeffekten und durch andere Optimierungen verringert.

2.6.1 Kirsch/Robinson

Als Beispiel wird häufig der Operator von Kirsch genannt (Burger & Burge, 2006), der in 45° Schritten arbeitet, also acht Filtermasken einsetzt:

$$\begin{aligned}
 h_1^K &= \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; h_2^K = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}; h_3^K = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}; h_4^K = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\
 h_5^K &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}; h_6^K = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix}; h_7^K = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}; h_8^K = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{2.19}$$

Vergleicht man die ersten vier mit den übrigen, fällt auf, dass diese bis auf das Vorzeichen identisch sind. Dies macht man sich zunutze, indem man sie aus den ersten vier durch Umkehren des Vorzeichens berechnet. Die Kantenstärke ergibt sich aus der Maske, die das größte Ergebnis liefert. Die Richtung folgt ebenfalls aus dieser.

Steinbrecher (2005, S. 153) beschreibt etwas andere Masken für diesen Operator, die auch in der in HALCON implementierten Variante eingesetzt werden. Sie gehen aus der Maske

$$h_{mod}^K = \begin{bmatrix} 3 & 3 & -5 \\ 3 & 0 & -5 \\ 3 & 3 & -5 \end{bmatrix} \tag{2.20}$$

hervor. Er führt außerdem ein Beispiel auf, bei dem 5x5-Masken in 30°-Schritten eingesetzt werden.

Obige Masken h_1^K bis h_8^K finden sich ebenfalls in HALCON, werden dort jedoch als Robinson-Operator bezeichnet!

Als Ergebnis dient auch hier die Maske mit dem größten Wert. Aus dieser wird außerdem die Richtung der Kante berechnet.

2.7 Optimale Operatoren

Optimale Operatoren sind solche, die hinsichtlich bestimmter Modellvorstellungen mathematisch hergeleitet und beschrieben werden können und in Bezug darauf „optimal“ sind.

2.7.1 Canny

Ein bekannter Vertreter dieser Klasse ist der Operator von John Canny (1986). Er führt ausgehend von Kriterien, die der Operator erfüllen soll, eine mathematische Herleitung durch, zeigt dann eine Approximation des resultierenden optimalen Operators und erweitert den Algorithmus um mehrere Verarbeitungsschritte⁵.

Die beiden wichtigsten Kriterien gute Detektion und gute Lokalisierung eines Kantendetektors wurden in 2.4.2 bereits angesprochen.

- I. Die gute Detektion ist mit einer niedrigen Fehlerrate zu beschreiben und das wohl offensichtlichste Kriterium: Es sollen alle vorhandenen Kanten gefunden werden, ohne dabei zu viele, also falsche, zu markieren, die beispielsweise von Rauschen herrühren. Die Vergrößerung des SNR (Signal-Rausch-Verhältnis) ist hier also die zielführende Maßnahme und wird auch von Canny zur mathematischen Beschreibung des Kriteriums herangezogen.

⁵ Dabei lässt seine Beschreibung stellenweise etwas unterschiedliche Vorgehensweisen zu, weshalb sich entsprechende Implementierungen in Softwarepaketen unterscheiden könnten.

- II. Unter einer guten Lokalisierung versteht man, dass die Position gefundener Kantenpixel möglichst wenig von der wahren Kante abweicht. Geometrisch gesprochen muss also der Abstand zwischen Kantenpixel und wahrer Kante minimal sein.
- III. Die Notwendigkeit für ein drittes Kriterium ergibt sich nach Canny's Ausführungen dadurch, dass die mathematische Beschreibung der ersten beiden (vgl. Canny (1986, S. 681 (10)) im Fall von doppelt gefundenen Kanten nicht ausreicht (nach Kriterium I dürfte eine Kante sowieso auch nur eine Antwort liefern). Explizit wird hier also definiert, dass eine Kante auch nur zu einer Antwort führen darf. Deutlich wird dies, wenn man sich die in 2.4.1 erläuterten Kantenformen ansieht: Eine Stufenkante könnte ohne dieses Kriterium mehrfach gefunden werden.

Der optimale Operator wird nun – zunächst im Eindimensionalen - anhand dieser festgelegten Kriterien durch numerische Optimierung (vgl. Canny (1986, S. 683 (15)) gesucht, wobei Canny sich auf Stufenkanten konzentriert. Die Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit von Mehrfach- und Falschdetektionen sich in ein Verhältnis setzen lassen, ergibt zusammen mit Gleichungen, die die Rahmenbedingungen des Problems beschreiben (S. 687 (37)), die Möglichkeit, verschiedene Filter zu vergleichen. Laut Canny ließ sich jedoch in der Praxis kein Filter finden, das diese Bedingungen genau einhält. Er führt daher für verschiedene Filterparameter die entsprechenden Leistungswerte auf. Die Konfiguration, die dabei die besten Ergebnisse liefert, nähert er im Folgenden mit der ersten Ableitung der Gaußfunktion an. Er weist aber gleichzeitig darauf hin, dass je nach Anforderung auch andere Filterkonfigurationen in Frage kommen, die unter Vernachlässigung der Gesamtleistung jeweils eines der obigen Kriterien besser annähern können. Bedenkt man, dass die Faltung eines Bildes mit einer Maske in der Regel im Frequenzraum durchgeführt wird, macht man sich mit Verwendung der Gaußfunktion außerdem deren Eigenschaften in selbigem zunutze (vgl. 2.4.2). Auch Canny glättet das Bild vor Anwendung des Kantenfilters und verwendet dazu ebenfalls eine Gaußverteilung, mit dem gleichen σ wie die als Kantenfilter eingesetzte.

Da die Binomialverteilung zur Approximation einer Gaußverteilung verwendet werden kann (Tönnies, 2005), ist dieses Kantenfilter mit dem in 2.5.1.4 erläuterten Sobelfilter vergleichbar, das diese zur Glättung verwendet. Je größer die verwendete Maske, desto besser ist hierbei die Approximation.

Um das Problem des Rauschens zu reduzieren, versucht der Algorithmus die Größe desselben abzuschätzen. Hierzu nimmt Canny an, dass Rauschen sich von den detektierten Kanten durch eine Gaußverteilung unterscheidet. Denn Stufenkanten liefern unregelmäßige und große Amplitudenwerte, während sich Rauschen durch eine zufällige Verteilung bemerkbar macht. Als weiterer Schritt wird der in 2.4.2 bereits angesprochene Übergang zum binären Kantenbild nicht mit einem Schwellwert, sondern mit dem in Abschnitt 2.8.2 erläuterten Hysterese-Schwellwertverfahren durchgeführt. Dies unterdrückt die mit nur einem Schwellwert auftretenden Unterbrechungen eigentlich zusammenhängender Kanten durch Rauscheinflüsse. Außerdem kommt das in 2.8.1 beschriebene Verfahren zur Unterdrückung von Kantenpunkten, die kein lokales Maximum darstellen, zum Einsatz. Es sorgt dafür, dass gefundene Kanten nur ein Pixel breit sind.

Der Übergang zu einer zweidimensionalen Maske führt zur Frage nach der Kantenrichtung. Diese soll der Operator nicht nur als Ergebnis liefern, sondern er müsste sie bereits a priori kennen, um eine geeignet gedrehte Maske (vgl. Abschnitt 2.6) ansetzen zu können. Aus diesem Grund werden auch hier unterschiedlich gedrehte Filter verwendet. Wie viele nötig sind, um keine zu großen Abweichungen zu erhalten, macht Canny von der eingesetzten Gaußfunktion (genauer: von deren σ) abhängig (in seinen Ausführungen kommen 6 Masken zum Einsatz).

Ein verbleibendes Problem ist die Größe der eingesetzten Masken: Zu kleine detektieren zu viel Rauschen und zu große glätten das Bild unter Umständen so stark, dass neben dem Rauschen auch Kanten nicht mehr gefunden werden können. Es gilt also, das richtige Verhältnis zwischen Kriterium I und II zu finden. Da sich dieses sogar innerhalb eines Bildes von Kante zu Kante ändert, muss der Algorithmus dynamisch darüber entscheiden können. Dies setzt er mit unterschiedlich großen Masken und einem (automatisch ermittelten) Grenzwert für zu kleine Masken (zu schlechtes Signal-Rausch-Verhältnis) um. Die Ergebnisse der unterschiedlichen Stufen werden kombiniert, indem die Ergebnisse der kleinsten Maske mit den nachfolgenden ergänzt werden („feature synthesis“ (Canny, 1986, S. 692)). Dies soll die doppelte Erkennung ein und derselben Kante durch unterschiedliche Maßstäbe, aufgrund der schlechteren Lokalisierung der jeweils größeren Maske, verhindern.

Zusammenfassend resultiert ein mehrstufiger Algorithmus, der über einen einzigen Parameter, die Standardabweichung σ der Gaußfunktion, verfügt. Im Prinzip muss der Anwender also lediglich zwischen geringem Rauscheinfluss, höheres σ , und besserer Erkennung schwacher oder dicht beieinander liegender Kanten, niedrigeres σ , abwägen. Dabei wächst mit größerem σ die Maskengröße, was zu schlechterem Laufzeitverhalten des Algorithmus führt (HALCON Reference Manual, Version 9.0.1). Je nach Implementierung kommen die beiden Schwellwerte des nachfolgend beschriebenen Hystereseverfahrens hinzu, das Canny innerhalb dieses Algorithmus erläutert.

2.7.2 Deriche

Ein Ansatz, der auf dem Vorgehen von Canny und insbesondere dessen Gütekriterien aufbaut, ist der von Rachid Deriche (1987). Er schildert eine Weiterentwicklung, die anstelle der bisher verwendeten FIR⁶-Filtermasken IIR⁷-Filter, also solche unbegrenzter Größe, einsetzt. Herkömmliche Masken enthalten, wie in Abschnitt 2.4.2 beschrieben, Koeffizienten gemäß einer Filterfunktion. Diese ist allerdings meist nicht auf einen Bereich beschränkt, sondern besitzt im Intervall $[-\infty, +\infty]$ Werte ungleich Null (man denke beispielsweise an die häufig eingesetzte Gaußfunktion). Die Maske kann also trotz entsprechender Skalierung⁸ immer nur einen Teil davon abdecken und muss um Werte beschnitten werden. Canny (1986, S. 691) verringert bereits für sein Filter das Problem durch eine Glättung des Auswahlbereichs für die Funktion. Deriche leitet zwei unbeschränkte Filter her, die Cannys Kriterien bedienen und ebenfalls nur von einem Parameter abhängen. Sie werden gegenläufig bewegt und sind rekursiv implementierbar. Es wird also, anders als bei Canny, keine klassische Faltung durchgeführt. Die Rekursivität führt dazu, dass die Rechenzeit jetzt nicht mehr von der Maskengröße abhängt. Einzugsgebiet und Rechenaufwand sind nun also entkoppelt. Dies führt laut Deriche zu einer Laufzeitverbesserung gegenüber der von Canny eingesetzten Ableitung der Gaußfunktion. Je größer die eingesetzte Maske, desto größer der Laufzeitvorteil. Außerdem geht er von einem verbesserten Verhalten seiner Implementierung gegenüber Rauschen aus (Deriche, 1987, S. 180) und zeigt entsprechend vergleichende Beispiele zu Canny.

In HALCON finden sich zwei Ausführungen des Filters, die lediglich mit `deriche1` und `deriche2` bezeichnet und nicht näher dokumentiert sind. In seinen Ausführungen nennt Deriche auch zwei Filterfunktionen als Ergebnis seiner Arbeiten (Deriche, 1987, S. 180 (77)).

⁶ FIR = *finite impulse response*

⁷ IIR = *infinite impulse response*

⁸ Die HALCON-Dokumentation bietet eine Funktion (`info_edges`), um die Filtergrößen der optimalen Filter für bestimmte σ abzuschätzen und beschneidet die Filterfunktion dabei um 5% der Werte zu ihrem Maximum. Deriche (1987, S. 171) hingegen gibt für Vergleichswerte beispielhaft eine um nur 0,1% der Werte zu ihrem Maximum beschnittene Gaußfunktion an.

2.7.3 Lanser

Die IIR-Implementierung Deriches greifen wiederum Stefan Lanser und Wolfgang Eckstein (1991) auf, die in ihr eine Richtungsabhängigkeit feststellten. Sie führen diese mit einem Testaufbau auf systematische Verzerrungen der Kantenamplitude in Abhängigkeit der Kantenrichtung zurück. Diese werden mathematisch beschrieben und entsprechend an die Filterergebnisse als Korrekturen angebracht. Dies ist die einzige Modifikation gegenüber Deriche. Es resultiert also keine neue Implementierung des Cannyansatzes, sondern eher eine Kalibrierung.

2.8 Der Weg zum Kantenbild

Die beschriebenen Kantenfilter (abgesehen von den optimalen Operatoren von Canny, Deriche und Lanser, die die folgenden Schritte bereits in den Algorithmus integriert haben) liefern für jedes Pixel dessen Kantenstärke. Ein offensichtliches Problem dabei ist, dass die markierten Kanten breiter als ein Pixel sind und Unterbrechungen auftreten. Um nun zu entscheiden, welche Pixel wirklich zu einer Kante gehören, also um ein binäres Kantenbild zu erhalten, sind im Wesentlichen zwei Schritte notwendig, die auf den bisherigen Ergebnissen aufbauen. Diese wurden bereits von Canny im Rahmen seines Algorithmus eingesetzt, werden hier aber getrennt beschrieben, da sie in der vorliegenden Arbeit für alle Operatoren gleichermaßen als Nachverarbeitungsschritte implementiert und eingesetzt wurden.

2.8.1 Non-Maximum-Suppression

Das Problem der breiten Kanten wird angegangen, indem solche Pixel unterdrückt werden, die einen Nachbarn mit höherer Kantenstärke besitzen, also kein lokales Maximum darstellen. Dieses als Non-Maximum-Suppression bezeichnete Verfahren setzt also alle Pixel auf 0 (= keine Kante), deren Grauwert niedriger ist, als der eines Nachbarn. Dies geschieht z.B. über eine Maske der Größe 3x3. Da relative Maxima senkrecht zur Kante gesucht werden, kann in HALCON das Richtungsbild des eingesetzten Kantenoperators verwendet werden, um die Operation zu beschleunigen. Das Resultat sind ein Pixel breite Kanten an Positionen der größten Grauwertänderung im Bild.

2.8.2 Hysteresis-Threshold

Wie schon eingangs diskutiert, muss nun über eine Grenze festgelegt werden, welche Pixel endgültig als Kante angenommen werden. Canny beschreibt hierzu ein Hystereseverfahren, das nicht nur einen fixen Schwellwert einsetzt und damit Kantenunterbrechungen vorbeugen soll (Canny, 1986). Grauwerte unterhalb eines Grenzwertes werden sofort verworfen, solche über einem zweiten, höheren Grenzwert werden sofort angenommen. Die dazwischen liegenden sind potentielle Kantenpunkte, die nur angenommen werden, wenn eine Bedingung erfüllt ist (daher der Name Hysterese). Diese besteht darin, dass sie über eine bestimmte Entfernung über einen Pfad anderer potentieller Punkte mit einem sicheren Kantenpunkt verbunden sind. Ihre Annahme hängt also maßgeblich von vorhandenen sicheren Punkten ab. Wählt man die obere Grenze zu hoch, werden sich häufig unterbrochene Kantenzüge ergeben. Ist die untere Schwelle zu hoch, werden schwächere Kanten sofort verworfen. Tönnies (2005, S. 223) weist außerdem darauf hin, dass an T-Verbindungen Probleme entstehen, da keine Abzweigungen vorgesehen sind.

3 Umsetzung des Vergleichs

Nachdem nun die wichtigsten Grundlagen erläutert und einige infrage kommende Kantendetektoren vorgestellt wurden, folgt die Beschreibung des eigentlichen Vergleichs. Dazu sind zunächst einige Überlegungen aufgeführt, die sich damit auseinandersetzen, welche Eigenschaften der Operatoren für die vorliegende Aufgabe wichtig sind und wie sich diese bewerten lassen. Darauf aufbauend erfolgt eine Auswahl der Operatoren, die miteinander verglichen werden. Das Kapitel schließt mit einer Beschreibung des im Rahmen der Bachelorarbeit erstellten Programms.

3.1 Bewertungskriterien

Kriterien für einen Kantendetektor wurden bereits aufgezählt. Nun gilt es allerdings die Ergebnisse der damit entwickelten Filter auf deren Einhaltung zu überprüfen und daraus vergleichbare Größen abzuleiten. Es müssen geeignete Kriterien gefunden werden, die Stärken und Schwächen eines jeden Operators gegenüber unterschiedlichen Bedingungen (Kantenart, Bildqualität, Bildstörungen, etc.) deutlich machen und abbilden. Die erste und offensichtlichste Möglichkeit ist, die Kantenbilder aller Operatoren für einige Beispielbilder auszugeben und visuell zu vergleichen. Ausreichend große Unterschiede zwischen den Filtern vorausgesetzt, kann der Betrachter die Ergebnisse miteinander (und mit seiner eigenen Vorstellung der „richtigen“ Kantendetektion) vergleichen. Aussagen bezüglich gefundener Kanten, Rauschempfindlichkeit und Verhalten gegenüber unterschiedlichen Bedingungen im Bild lassen sich treffen. Es kann beispielsweise eine Art Notensystem eingeführt werden, mit dem einzelne Kriterien für jeden Operator in unterschiedlichen Beispielbildern bewertet werden. Allerdings liefert der visuelle Vergleich keine Kennzahlen, die sich statistisch auswerten ließen. Eine klare mathematische Abgrenzung des am besten geeigneten Filters ist also nicht möglich.

Unter der Voraussetzung, dass korrekte Kantenpunkte zu den Testbildern vorhanden sind, kann ein Vergleich mit „richtigen“ Kanten durchgeführt werden. Steinbrecher (2005) nennt in seinem Buch ein solches Verfahren, das den Abstand detektierter Kantenpunkte von der wirklichen Kantenposition ermittelt und damit eine mathematisch vergleichbare Größe bereitstellt. Da im vorliegenden Fall mit Beispielbildern gearbeitet wird, deren korrekte Kanten nicht vorliegen, scheidet dieses Verfahren jedoch aus.

Da das Kantenbild, wie in Abschnitt 2.4.2 beschrieben, nur ein Zwischenschritt auf dem Weg zum Histogramm des Houghraums ist, liegen für diese Arbeit weitere Möglichkeiten vor. Während der Houghraum schwer für einen Vergleich einsetzbar erscheint, muss sich die Güte der Kantendetektion auch im resultierenden Histogramm niederschlagen. Dieses kann also auch vergleichend ausgewertet werden und bietet sogar statistisch zu verarbeitende Zahlenwerte. Standardabweichung, Mittelwert, Maximal- und Minimalwert sind nur einige der Kenngrößen, die ein Histogramm bietet.

3.2 Anforderungen

Setzt man sich im Zusammenhang mit der vorliegenden Aufgabe mit den Kriterien auseinander, die an die Kantendetektoren gestellt werden, fällt auf, dass nicht alle relevant sind - gerade durch den Umstand, dass die Kantendetektion in einer Hough-Transformation weiterverarbeitet wird. Beispielsweise hängt der Erfolg einer Segmentierungsaufgabe maßgeblich von der Geschlossenheit ge-

fundener Kantenzüge ab, da es dabei eben darum geht, zusammenhängende Gebiete auszumachen. Für die vorliegende Aufgabe sind geschlossene Kanten jedoch relativ unwichtig: Die Hough-Transformation „findet“ auch unterbrochene Geraden. Auch bei der Lagerichtigkeit gefundener Kanten können Abstriche hingenommen werden: verschiebt das eingesetzte Filter die Position gefundener Kantenpixel jeweils in der gleichen Richtung, können trotzdem die gesuchten Parallelen gefunden werden. Wo genau sie im Bild liegen ist unwichtig, nur dass sie – im Fall ihres Vorhandenseins - erkannt werden können. Das bei Canny gesondert eingeführte Kriterium gegen Mehrfachdetektion von Kanten spielt hier eher eine neutrale Rolle. Die schwierig zu erreichende Drehungsinvarianz hingegen, ist auch hier eine für den Operator geforderte Eigenschaft. Unterscheidet sich die Stärke gefundener Kanten, je nachdem, in welchem Winkel die zu detektierenden Fahrspuren im Bild liegen, sind die Ergebnisse zumindest schlechter zu vergleichen: Letztlich muss nämlich ein Grenzwert für die Anzahl und Stärke gefundener Parallelen gefunden werden, ab dessen Überschreiten das untersuchte Objekt als bewirtschafteter Acker markiert wird. Insbesondere vor dem Hintergrund, dass die hier auszuwertenden Bilder eine satellitentypische Auflösung besitzen, die gerade so ausreicht, um Fahrspuren überhaupt zu erkennen, spielt Rauschen eine wichtige Rolle. Rauschunempfindlichkeit als Anforderung an den Kantenoperator hat also hohe Priorität.

3.3 Auswahl zu vergleichender Operatoren

In Kapitel 2 wurden einige Kantenoperatoren vorgestellt. Unter diesen erfolgt eine Auswahl für die vorliegende Aufgabe. Dabei sollte aus jeder Kategorie mindestens einer zum Einsatz kommen, um deren Vor- und Nachteile offen zu legen. Einige lassen sich jedoch schon anhand der dahinter stehenden Theorie als weniger geeignet ausmachen und eliminieren.

Die als erste Umsetzung des Gradientenansatzes beschriebene einfache Differenz wird aufgrund ihrer sehr starken Richtungsabhängigkeit und der aus der geringen Maskengröße resultierenden Rauschempfindlichkeit nicht weiter berücksichtigt. Prewitts Kantendetektor bietet im Vergleich zur einfachen Differenz zwar mehr Glättung durch 3x3-Masken, für die Gruppe der klassischen Differenzoperatoren erster Ordnung bieten der **Sobel**- und **Roberts**-Operator jedoch die besseren Voraussetzungen. Sie werden deshalb in den Vergleich mit einbezogen. Es ist jedoch davon auszugehen, dass Sobel bessere Ergebnisse hinsichtlich Rauschen liefert, da bei ihm die Maskengröße variabel ist. Roberts dürfte durch die kleinen 2x2-Masken hier benachteiligt sein. Trotzdem werden zunächst beide untersucht.

Auch wenn die höhere Rauschanfälligkeit der auf der zweiten Ableitung basierenden Operatoren bereits angesprochen wurde, wird auch der Laplaceoperator als Vertreter dieser Klasse mit der vorausgehenden Gaußglättung (**LoG**) mitgetestet.

Der Detektor von **Kirsch** geht als Vertreter des Template-Matching in die Tests mit ein und soll zeigen, ob, und wenn ja, welche Vorteile die Berechnung der zusätzlich gedrehten Filtermasken mit sich bringt.

Da der **Canny**-Operator in der aktuellen Implementierung des Verfahrens in WiPKA-QS zum Einsatz kommt und aufgrund des Ansatzes gute Voraussetzungen bietet, wird er natürlich auch getestet. Hinzu kommt die rekursiv implementierte Variante von Deriche, die dieser im Vergleich zu Canny als rauschunempfindlicher beschrieben hatte. Genutzt wird hierbei die von Lanser und Eckstein umgesetzte Variante mit Korrektur der richtungsabhängigen Amplitudenverzerrung (im Folgenden als

Lanser bezeichnet). Beide in 2.7.2 erläuterten Varianten des Filters werden berücksichtigt, da Stichproben gezeigt haben, dass sich ihre Ergebnisse signifikant unterscheiden könnten.

Die von Canny zur Approximierung seines optimalen Filters verwendete erste Ableitung der **Gaußfunktion** (Gradient für 2D Bild) lässt sich natürlich auch gesondert betrachten, was für die Tests auch getan wird.

3.4 Beispieldaten

Für den Vergleich der Operatoren stehen Bilder zur Verfügung, die bereits segmentiert wurden. Wie bereits gesagt, handelt es sich dabei um pansharpener IKONOS-Bilder mit 1m Auflösung. Zu jedem Ausschnitt wird eine Maskendatei mitgeliefert, die zusammengehörige Flächen anhand sogenannter Labels markiert⁹ und damit das Ergebnis des vorausgegangenen Segmentierungsoperators darstellt. Ein Beispielbild mit zugehörigen Masken zeigt Abbildung 7. Die bewirtschafteten Flächen eines Bildes können also einzeln abgefragt und bearbeitet werden. Dabei werden sowohl Grünflächen, als auch bewirtschaftete Äcker getestet, um sicher zu stellen, dass der Algorithmus auch zwischen ihnen unterscheiden kann: Er soll in einer Grünfläche schließlich keine Fahrspuren finden, wenn diese keine enthält. Außerdem erfolgt die Auswahl der Ackerflächen so, dass möglichst viele Eigenschaften der Operatoren abgefragt werden können. Aufgrund der Richtungsabhängigkeit einiger Filter, werden parallele Fahrspuren mit unterschiedlicher Ausrichtung im Bild verwendet. Auch sind die Felder unterschiedlich geformt und unterschiedlich groß. Außerdem werden solche mitgetestet, deren Fahrspuren nicht genau gerade verlaufen oder deren Richtung im Bild wechselt. Wobei Letzteres durch die vorausgegangene Segmentierung ausgeschlossen sein sollte. Es sind außerdem unterschiedlichste Acker- und Grünlandflächen hinsichtlich der angebauten Pflanzenarten vorhanden, da diese das Aussehen und die Erkennbarkeit von richtigen und auch falschen Fahrspuren beeinflussen können.

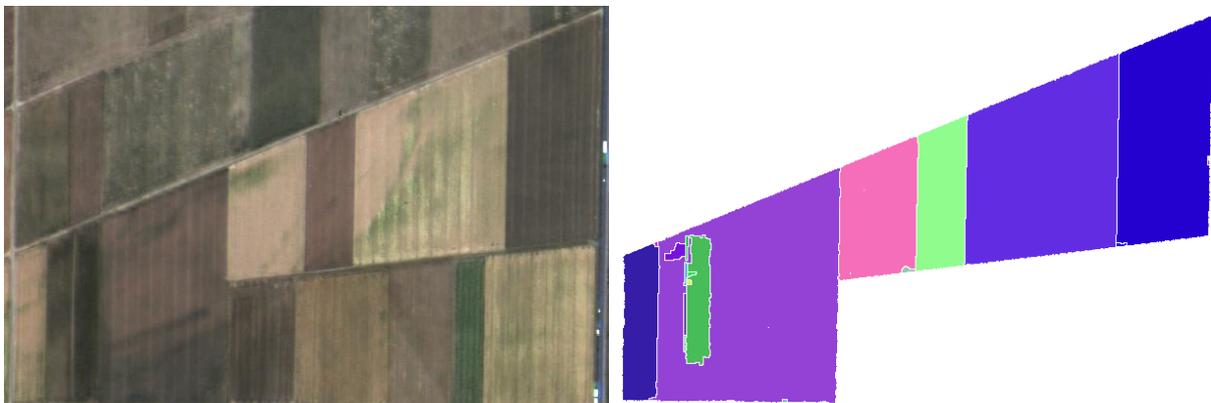


Abbildung 7: Beispieldaten (1m pansharpener IKONOS und zugehörige Label)

3.5 Das Programm

3.5.1 Vorverarbeitung

Das für die Testreihen in HALCON HDevelop und Matlab implementierte Programm wird nun in seinen Einzelschritten dargestellt. Ausgangsmaterial sind die zuvor erwähnten Bilder mit zugehörigen Maskendateien. Sie werden Region für Region abgearbeitet. Dazu wird der Bildausschnitt auf das

⁹ Label angeschnittener Flächen, also solcher, die nicht komplett im RGB-Bild zu sehen sind, wurden im Vorhinein ausgeschlossen – es werden nur vollständige Regionen bearbeitet.

Label der aktuellen Region reduziert und darin alle folgenden Operationen durchgeführt. An dieser Stelle wird die Fläche der Region berechnet und diese bei Unterschreiten einer Mindestgröße (3000 Pixel) verworfen. Dies verringert die Zahl solcher Flächen, die zu klein sind, um überhaupt mehrere parallele Fahrspuren zu enthalten¹⁰. Die verwendeten Kantendetektoren arbeiten alle auf Graubildern, weshalb die in Farbe (RGB) gegebenen Bilder zuerst in Grauwerte umgewandelt werden. Die drei Farbkanäle Rot, Grün und Blau werden also zu einem Grauwertkanal zusammengelegt. Es folgt eine Histogrammspreizung¹¹ zwecks Kontrastverbesserung. Dieser Schritt ändert nichts am Bildinhalt oder der räumlichen Grauwertverteilung. Das Rauschen beispielsweise bleibt erhalten. Der Vorteil besteht in gesteigertem Kontrast für einen menschlichen Betrachter, da die Grauwertspanne besser ausgenutzt wird. Da die Ergebnisse einiger Operatoren durch diesen Schritt aber besser werden¹², wird er für alle durchgeführt. Dies macht sie besser vergleichbar, indem in der Implementierung zum Teil identische Schwellwerte verwendet werden können.

3.5.2 Die Operatoren

Nach diesen Vorbereitungsschritten folgen dann die einzelnen Kantefilter. Ihre Eingabeparameter unterscheiden sich und werden daher kurz beschrieben. Ihre Werte wurden so gewählt, dass im Mittel alle Beispielbilder zu den nach Möglichkeit besten Ergebnissen führen. Dies bedeutet auch, dass zwischen Rauscheinfluss und Kantensensitivität abgewogen wurde.

Vor Anwendung des **Roberts**-Operators wird eine Glättung des Bildes mit einer 5x5-Gaußmaske durchgeführt, da er ohne Glättung sehr verrauschte Ergebnisse liefert (er nutzt lediglich 2x2-Masken). Von den in 2.5.1.2 erwähnten Möglichkeiten, beide Operator-Masken auszuwerten, wird *gradient_max* gewählt, was in Versuchen mit den Beispieldaten die besten Ergebnisse lieferte. Die Unterschiede zu den anderen Varianten sind jedoch nicht übermäßig groß. Bei **Sobel** hingegen lässt sich die Maskengröße und damit auch der Abwägungsprozess zwischen Sensibilität gegenüber feinen Kanten und Rauscheinfluss über die Maskengröße steuern: sie wurde deshalb empirisch mit 11x11 gewählt.

Sowohl die Kirsch- als auch die Robinson-Umsetzung des Template-Matchings sind in HALCON nur mit 3x3-Masken umgesetzt. Dem hier getesteten **Kirsch**-Operator geht deshalb eine Gaußglättung voraus: eine 11x11-Maske lieferte die besten Resultate.

Für das **LoG**-Filter und den auf der ersten Ableitung einer **Gaußfunktion** basierenden Operator kann die Maskengröße nur indirekt festgelegt werden. Dies geschieht über den Parameter σ der eingesetzten Gaußfunktion, der auch hier den Grad der Glättung steuert. Die besten Ergebnisse wurden dabei mit $\sigma = 1,5$ für den Gaußoperator und $\sigma = 3$ für den LoG erzielt¹³.

Die optimalen Filter finden sich in HALCON in einer einzigen Funktion wieder, der die Art des Filters und dessen Parameter (alle benötigen nur einen Parameter: vgl. 2.7) übergeben werden. Außerdem

¹⁰ Sehr lang gestreckte, in Einzelteile verstreute oder löchrige Regionen werden so jedoch nicht ausgeschlossen.

¹¹ Die Maxima des Originalhistogramms werden gespreizt, so dass sich der Kontrast in Regionen dieses häufig aufgetretenen Grauwertes vergrößert. Strukturen in nahezu homogenen Regionen werden so sichtbar (vgl. Sörgel (2008)).

¹² Da sich das Verhältnis der Grauwerte zueinander ändert, ändert sich auch der Effekt, den interne Schwellwerte und Differenzoperationen der Operatoren haben.

¹³ Zu diesen beiden Operatoren ist anzumerken, dass HALCON ihr Ergebnis nicht in Graustufen zwischen 0 und 255 ausgibt, sondern einen größeren (variiert je nach Bild) Wertebereich und damit ein anderes Bildformat liefert. Dies wurde durch Skalierung der Ergebnisse auf das Intervall [0,255] gelöst, wobei naturgemäß (vernachlässigbar) geringe Informationsverluste auftreten könnten.

kann diese Funktion auch direkt Non-Maximum-Suppression und Hysteresis-Threshold (siehe 2.8) durchführen. Da die Hysteresis-Threshold-Operation mit den gleichen Parametern für alle getesteten Operatoren durchgeführt werden sollte, wurde sie hier getrennt umgesetzt.

Auch wenn alle optimalen Operatoren nur von einem Parameter abhängen, reagieren sie doch, wie zuvor beschrieben, unterschiedlich auf ihn. Die Dokumentation (HALCON Reference Manual, Version 9.0.1) gibt jedoch Verhältnisse der Parameter für die Operatoren an, für die sie vergleichbare Ergebnisse liefert. In der vorliegenden Implementierung lässt sich das Ergebnis aller drei getesteten Kantendetektoren also über denselben Zahlenwert (vgl. Tabelle 2; Parameter: *Alpha*) steuern. Er ist in Halcon für alle einheitlich als *Alpha* benannt. Bei Canny handelt es sich dabei um das beschriebene σ , die Standardabweichung der Gaußfunktion.

Tabelle 2 zeigt eine Liste der getesteten Operatoren, ihrer Parameter und deren Größen. Außerdem ist aufgelistet welche (in HALCON) die Richtung der Kanten in einem Richtungsbild mitliefern.

Kantendetektor	Parameter/Glättung	Größenordnung	Richtung
Roberts	Maskengröße	2x2	nein
	Maskengröße für Glättung (Gauß)	5x5	
Sobel	Maskengröße	11x11	ja
Kirsch	Maskengröße	3x3	ja
	Maskengröße für Glättung (Gauß)	11x11	
Gaußableitung	Parameter σ der Gaußfunktion	1,5	nein
Laplace-of-Gaußian	Parameter σ der Gaußfunktion (Glättung)	3,0	nein
Canny	1.77/ <i>Alpha</i>	<i>Alpha</i> = 1	ja
Lanser1	<i>Alpha</i>	<i>Alpha</i> = 1	ja
Lanser2	<i>Alpha</i> /2	<i>Alpha</i> = 1	ja

Tabelle 2: Kantendetektoren und ihre Parameter

3.5.3 Nachbearbeitung

Die beiden in Kapitel 2.8 erläuterten Nachbearbeitungsschritte folgen auf jeden Operator, um dessen Kantenbild zu gewinnen. Für die Non-Maximum-Suppression stehen unterschiedliche Arten zur Verfügung, die sich hinsichtlich der Einbeziehung benachbarter Punkte unterscheiden. Die hier eingesetzte betrachtet Nachbarn in horizontaler, wie auch vertikaler Richtung in bis zu 5 Pixeln Entfernung (*hvnms*). Für das Hysterese-Schwellwertverfahren wurde nach der Betrachtung unterschiedlicher Werte als oberer Grenzwert 50 und als unterer 25 gewählt. Ein dritter Parameter ist die Distanz, über die unsichere Punkte mit sicheren verbunden sein müssen, um angenommen zu werden: Sie beträgt für die Tests 5 Pixel. Diese Werte gelten für alle Operatoren einheitlich.

Da die segmentierten Regionen im Randbereich häufig noch Kanten enthalten, die vom Rand des Feldes herrühren oder Fahrspuren von Zufahrten oder von Wendemanövern der Bewirtschaftungsfahrzeuge sind, erfolgt eine Erosion der Kantenbilder. Dies bedeutet, dass alle vom Rand der Region bis zu 10 Pixel entfernten Bereiche abgeschnitten werden, bevor die Houghtransformation erfolgt. Die im nächsten Kapitel gezeigten Beispiele für Kantenbilder enthalten diese Bereiche jedoch noch.

3.5.4 Houghraum

Es folgt die bereits beschriebene Houghtransformation für die Kantenbilder, für die HALCON eine entsprechende Funktion bietet. Als einzigen Parameter gilt es hier die *Winkelauflösung* festzulegen. Zurückgegeben wird ein Grauwertbild dessen x-Achse den Winkel des Normalenvektors zur x-Achse des Kantenbildes darstellt. Die y-Achse des Houghbildes repräsentiert die Distanz des Normalenvektors vom Ursprung.

Es werden Winkel von -90 bis 180 Grad registriert.

Dabei entspricht ein Pixel $\frac{1}{\text{Winkelauflösung}}$, so dass die Breite des Bildes $270 \cdot \text{Winkelauflösung} + 1$ beträgt. Für die gewählte Winkelauflösung von 2 werden die Winkel also im Abstand von $0,5^\circ$ erfasst. Da Winkel größer 90° den gegenüberliegenden, von -90° ausgehenden, entsprechen, werden sie für die folgenden Berechnungen (Histogramm der Winkelsummen des Houghraums) zu diesen gezählt. Winkeln größer 90° wird also π abgezogen, so dass zum Beispiel 91° zu -89° wird. Abbildung 8 zeigt diesen Fall. Beide abgebildeten Geraden haben die gleiche Richtung (sie sind parallel) und unterscheiden sich nur durch ihre Lage. Dieser Schritt sorgt nun dafür, dass Geraden, deren Winkel in den verbleibenden Quadranten liegt, zusammengefasst werden: 90° bis 180° wird zu -90° bis 0° .

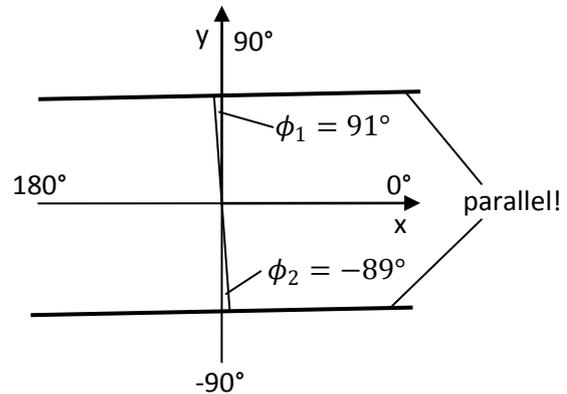


Abbildung 8: Winkelbereiche des Houghraums

Für die Transformation bietet HALCON außerdem einen Operator, der die ermittelten Kantenrichtungen mit auswertet und so nicht nur schneller ist, sondern auch das Rauschen des Houghraums verringert. Da nicht alle gewählten Kantendetektoren Richtungen liefern, wurde die Transformation zunächst ohne diese Möglichkeit durchgeführt. Da sich, wie Kapitel 4 zeigen wird, Probleme mit besagtem Rauschen des Houghraums ergaben, wurden allerdings, wenn möglich, auch noch Berechnungen mithilfe der Richtungsangaben durchgeführt. Hierzu wird dann ein weiterer Parameter abgefragt: eine Richtungstoleranz, die angibt, bis zu welchem Winkel die gefundene Gerade vom durch den Kantenoperator berechneten Winkel abweichen darf. Wählt man 180° , erhält man also das gleiche Ergebnis, wie die Transformation ohne Einbeziehung des Richtungsbildes sie liefert.

Auf die Transformation folgt die Berechnung des in 2.4.2 beschriebenen Winkelsummen-Histogramms. Hierzu werden für alle Spalten des Houghbildes alle Grauwerte einer Pixelspalte aufaddiert. Dazu müssen also alle Grauwerte in einer doppelten for-Schleife durchlaufen und abgefragt werden. Bedenkt man, dass für jede Beispielregion (zum Teil mehrere pro Bild, vgl. Abbildung 7) für alle 8 getesteten Kantendetektoren ein Houghbild vorliegt, wird klar, welchen Rechenaufwand dies bedeutet. Die von HALCON HDevelop angebotene Funktion für den Zugriff auf einen einzelnen Grauwert ist für solch flächendeckende Operationen nicht geeignet, worauf auch deren Dokumentation hinweist. Dies macht sich denn auch deutlich in der Laufzeit des Programms bemerkbar: Sie liegt für etwa 60 Beispielregionen auf dem eingesetzten Rechencluster bei über 6 Stunden! Aus diesem Grund habe ich diesen Berechnungsschritt in Matlab implementiert, welches die Houghbilder als Matrix einliest und auch als solche verarbeitet. Die Rechenzeit liegt damit für denselben Vorgang bei weniger als einer Minute auf einem Laptop.

3.5.5 Ausgabe

Nachfolgend sind die Ausgabedaten der bisher beschriebenen Implementierung aufgeführt. Sie stellen einen Zwischenschritt dar, da die weitere Berechnung in Matlab erfolgte, das sie als Eingabedaten verarbeitet und auswertet. Die Kalkulation der Houghdiagramme wurde aus zuvor genanntem Grund in Matlab verlagert, weshalb dieser Punkt hier geklammert ist. Das Histogramm der Grauwerte des Houghbildes ist wiederum in HALCON schneller berechnet. Es wird mit ausgegeben, da es für weitere Auswerteschritte nötig sein könnte und ist (siehe Kapitel 4).

Ausgabe	Erläuterung
Kantenbild nach Thresholding und NMS	invertiert für bessere visuelle Vergleichbarkeit: Kantenpixel sind schwarz
Bild des Houghraums	Je heller ein Pixel, desto mehr gefundene Kombinationen (für Darstellungen ebenfalls invertiert)
Region des RGB-Bildes	Ausschnitt des RGB-Bildes, der aktuell bearbeitet wurde
Absolutes Grauwert-Histogramm des Houghraums	Textdatei: 1. Zeile: Zeilenanzahl, dann berechnete Histogrammwerte
(Histogramm der Winkelsummen des Houghraums)	Textdatei: 1. Zeile: Zeilenanzahl, dann berechnete Summe jeder Richtung

Tabelle 3: (Zwischen-) Ergebnisse

3.5.6 Berechnung und Auswahl von Kenngrößen und grafische Ausgabe

Auf die Berechnung der Histogramme für die Winkel des Houghraums (im Folgenden kurz als Histogramm bezeichnet) folgt deren Verarbeitung. Dazu werden alle in HALCON prozessierten Regionen durchlaufen. Für jede Region liegen die in Tabelle 3 genannten Daten vor. In einem einzigen Plot (Abbildung 10) werden das RGB-Bild, die RGB-Region (als Ausschnitt des RGB-Bildes), sowie Kantenbilder und zugehörige Hough-Winkel-Histogramme der acht getesteten Kantendetektoren dargestellt. So lassen sich die Histogramme direkt vergleichen und der jeweiligen Region und dem verwendeten Operator zuordnen. Die Kantenbilder werden mitgeplottet, um Beobachtungen im zugehörigen Histogramm direkt auf Eigenschaften des Kantenbildes, die es als Ganzes betreffen, zurückführen zu können. Für den direkten Vergleich der Kantenbilder selbst reicht deren Größe im Plot nicht mehr aus. Sie werden für den visuellen Vergleich einzeln betrachtet.

Zu beachten ist, dass die vertikale Achse der Histogramme unterschiedlich skaliert ist, da sehr unterschiedliche maximale Häufigkeiten auftreten. Dies muss also beim Vergleich ggf. beachtet werden.

Parallel zur grafischen Ausgabe der Histogramme werden deren Kenngrößen berechnet. Es zeigte sich schnell, dass die meisten ohne Einbeziehung der Kantenrichtung gewonnenen Houghbilder zu einem Histogramm führen, das von der Form her der Normalverteilung ähnelt. Man muss sich dabei vor Augen führen, dass der Houghraum und damit auch das Houghbild in horizontaler Richtung Winkel darstellen: Aus diesem Grund geht es sowohl in positiver, wie auch in negativer Richtung weiter – und zwar mit demselben Bild wiederholt. In dem betrachteten Bereich sind also alle Informationen vorhanden. Es finden sich für das beschriebene Aussehen der Histogramme jeweils ein Maximum und ein Minimum an der Stelle der größten und der kleinsten Summe. Die Idee ist nun, dies für die Auswertung zu nutzen, weshalb neben der Standardabweichung auch diese beiden Kenngrößen be-

rechnet und gespeichert werden. Da die absoluten Werte für die Häufigkeit im Histogramm von der Größe der verarbeiteten Region abhängen, können diese Größen für den Vergleich der Regionen nicht herhalten. Auch für den Vergleich der Operatoren innerhalb eines Bildes erwiesen sie sich als weniger geeignet. Bessere Ergebnisse verspricht die Verwendung von Verhältnissen dieser Größen. Deshalb wird die Differenz aus Maximal- und Minimalwert berechnet, die zum einen mit der Standardabweichung und zum anderen mit dem Minimum ins Verhältnis gesetzt wird. Letzteres gibt an, wie groß der Abstand zwischen Maximum und Minimum im Vergleich zu dem zwischen 0 und Minimum ist (siehe Abbildung 9). Das Minimum darf also nicht gleich 0 sein! Für die Histogramme der unter Einbeziehung der Kantenrichtungen berechneten Hough-Räume ist dieses Verhältnis ungeeignet, weil es hier meist Winkel gibt, für die keine Punktkombination gefunden wurde. Dies führt dann zu Häufigkeiten von 0, die damit dem Minimum entsprechen. Standardabweichung und dieses Verhältnis sind in Abbildung 10 unter dem jeweiligen Plot aufgeführt.

Absolutes Maximum und Minimum machen bei den Histogrammen, die mithilfe der Kantenrichtungen ermittelt wurden, außerdem keinen Sinn mehr, da diese bei weitem nicht so gleichmäßig verteilte Werte besitzen, wie das in Abbildung 10 gezeigte Histogramm. Hier muss zunächst einmal verglichen werden, ob sich die Werte um ein klares globales Maximum anordnen und wie weit sie um dieses streuen. Findet sich ein solches Maximum, kann für den Vergleich der Operatoren dessen Wert der Häufigkeit und die Größe der umliegenden Werte herangezogen werden.

In den Abbildungen der Histogramme finden sich Standardabweichung („Std“) und das Verhältnis, wobei dieses als „r/m“ (*Range zu Minimum*) bezeichnet ist. Welche Rückschlüsse ich mir von diesem Verhältnis erhoffte bzw. was es aussagen soll, enthält das nächste Kapitel.

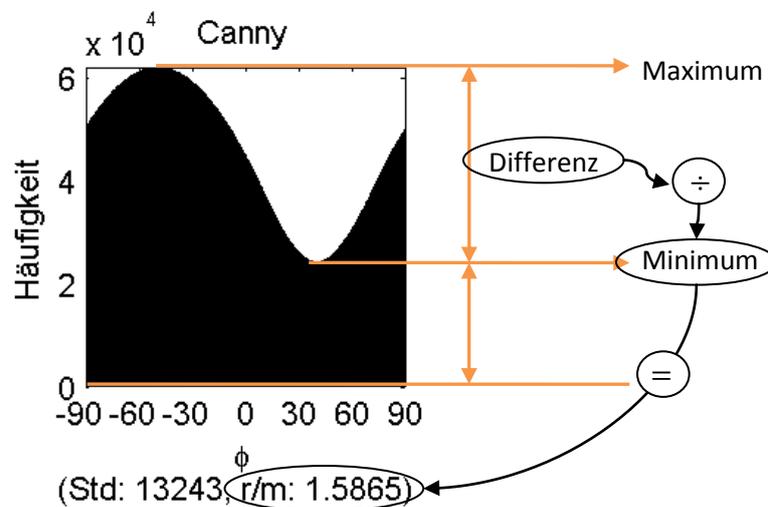


Abbildung 9: Beispielhistogramm mit Darstellung der Kenngrößen

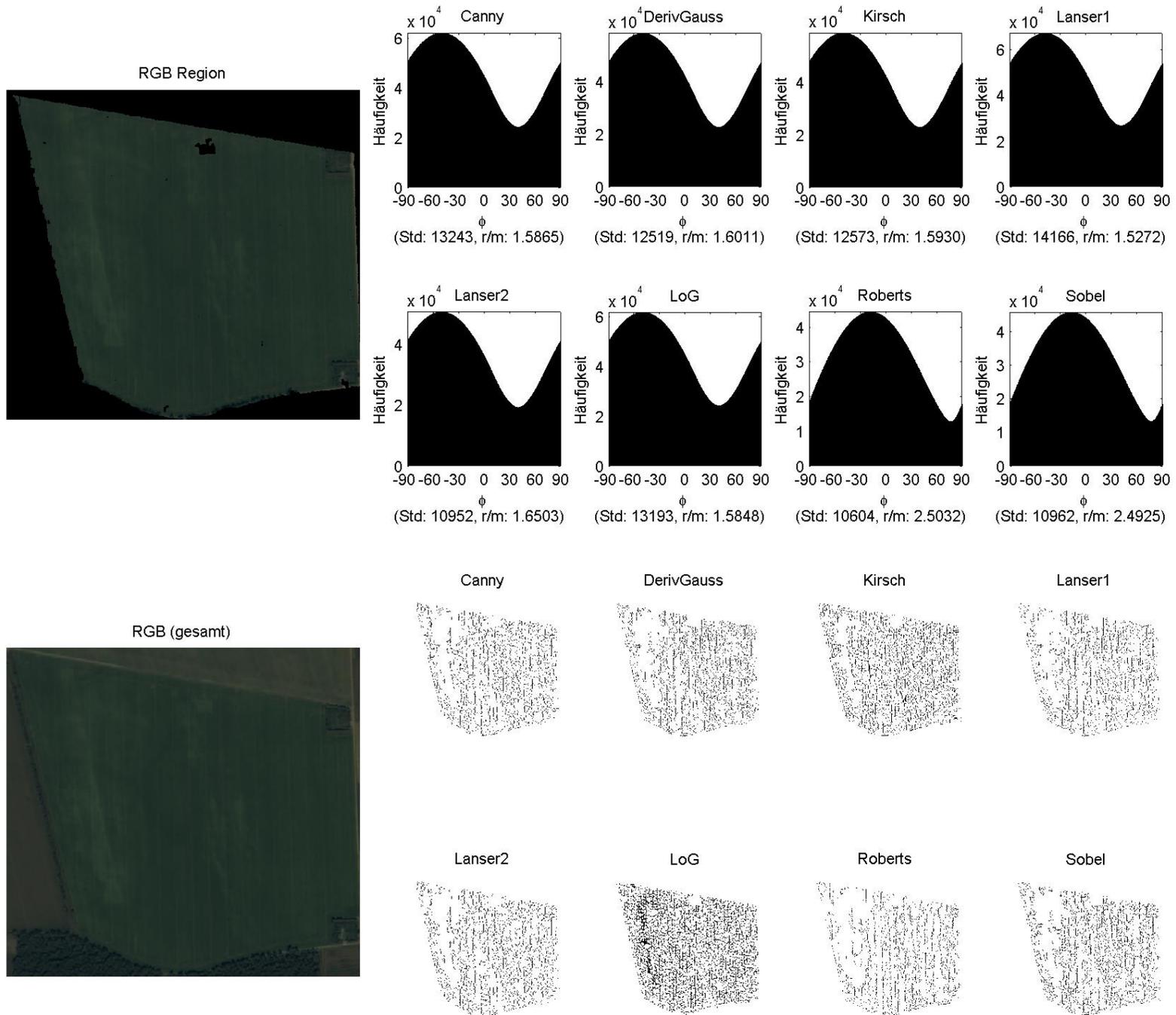


Abbildung 10: grafische Ausgabe

4 Ergebnisse des Vergleichs

Nachdem nun alle benötigten Daten vorliegen und berechnet wurden, beschreibt dieses Kapitel die verschiedenen Beobachtungen hinsichtlich der einzelnen Operatoren. Zunächst werden die Kantenbilder betrachtet, dann die Histogramme des Houghraums und ihre Kenngrößen.

4.1 Visuelle Gegenüberstellung

Für den visuellen Vergleich wurden die Kantenbilder aller 8 Operatoren (vgl. Kapitel 3.3) für 55 Regionen, die sich aus 30 Beispielbildern ergaben, verglichen. Einige Beobachtungen lassen sich in allen Bildern nachvollziehen, andere sind nur in bestimmten Fällen deutlich. Im Folgenden werden verschiedene Eigenschaften der Operatoren an beispielhaften Bildern gezeigt und beschrieben. Diese spiegeln exemplarisch die Untersuchung des gesamten Datensatzes wieder und reichen aus, um vergleichende Aussagen über die Brauchbarkeit der hier getesteten Operatoren für das Auffinden von Fahrspuren zu treffen.

Da Canny die 1. Ableitung der Gaußfunktion einsetzt, verwundert es nicht, dass diese beiden Kantendetektoren im Vergleich ähnlich gut Kanten finden. In allen Bildern zeigt sich dabei jedoch deutlich die von Canny für seinen Operator konstatierte verbesserte Rauschunabhängigkeit. Ein entsprechendes Beispiel zeigt Abbildung 11. Es gibt jedoch auch Fälle (Ausreißer), wie sie Abbildung 12 zeigt, in denen der Operator von Canny Kanten übersieht, die der Rauschgrenze zu dicht sind. Die große Mehrheit der Beispielbilder ist davon jedoch nicht betroffen und lässt darauf schließen, dass Cannys Ansatz besser mit den unterschiedlichen Ackerflächen einer IKONOS-Szene, wie sie als Beispiel diente, umgehen kann. In Abbildung 11 ist außerdem zu sehen, dass der Kirsch-Operator als Vertreter des Template-Matching im Vergleich zu den beiden erstgenannten wesentlich mehr Kantenpixel detektiert. Dabei handelt es sich jedoch größtenteils um Rauschen. Falsche Verbindungen, die vermutlich im Zuge des Hysterese-Schwelwertverfahrens als Konsequenz zu hoher

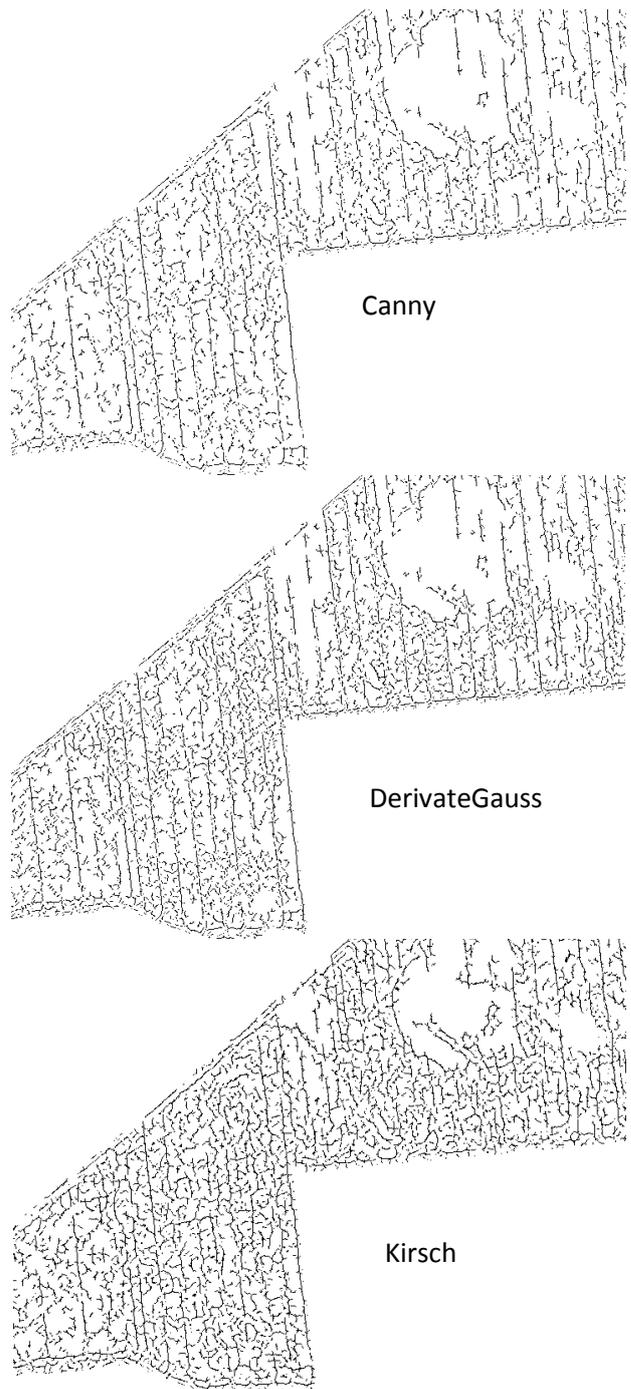


Abbildung 11: Kantenbilder (Canny, Gauß, Kirsch)

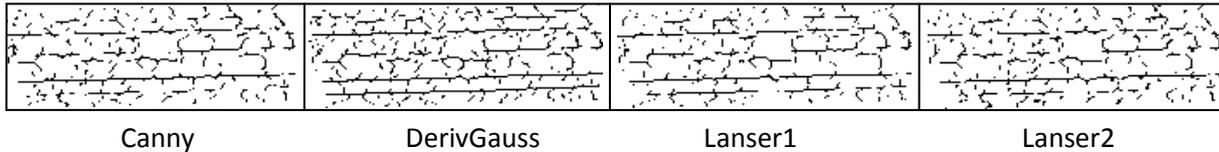


Abbildung 12: Kantenbilder (Canny, Gauß, Lanser1, Lanser2)

Filterantworten auf Rauschen auftreten, führen zum Teil zu deutlichen Verschiebungen der wahren Kanten. Dieses Verhalten des Kirsch-Operators zeigt sich in allen Bildern und lässt sich damit begründen, dass die eingesetzten Masken zu klein sind und dafür in den verschiedenen Richtungen starkem Rauscheinfluss unterliegen. In Kapitel 3.2 wurde erläutert, dass eine systematische Verschiebung der Kanten in gewissen Grenzen unproblematisch ist. Da die Verschiebung hier jedoch nicht systematisch von der Richtung abhängt, werden gerade Fahrspuren gekrümmt, was mit Blick auf die folgende Hough-Transformation nicht hinnehmbar ist. Ein vereinzelt auftretendes Problem des Kirsch-Operators ist außerdem, dass trotz Non-Maximum-Suppression flächige, also mehr als ein Pixel breite Kanten im Kantenbild erscheinen (vgl. Abbildung 13). Homogene Flächen an diesen Stellen, die auch nach der Non-Maximum-Suppression bleiben, sind eine mögliche Erklärung dafür. Das schlechteste Verhalten zeigt allerdings der



Abbildung 13: Kirsch

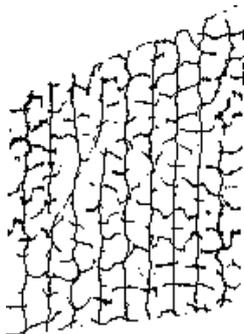


Abbildung 14: LoG

Laplace-of-Gaussian, der in Bereichen, in denen alle anderen Operatoren keine Kanten finden (und in denen auch keine gefunden werden sollten), durchgehende Verbindungen ausweist. Dies führt zu „Kanten“ orthogonal zu den eigentlichen Fahrspuren bzw. zu vielen falschen Kanten in Grünflächen, die überhaupt keine Fahrspuren enthalten. Ein Beispiel für die falschen Verbindungen zwischen parallelen Fahrspuren durch den LoG zeigt Abbildung 14 für dieses Bild. Die Verbindungen dürften der Nullstellensuche (2. Ableitung) des Operators im Vergleich zur Suche nach Maxima (1. Ableitung) der anderen Operatoren zuzurechnen sein. Für dieses Problem existieren zwar Lösungsansätze. An dieser Stelle soll jedoch nicht weiter darauf eingegangen werden, da

nicht zu erwarten ist, dass sich die gravierenden Nachteile des Verfahrens so korrigieren lassen, dass die anderen Operatoren übertroffen werden. Abbildung 15 stellt die Ergebnisse von Kirsch und LoG für eine Grünfläche ohne Fahrspuren (!) dem Ergebnis von Canny gegenüber. Es ist deutlich zu sehen, dass hier beide sehr viel mehr falsche Kanten finden, was der Unterscheidung schadet.



Abbildung 15: Kantenbilder von Grünland (Canny, Kirsch, LoG)

Der lediglich aus 2x2 großen Masken bestehende Detektor von Roberts reagiert erwartungsgemäß stark auf Rauschen, liefert zumindest für den menschlichen Betrachter aber deutliche Fahrspuren, weshalb er hier im Sinn des Vergleichs über LoG und Kirsch einzuordnen ist. Das Ergebnis hängt jedoch stark vom Abstand und der Größe der Fahrspuren ab: Breite Fahrspuren resultieren unter Umständen in zwei parallelen Kanten oder werden aufgrund der kleinen Masken überhaupt nicht detektiert. Außerdem sind Verschiebungen der Kantenposition zu beobachten, die im Gegensatz zu denen von Kirsch allerdings systematisch und auch geringer sind, und damit wenig ins Gewicht fallen. Die Erkennung von Falsch-Kanten in Bildern ohne Fahrspuren ist für diesen Operator in einigen Beispielbildern am geringsten und damit am besten. Dies sollte aber nicht überbewertet werden, da auch Canny, Lanser und Sobel hier ausreichend wenig Kanten finden, was die Gefahr vieler gleichgerichteter Parallelen im Kantenbild klein hält. Denn die gefundenen Kanten sind meist nicht einmal gerade. Außerdem gibt es auch Gegenbeispiele, bei denen die Rauschempfindlichkeit zu einer sehr hohen Erkennungsrate führt.

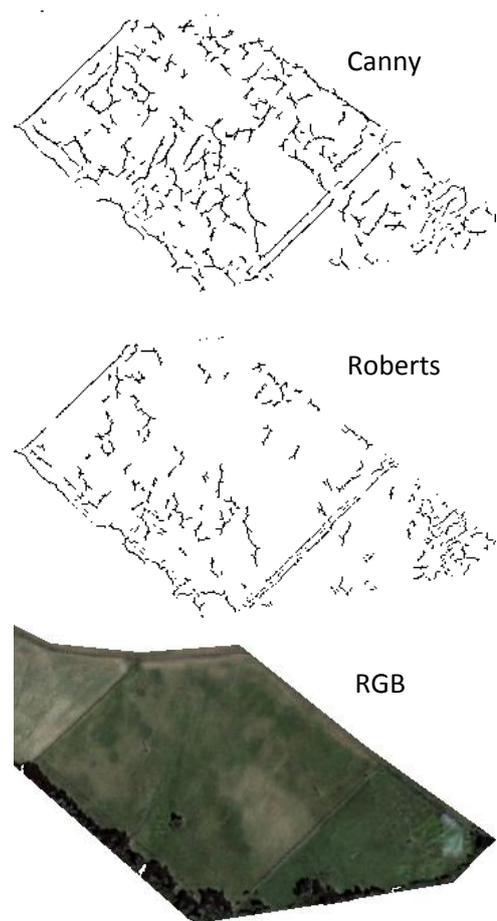


Abbildung 16: Kantenbilder von Grünland (Canny, Roberts)

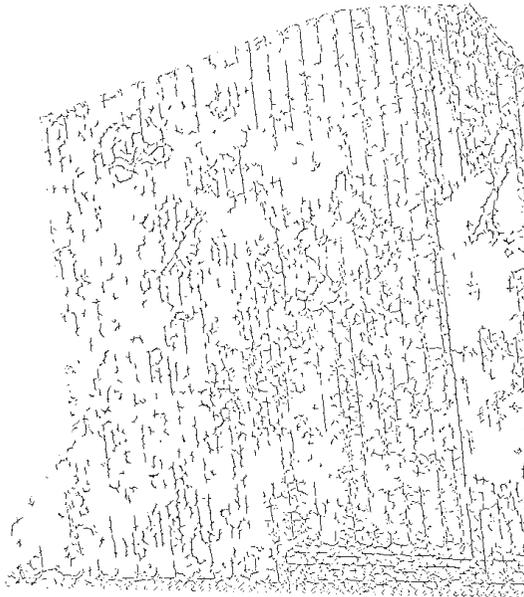
Es verbleiben die beiden von Lanser weiterentwickelten Operatoren von Deriche und der Sobel. In einigen Bildern reichen die Kantenbilder von Sobel noch an die von Canny und Lanser heran. Andere, wie z.B. Abbildung 17, legen hingegen Schwächen offen: Canny zeigt hier deutlich sichtbare parallele Kanten an, während Sobel so große Löcher lässt, dass die Fahrspuren kaum noch sichtbar sind. Dabei ist bei Canny ein kaum erhöhtes Rauschen zu beobachten. Dies belegt wohl die positive Auswirkung der in Cannys Ansatz eingesetzten unterschiedlich aufgelösten Filtermatrizen und der darin integrierten Abschätzung, ab welcher (kleinen) Maskengröße der Rauscheinfluss den Kanten überwiegt. Abbildung 17 stellt auch die Ergebnisse beider Lanser-Operatoren für dieselbe Region einander gegenüber. Es zeigt sich ein Trend, der in vielen Beispielbildern zu beobachten ist: Lanser1 liefert insgesamt mehr Kantentreffer als Lanser2. Da dabei objektiv sowohl mehr Rauschen, als auch mehr Kanten gefunden werden, kann dies weder als Nachteil noch als Vorteil gewertet werden. Der Umstand weist vielmehr darauf hin, dass die in Halcon genannten Werte für die Wahl des Parameters der Operatoren für vergleichbare Ergebnisse in diesem Fall nicht exakt zutreffen (dies wird in Abschnitt 4.2.2.1 aufgegriffen). Auch Abbildung 12 zeigt diesen Unterschied. Dort ist außerdem ein Fall zu sehen, in dem Lanser1 etwas mehr Kanten als Canny liefert, ohne dabei auch verstärktes Rauschen zu zeigen.

Genau wie die schon erwähnte Abbildung 17 die Kantenbilder aller acht Operatoren für denselben Bildausschnitt darstellt, zeigt auch Abbildung 18 für alle den Ausschnitt eines anderen Beispielbildes und gibt einen guten Überblick über die meisten der zuvor genannten Unterschiede zwischen den Detektoren.

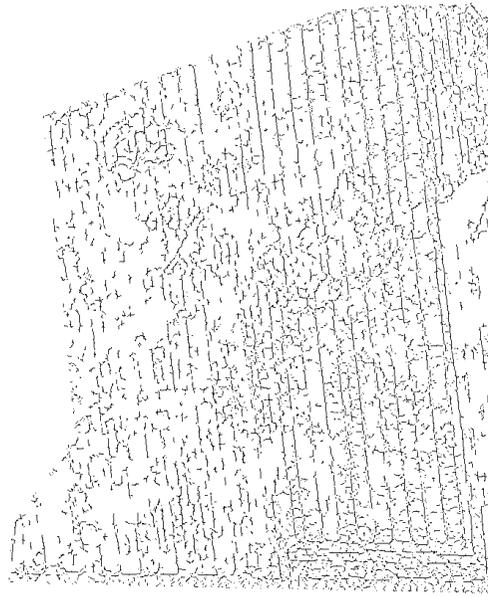
Zusammenfassend lässt sich über den rein visuellen Vergleich eine Rangfolge der Operatoren zusammenstellen (Tabelle 4). Lediglich an der Spitze kann nicht sicher geklärt werden, welcher Operator am besten geeignet ist, so dass hier vorerst von gleichwertiger Eignung ausgegangen wird. Es gibt zwar tendenziell mehr Beispiele, die leichte Vorteile der beiden Lanser-Operatoren gegenüber Canny andeuten, als andersherum, doch reichen diese nicht für eine klare Abgrenzung aus.

1.	Canny, Lanser1, Lanser2
2.	Sobel
3.	DerivateGauss
4.	Roberts
5.	Kirsch
6.	Laplace-of-Gaussian

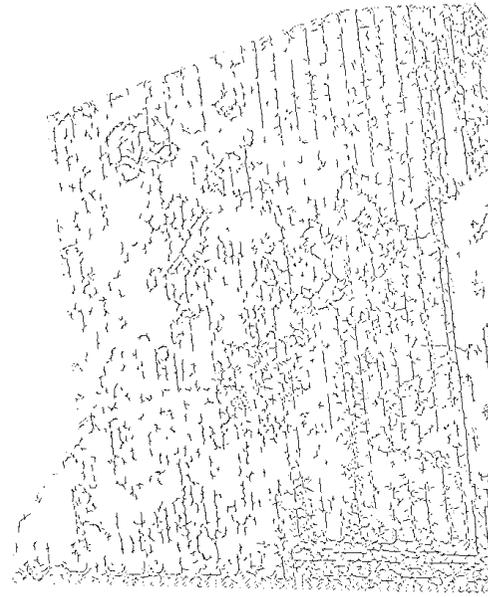
Tabelle 4: Rangfolge des visuellen Vergleichs



Canny



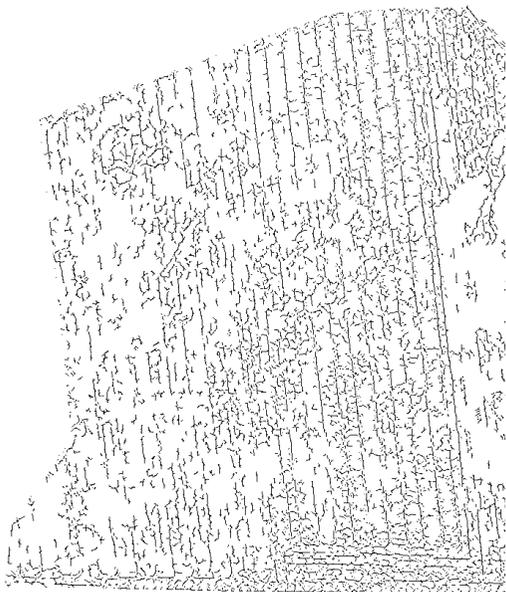
Lanser1



Lanser2



Sobel



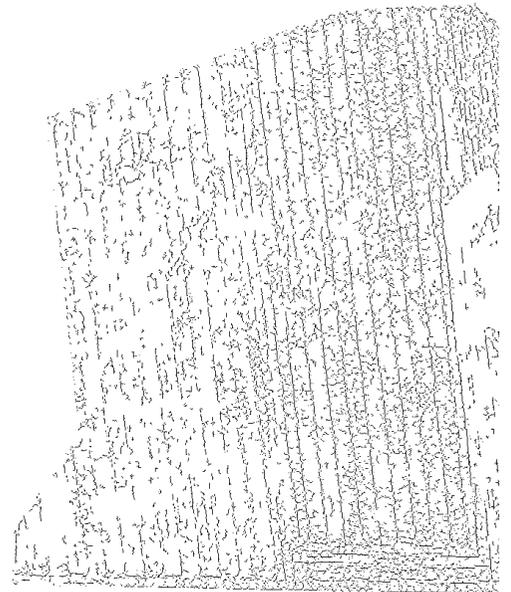
1. Ableitung Gauß



Kirsch

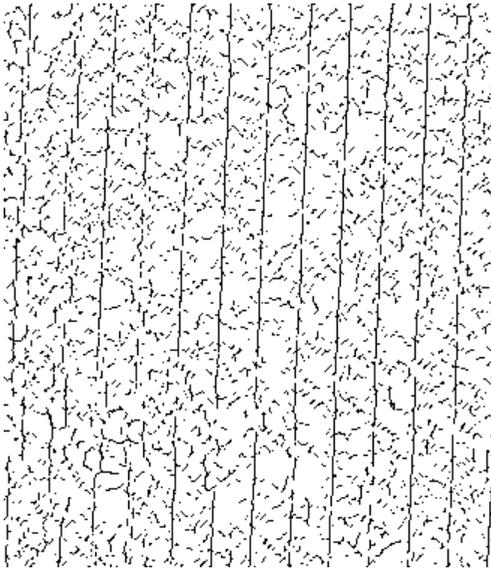


LoG

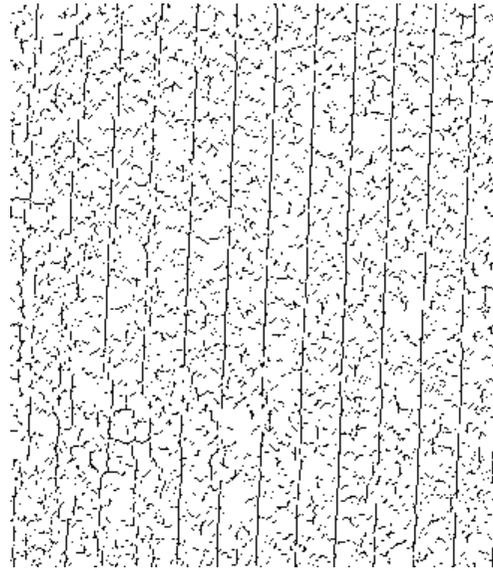


Roberts

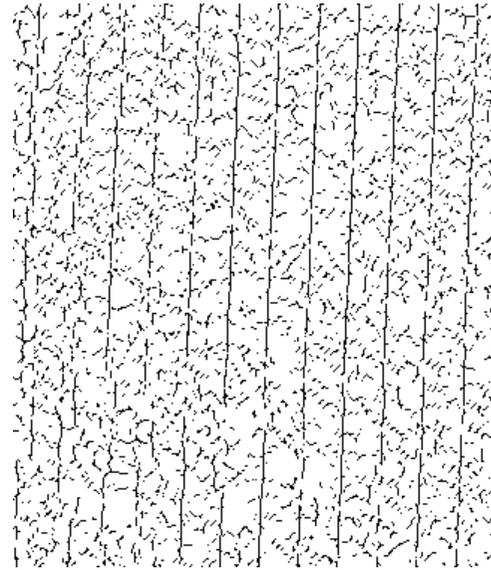
Abbildung 17: Kantenbilder aller 8 Operatoren für ein Beispiel (1)



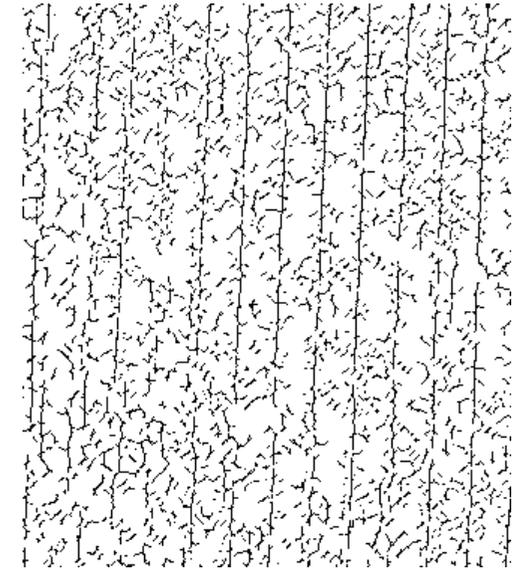
Canny



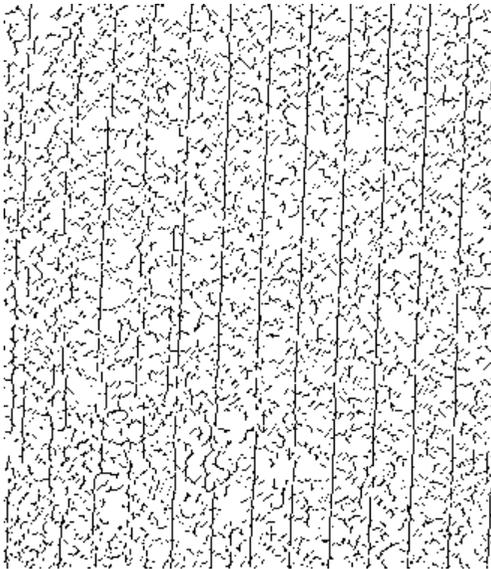
Lanser1



Lanser2



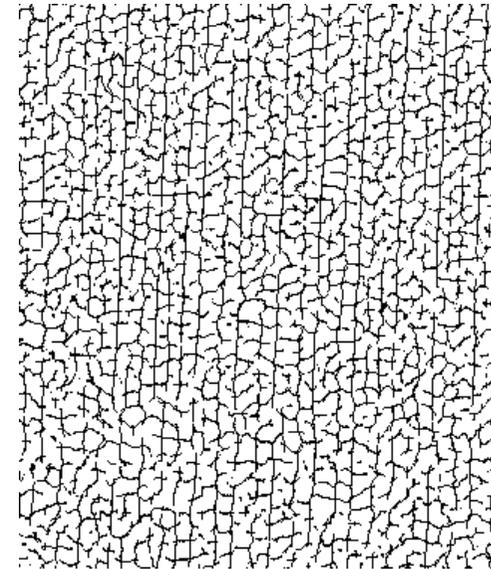
Sobel



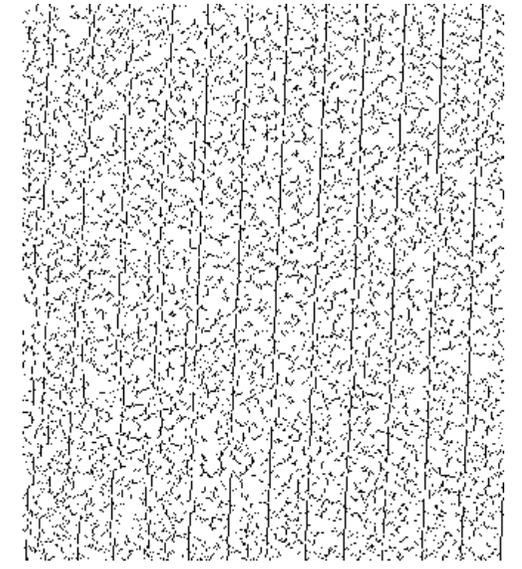
1. Ableitung Gauß



Kirsch



LoG



Roberts

Abbildung 18: beschnittene Kantenbilder aller 8 Operatoren für ein Beispiel (2)

4.2 Vergleich der Houghhistogramme

In Kapitel 2.3 wurde beschrieben, dass die Auswertung der aus dem Houghraum gewonnenen Histogramme in WIPKA-QS zunächst über einen Detektor für markante Punkte umgesetzt wurde. Dieser Ansatz ist allerdings ungeeignet, um die Ergebnisse der Kantenoperatoren zu vergleichen, da es dabei im Prinzip in jedem Pixel entweder einen markanten Punkt gibt, oder eben nicht. Dadurch wird der Informationsgehalt stark eingeschränkt und es lassen sich kaum verlässliche Rückschlüsse auf feinere Unterschiede zwischen den Kantendetektoren ableiten. Hier werden deshalb alle Grauwerte des Houghraums bzw. die daraus berechneten Winkelhistogramme betrachtet. Da die zunächst angestrebte Variante der Houghtransformation ohne Berücksichtigung der Kantenrichtung, wie im Folgenden gezeigt, nicht die erhofften Rückschlüsse zulässt, wird danach auf die Kantenrichtungen zurückgegriffen, die durch verringertes Rauschen bessere Ergebnisse versprechen.

4.2.1 Vergleich ohne Berücksichtigung der Kantenrichtung

Berücksichtigt man die Kantenrichtung nicht, ergeben sich, da jedes Kantenpixel mit jedem anderen für eine entsprechende Kante votiert (vgl. Kapitel 2.3.2), sehr viele Kombinationen im Houghraum. Das führt dazu, dass die Winkel-Histogramme aller Bilder eine ähnliche Form haben: Eine Art Glockenkurve mit einem Maximum und einem Minimum (dort, wo sich die Kurve periodisch wiederholt) im Bildabschnitt. Je größer das Bild, desto glatter der Verlauf der sich ergebenden Kurve. Ein solches Beispiel wurde bereits in 3.5.6 gezeigt. Die dort genannten Kenngrößen wurden für alle Beispielbilder berechnet. Das in Abbildung 9 dargestellte Verhältnis zwischen Maximum und Minimum kristallisierte sich dabei als vielversprechend heraus, da es für Grünflächen meist um 1 oder niedriger, für Ackerflächen mit Fahrspuren häufig über 3 liegt. Dies bestätigt die Annahme, dass je größer das Verhältnis, desto größer die Wahrscheinlichkeit für parallele Fahrspuren im Bild ist. Jedoch haben auch Größe, Form und Lage der zu bearbeitenden Region im Bild Einfluss auf das Aussehen der Kurve. Selbst wenn keine dominierende Kantenrichtung vorliegt, hat die Kurve die geschilderte Form (wenn auch flacher). Obwohl ein Maximum dieser Kurve auf eine häufiger aufgetretene Kantenrichtung hinweisen sollte! Insbesondere treten auch bei zwei unterschiedlichen Kantenrichtungen im Bild keine zwei Maxima auf!

Nähere Betrachtung der Lage des jeweiligen Maximums auf der horizontalen Achse (Winkel ϕ) führt dann auch zutage, dass es sich häufig gar nicht an der Stelle des Winkels der gefundenen Fahrspuren befindet. Dies führt zu dem Schluss, dass zwischen allen Punktkombinationen die wirklich gesuchten untergehen. Das erklärt auch, warum die Kurve von Größe, Form und Lage der Region abhängt: Hat sie beispielsweise eine größere Quer- als Längsausdehnung, finden sich in dieser Richtung mit größerer Wahrscheinlichkeit mehr Pixel-Geraden-Kombinationen für den Houghraum.

Abbildung 19 zeigt den (invertierten) Houghraum für ein Beispielbild mit und ohne Berücksichtigung der Kantenrichtungen (Lanser2). Es ist deutlich zu sehen, dass die dunkelsten (meiste Treffer=Maximum im Winkelhistogramm) flächenhaften Stellen des Bildes ohne Kantenrichtungen im anderen Bild kaum noch auftauchen und dort stattdessen einige markante Punkte dominieren. Dies sind die gesuchten Geraden im Bild, während die Flächen durch andere Punktkombinationen entstanden sind. Diese könnte man also als Rauschen bezeichnen. Aufgrund der in Kapitel 3.5.4 erläuterten Zusammenrechnung der Quadranten des Houghraums wird das jeweils rechte Drittel der Hough-Bilder dem linken zugerechnet. Deshalb gibt es, was die Richtungen angeht, das dann einzige Maximum im Bereich der höchsten Grauwerte und ein Minimum, das hier in etwa in der Bildmitte liegt. Dass dazwischen ein Bereich hoher Werte mit Lücken aus sehr niedrigen Werten (die angesproche-

nen markanten Punkte) liegt, bemerkt man im reihenweise (also vertikal) aufaddierten Histogramm nicht mehr, da sie sich ausgleichen. Dieser Bereich bleibt bei Berücksichtigung der Kantenrichtungen dann erhalten, während alle anderen stark abgeschwächt werden – aus diesem Grund befindet sich dann das Maximum (oder die Maxima) im Histogramm auch an der entsprechenden Stelle. Dazu im nächsten Abschnitt mehr. Hier soll nur kurz dem Vergleich vorgegriffen werden, um den Zusammenhang herzustellen.

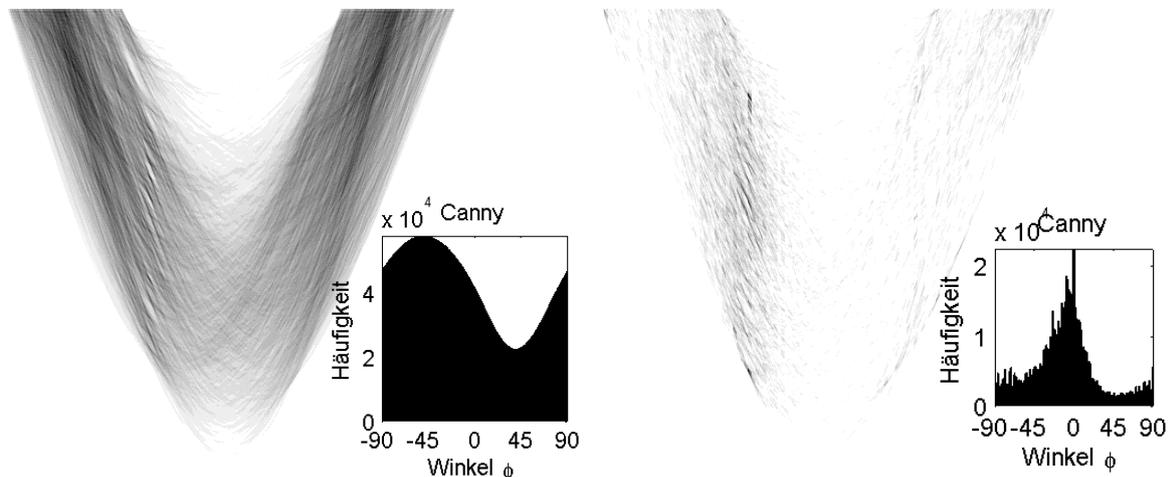


Abbildung 19: Houghraum ohne (links) und mit (rechts) Berücksichtigung der Kantenrichtungen

Der Ansatz, dass es sich bei einem Maximum um die häufigste Richtung und bei einem Minimum um die seltenste handelt, stimmt zwar, durch das Rauschen trifft es jedoch nicht mehr nur auf die Fahrspuren zu. Das geschilderte Verhältnis liefert also, wenn überhaupt, nur einen Anhaltspunkt für die hier vorliegende Fragestellung. Dies zeigt sich auch in der niedrigen Trefferquote: Setzt man an, dass Grünflächen ein Verhältnis <1 , Äcker mit Fahrspuren >3 und unbestimmbar eines zwischen 1 und 3 haben, fallen mit über 70% der Beispielregionen zu viele in den unbestimmbaren, die meisten sogar in den falschen Bereich, was inakzeptabel ist.

4.2.1.1 Überlegungen zur Verbesserung

Auf der Suche nach einer Lösung für das Rauschproblem des Houghraums wurde mit dessen Grauwert-Histogramm (nicht Winkel!) gearbeitet. Die Idee war, anhand eines Schwellwertes nur Pixel des Houghraums mit einem Wert ab einer bestimmten Größe auszuwerten, um so Maximalwerte von den kleineren Rauschwerten abzugrenzen. Die Grauwertverteilung unterscheidet sich jedoch stark, was die Festlegung eines festen Grenzwerts schwierig macht. Die Erwartung, dass viele kleine und nur sehr wenige große Werte auftreten (wie z.B. in Abbildung 20, dritte Zeile), trifft nicht ausreichend systematisch zu. Nach genauerer Betrachtung der Houghtransformation mit Einbeziehung der Kantenrichtung habe ich den Ansatz nicht weiter verfolgt, da dieser zu ähnlichen Ergebnissen führt und anstatt eines Schwellwertes mit der Kantenrichtung eine direkte Eigenschaft der Kantenpunkte einsetzt. Während der Schwellwert nicht sicherstellen kann, dass ihn nicht auch Rauschpixel überschreiten, sorgt die Richtung bereits mithilfe des Kantenbildes für eine Auswahl infrage kommender Punkte für eine Geradenkombination für den Houghraum. Das Ergebnis sollte also (auch wenn in diesem Bereich natürlich ebenfalls Rauschpixel liegen können) auf jeden Fall besser sein. Auch die Grauwert-Histogramme in Abbildung 20 (letzte Zeile) zeigen, dass wesentlich weniger Geradenkombinationen gefunden werden.

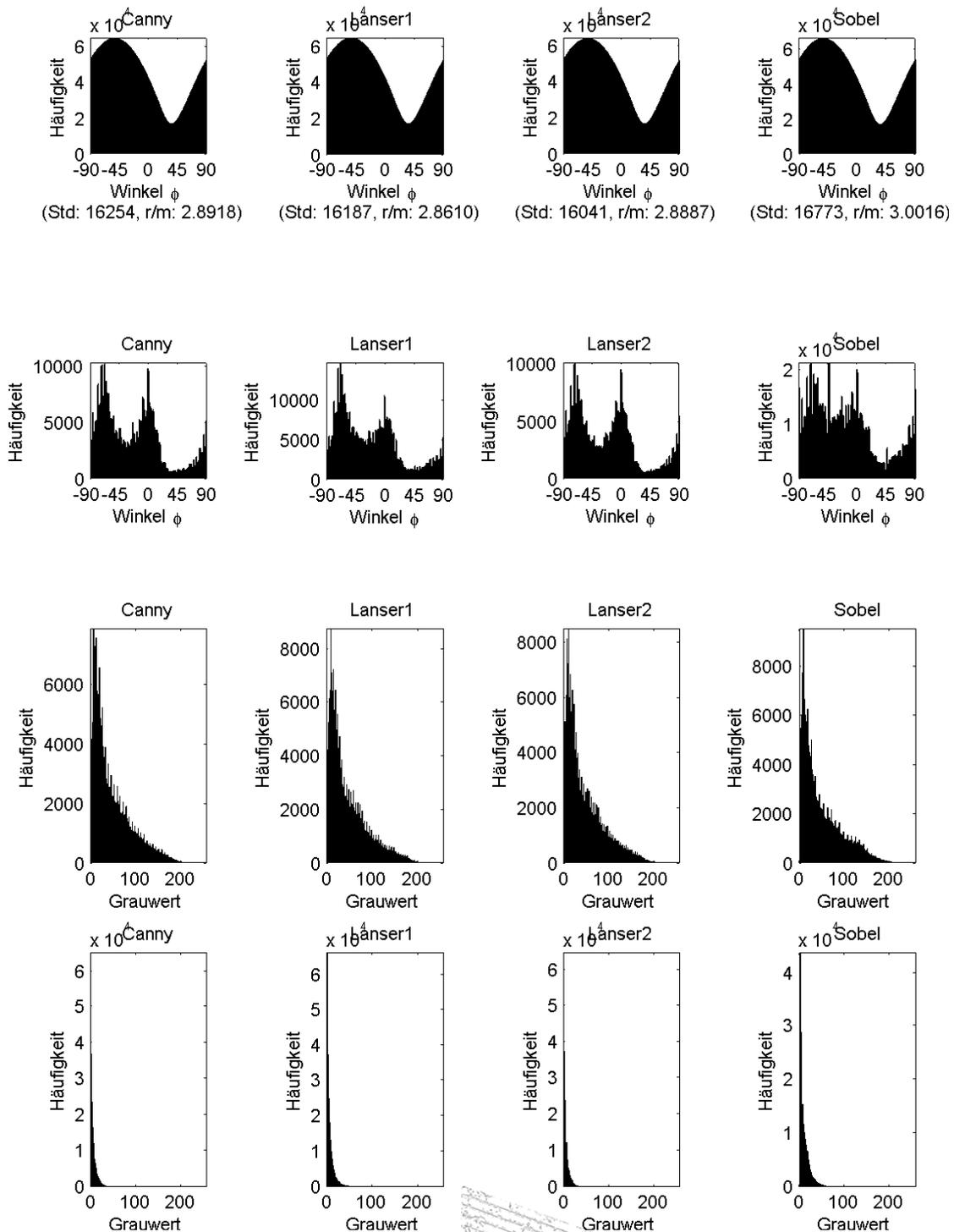


Abbildung 20: Vergleich mit und ohne Kantenrichtung ermittelter Kenngrößen des Houghraums

Zu sehen sind: Winkelhistogramme ohne (Zeile 1) und mit (Zeile 2) Einbeziehung der Kantenrichtung und Grauerthistogramme des Houghraums ohne (Zeile 3) und mit (Zeile 4) Einbeziehung der Kantenrichtung für Canny, Lanser1, Lanser2 und Sobel am Beispiel einer Region, die Fahrspuren in zwei unterschiedlichen Richtungen enthält. unten rechts: zugehöriges Canny-Kantenbild

Für diese, wie auch die folgenden Abbildungen sei angemerkt, dass die vertikalen Achsen unterschiedlich skaliert sind. Dies muss insbesondere beim Vergleich der Histogramme beachtet werden.

4.2.2 Vergleich mit Berücksichtigung der Kantenrichtung

Mit Einbeziehung der durch die Kantenoperatoren ermittelten Richtungen in die Houghtransformation ergeben sich Winkelhistogramme, die den Erwartungen schon sehr viel näher kommen: Maxima liegen dort, wo sich die Normalenvektoren der Fahrspuren befinden, und wenn zwei Kantenrichtungen im Bild dominieren, führt dies auch zu zwei Maxima (vgl. Abbildung 20). Außerdem ergeben die eher zufällig gelagerten Kanten, die in einer Grünfläche gefunden werden, kein oder ein sehr viel geringeres Maximum (siehe Abbildung 22)! In den Beispielen dieses Abschnitts wird nur noch auf Canny, Lanser und Sobel eingegangen, da sich die bereits visuell beobachteten Eigenschaften der anderen vier Kantendetektoren auch in den Winkelhistogrammen eindeutig wieder finden. Der Rauscheinfluss ist größer und die Maxima sind durchweg schlechter abgrenzbar, als bei den ersten vier der Reihenfolge aus Tabelle 4. Auch Sobel zeigt hier in allen Beispielen schlechtere Ergebnisse: Die Maxima der aus den Sobel-Kantenbildern berechneten Winkelhistogramme sind verrauschter und weniger stark ausgeprägt als die von Canny und Lanser, was die Unterscheidung zwischen Regionen mit parallelen Fahrspuren und denen ohne erschwert. Abbildung 21 zeigt die Winkelhistogramme des mit Kantenrichtungen berechneten Hough-Raums für drei Beispielbilder, die parallele Fahrspuren enthalten. Die beschriebenen Eigenschaften von Sobel gegenüber den optimalen Operatoren sind gut zu erkennen. Sie gelten noch stärker für die hier nicht mehr aufgeführten übrigen Kantendetektoren.

Was den Vergleich zwischen Canny, Lanser1 und Lanser2 angeht, offenbaren sich nur bei genauerer Betrachtung sichtbare Unterschiede in den Histogrammen. Am deutlichsten hebt sich noch Lanser1 ab, dessen Maxima etwas breiter und zum Teil verrauschter sind. Zwischen Canny und Lanser2 sind die Differenzen so gering, dass auch hier von gleichwertiger Eignung ausgegangen werden muss.

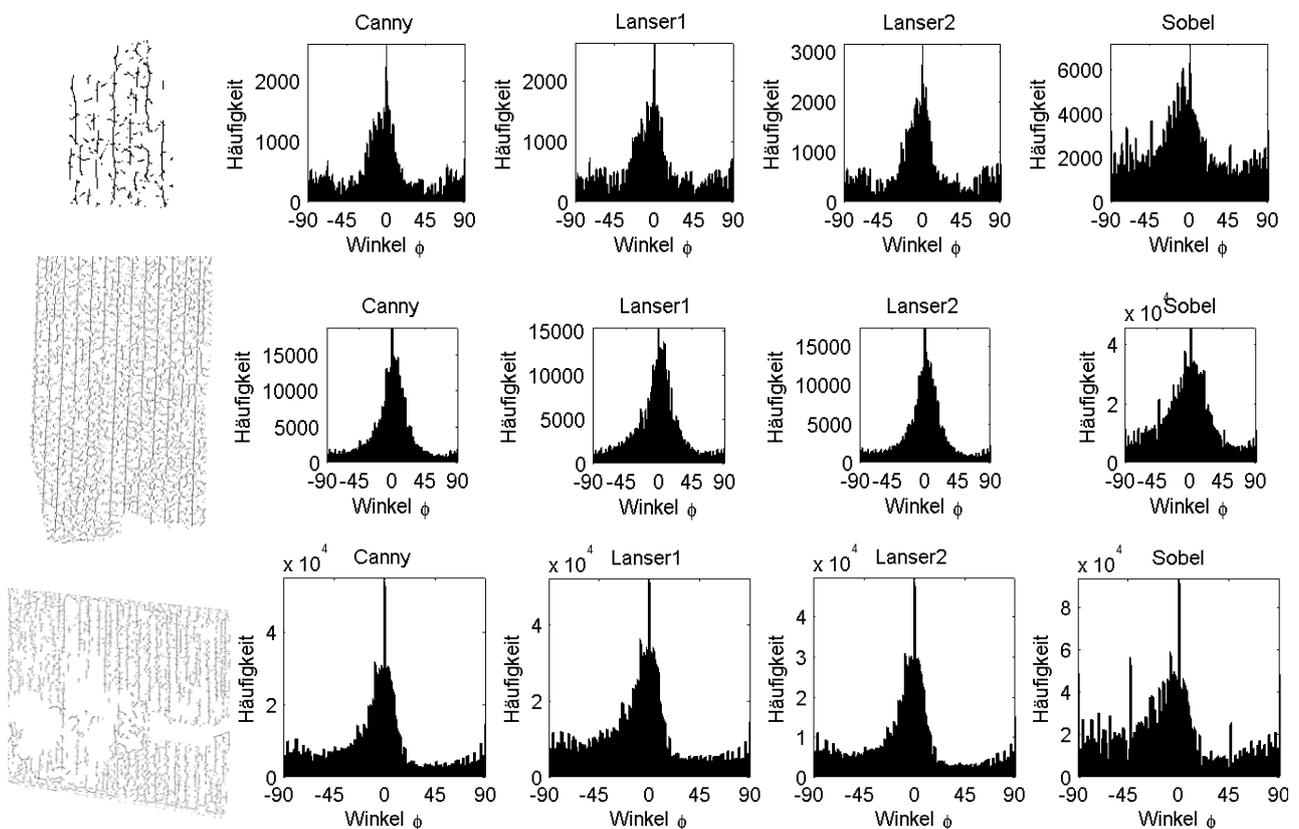


Abbildung 21: Houghwinkelhistogramme (mit Kantenrichtungen) für 3 Beispielbilder (zeilenweise); links: zugehörige Canny-Kantenbilder (unterschiedlich skaliert und beschnitten)

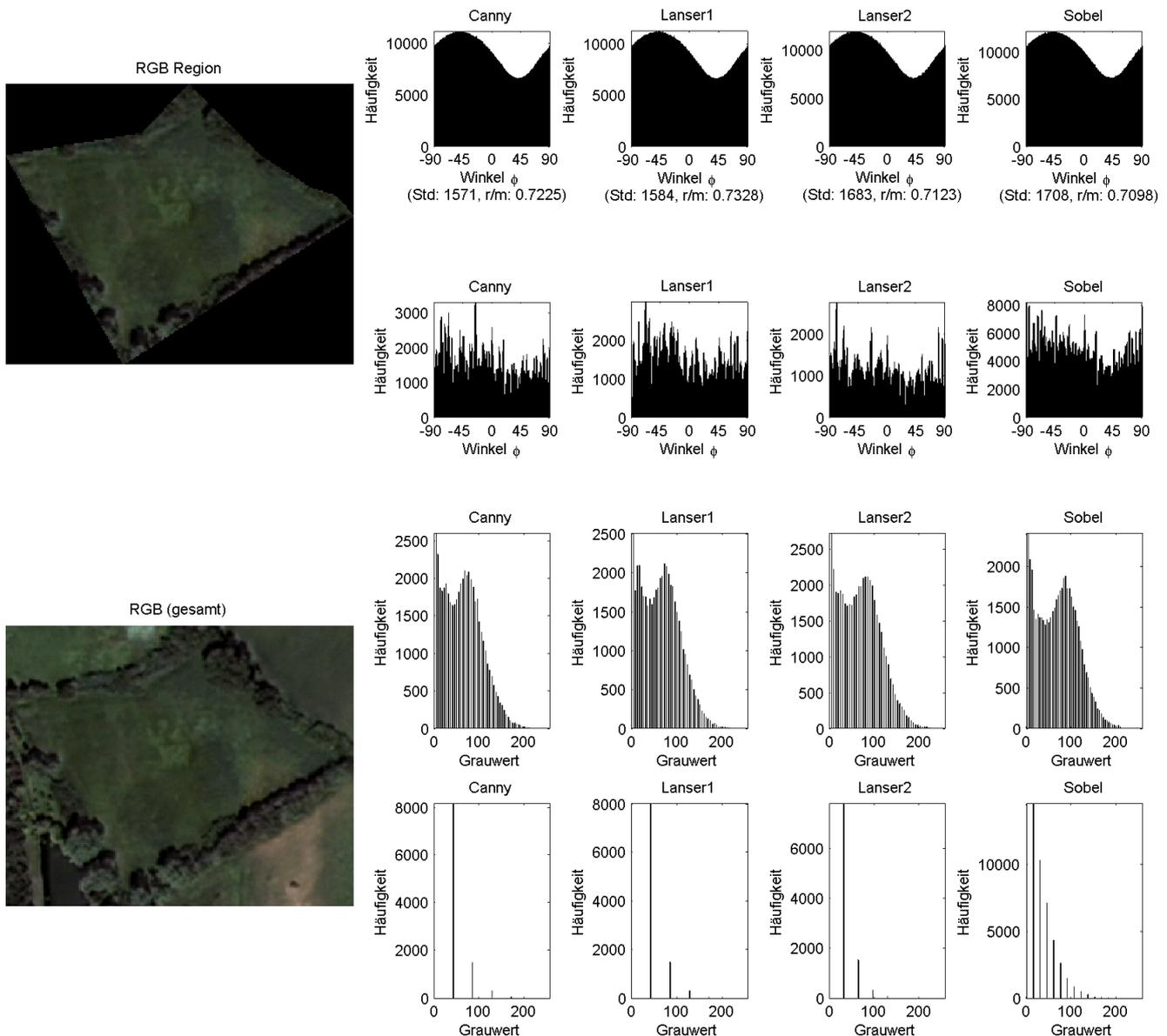


Abbildung 22: Vergleich der Kenngrößen einer Grünfläche ohne Fahrspuren

Bereits beim Abgleich der Kantenbilder wurde festgestellt, dass sich Unterschiede von Canny und Lanser2 zu Lanser1 ergeben. Hier stellen diese sich jedoch eher negativ dar. Sind die Maxima weniger deutlich, ist das ein Hinweis darauf, dass der Operator nicht nur mehr Kanten, sondern noch mehr Rauschen gefunden hat. Es wäre nun denkbar, dass eine Modifikation des Parameters für Lanser1 dahingehend, dass er weniger empfindlich reagiert (weniger Rauschen und weniger Kanten), dazu führt, dass sich die Ergebnisse an Canny und Lanser2 angleichen. Ich habe dazu den Parameter Alpha, wie ihn Tabelle 2 für die optimalen Operatoren zeigt, für Lanser1 durch Multiplikation mit einem Faktor <1 variiert. Multiplikation mit 0,95 brachte dabei per visuellem Vergleich der Kantenbilder für eine Auswahl der Beispielregionen die ähnlichsten Ergebnisse. Aber auch hier fanden beide noch unterschiedliche Kanten und unterschiedliches Rauschen in verschiedenen Bildteilen. Die aus dem Houghraum (mit Kantenrichtungen) berechneten Winkelhistogramme für Lanser1 weisen auch dann noch die Tendenz zu einem etwas breiteren und verrauschterem Maximum auf. Die Unterschiede zu der Berechnung mit Faktor 1 sind jedoch sowohl im Kantenbild, als auch im Histogramm sehr gering, weshalb an dieser Stelle auf eine Beispielabbildung verzichtet wird.

Auch der Vergleich der Operatoren über das Resultat der Houghtransformation kann also keine klare Abgrenzung der an der Spitze liegenden treffen. Jedoch fällt nach diesen Erkenntnissen Lanser1 im Vergleich zu Canny und Lanser2 ein wenig ab.

4.2.2.1 Erneute Variation des Parameters Alpha

Um zu überprüfen, ob sich stärkere (oder schwächere) Unterschiede zwischen den Operatoren zeigen, falls der Parameter Alpha für alle drei variiert wird, habe ich weitere Durchläufe mit niedrigerem Alpha berechnet. Dies führt also zu geringerer Detektionsrate, was Rauschen, aber auch die Anzahl der gefundenen Kanten verringert. Größere Werte für Alpha machen keinen Sinn mehr, da die Konfiguration bereits so gewählt wurde, dass in einigen Beispielbildern verhältnismäßig viel Rauschen detektiert wurde. Dies bedeutet aber auch, dass nun im Umkehrschluss in einigen Bildern vorhandene (schwächere oder zu feine) Strukturen wie Fahrspuren nicht mehr erkannt werden, so dass diese nicht mehr als bewirtschaftet erkannt werden könnten. Dafür verbessert sich in anderen die Abgrenzung von Fahrspuren zu Rauschen. Dies wirkt sich dann auch entsprechend positiv auf die Maxima des Winkelhistogramms aus: Umliegende Werte, also Rauschen, werden kleiner und der Maximalbereich weniger breit, was seine horizontale Ausdehnung angeht. Unterschiede zwischen Canny, Lanser1 und Lanser2 treten dadurch allerdings nicht deutlicher hervor, sondern die Ergebnisse fallen sehr ähnlich aus!

Die in Tabelle 2 genannten Werte können als Empfehlung angesehen werden, wobei zu beachten ist, dass je nach Bildinhalt innerhalb der Beispielsszene auch größere und kleinere Werte infrage kommen. So lieferte ein Alpha von bis zu 2 für einzelne Beispielregionen die besseren Ergebnisse. Für die meisten Regionen ist ein solcher Wert jedoch zu hoch!

5 Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurden Kantendetektoren verschiedener Kategorien hinsichtlich ihrer Eignung für das Auffinden paralleler Fahrspuren, die typischerweise durch Bewirtschaftung einer landwirtschaftlichen Nutzfläche entstehen, getestet und verglichen. Dazu wurden – auch in Bezug zu einer aktuellen Implementierung des Problems - unterschiedliche Kriterien und Möglichkeiten hergeleitet, beschrieben und angewendet. Es zeigt sich bereits im Vergleich der Kantenbilder ein deutlicher Vorsprung der sogenannten optimalen Operatoren, die einen komplexen Algorithmus darstellen, der sich vergleichsweise leicht (zunächst ein Parameter) steuern lässt. Die Auswertung über den Houghraum der Kantenbilder führt zu weiteren Vergleichsmöglichkeiten. Hierbei erwies sich die zunächst angestrebte jedoch als ungeeignet und es wurde, unter Zuhilfenahme der durch die Kantendetektoren ermittelten Kantenrichtungen, ein wesentlich besserer Weg gefunden. Allerdings liegen auch hier die beiden (einer davon in unterschiedlicher Ausprägung) optimalen Operatoren von Canny bzw. Lanser hinsichtlich ihrer Ergebnisse sehr dicht beieinander. Nur aufgrund des theoretischen Hintergrundes (Canny \leftrightarrow Deriche/Lanser) und tendenziell besseren Ergebnissen kann hier gesagt werden, dass bei freier Wahl Lanser2 gewählt werden könnte. Die theoretisch bessere Laufzeit (hier nicht gemessen) und die postulierte Rauschunempfindlichkeit (konnte hier nicht deutlich nachvollzogen werden) müssten für eine sichere Aussage jedoch noch an mehr Beispielszenen und je nach Priorität, die eine geringe Laufzeit genießt, geprüft werden.

In Bezug auf das getestete Bildmaterial lässt sich sagen, dass wahrscheinlich anstelle des pansharpened RGB auch der panchromatische Kanal, also das Schwarz-Weiß-Bild mit 1m Auflösung, ausgereicht hätte (vgl. Kapitel 2.1.2). Denn die Farbkanäle stellen mit 4m Auflösung vermutlich kaum Mehrwert für die Problemstellung dar. Da dieser Kanal gesondert nicht vorlag, konnte dies jedoch nicht getestet werden.

Wie zuletzt in Abschnitt 4.2.2.1 angesprochen, stellen die für alle Bilder einheitlich gewählten Parameter der Operatoren nur im Mittel für alle Bilder eine gute Lösung dar. Die Wahl der Maskengröße bedeutet immer ein Abwägen zwischen Rauschen und Kantensensibilität. Die hier gewählten Werte sind also ein Kompromiss für die Beispielszene. Wobei hier tendenziell eher darauf geachtet wurde, dass viele Fahrspuren gefunden werden, als dass kein Rauschen auftritt. Gleiches gilt im Übrigen für die Parameter der Hysterese-Schwellwert-Operation. Es wäre also wünschenswert, die Wahl der Parameter je nach Bild dynamisch durchführen zu können. Denkbar wäre eine Abschätzung des Rauschens oder mehrfache Kantendetektion. Letzteres beschreibt Canny in seinem Ansatz bereits, wenn er unterschiedlich große Masken einsetzt. Der Effekt ist dabei allerdings im Vergleich zu den mit einer festen Maskengröße arbeitenden Operatoren weniger stark, als ich erwartet hätte. Die in Tabelle 2 genannten Werte für den Parameter *Alpha* können als Vorschlag für eine Implementierung verstanden werden.

Außerdem muss je nachdem, ob im Houghraum, wie aktuell implementiert, markante Punkte gesucht oder der gesamte Raum in das Winkelhistogramm einfließt, überprüft werden, wie viel Rauschen das Verfahren für vernünftige Ergebnisse verkraftet. Unter Umständen kann es nötig sein, lieber einige Kanten zu übersehen und dafür weniger Rauschen zu bekommen. Es steht jedoch fest, dass dabei Kantenrichtungen nötig sind. Denn auch wenn kaum Rauschen im Kantenbild zu finden

wäre, würden die ohne Richtungen aus dem Houghraum berechneten Winkelhistogramme nicht an diese Ergebnisse heran kommen. Kenngrößen, die eine direkte Antwort auf die Frage nach dem Vorhandensein von Fahrspuren im Sinn eines Schwellwertes liefern, ließen sich auch mit Verwendung der Kantenrichtungen nicht ableiten. Es ist jedoch denkbar, die Verteilung der Winkelhistogramme zu nutzen, um eine Kurve zu approximieren, die dann entsprechende Rückschlüsse auf mathematischer Ebene ermöglicht.

Der von Canny beschriebene Ansatz (auf dem auch Deriche und Lanser aufbauen) stellt eine allgemeine optimale Lösung der von ihm genannten Kriterien (vgl. 2.7.1) dar. In Bezug auf Abschnitt 3.2, der die Anforderungen an einen Kantendetektor für die vorliegende Aufgabe beschreibt, ließe sich das Ergebnis vermutlich noch verbessern, indem Kriterium II (gute Lokalisierung) ein niedrigeres Gewicht zugemessen würde. Dies lässt sich allerdings nicht einfach beeinflussen und würde wohl zu einer anderen Filterfunktion als der von Canny verwendeten Gaußkurve führen. Er erläuterte bereits (Canny, 1986), dass dies wiederum die Implementierung des Algorithmus erschwert.

Was die Detektion von Farbkanten oder Linien angeht, scheidet ersteres aus oben genanntem Grund (niedrige Farbauflösung) zumindest für das vorliegende Ausgangsmaterial aus und wurde deshalb nicht weiter behandelt. Bei höher aufgelösten Farbkanälen könnte es sich jedoch lohnen, diese Möglichkeit weiter zu verfolgen, da die Kanäle potentiell mehr Information bieten, als ein einzelner panchromatischer Kanal. HALCON bietet einen Operator zur Farbkantendetektion, der auf den geschilderten optimalen Operatoren basiert, und anstelle des Gradienten eine mehrdimensionale Erweiterung dessen einsetzt. Auch Liniendetektoren sind vorhanden (auch für Farblinien). Diese wurden jedoch nicht weiter betrachtet, da es sich bei Linien, wie in 2.4.1 beschrieben, im Prinzip um zwei dicht nebeneinander verlaufende Kanten handelt. Mit der vorliegenden Auflösung verschmelzen Fahrspuren jedoch zu einer Kante.

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Auswahl der Kantendetektoren für die gegebene Problemstellung auf eine Vorgehensweise (Ansatz von Canny) reduziert werden konnte. Auf welche Implementierung dieses Ansatzes zurückgegriffen wird, hängt von den Anforderungen ab und ist gegebenenfalls durch weitere Tests zu bestätigen. Die Ergebnisse zeigen, dass keine großen Unterschiede zwischen Canny und Deriche/Lanser zu erwarten sind.

Literaturverzeichnis

- Burger, W., & Burge, M. J. (2006). *Digitale Bildverarbeitung: Eine Einführung mit Java und ImageJ*, 2. Auflage. Berlin: Springer.
- Busch, A., Gerke, M., Grünreich, D., Heipke, C., Liedtke, C.-E., & Müller, S. (2004). Automated verification of a topographic reference dataset: system design and practical results. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXV, Part B2*, S. 735-740.
- Canny, J. (1986). A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, S. 679-698.
- Castan, S., Zhao, J., & Shen, J. (1990). Optimal Filter for Edge Detection Methods and Results. *Proceedings of the first european conference on Computer vision*, S. 13-17.
- Deriche, R. (Juni 1987). Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International Journal of Computer Vision*, S. 167-187.
- Haberäcker, P. (1995). *Praxis der digitalen Bildverarbeitung und Mustererkennung*. München; Wien: Hanser.
- HALCON Reference Manual*. (Version 9.0.1). MVTec Software GmbH.
- Helmholz, P., & Rottensteiner, F. (2009). *Automatic verification of agricultural areas using IKONOS satellite images*. Hannover.
- Helmholz, P., Gerke, M., & Heipke, C. (2007). Automatic Discrimination of Farmland Types using IKONOS Imagery. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36, S. 81-86.
- Jähne, B. (2005). *Digitale Bildverarbeitung (6. Auflage)*. Berlin: Springer.
- Lanser, S., & Eckstein, W. (1991). Eine Modifikation des Deriche-Verfahrens zur Kantendetektion. *Mustererkennung 1991, 13. DAGM-Symposium*, S. 151-158.
- Sörgel, U. (2008). *Vorlesungsskript Digitale Bildverarbeitung*. Hannover: Leibniz Universität Hannover.
- Steinbrecher, R. (2005). *Bildverarbeitung in der Praxis (2. Auflage)*. München; Wien: Oldenbourg.
- Tönnies, K. D. (2005). *Grundlagen der Bildverarbeitung*. München: Pearson.

Eidesstattliche Versicherung

Erklärung

Hiermit erkläre ich an Eides statt, dass ich die von mir vorgelegte Arbeit selbstständig verfasst habe, dass ich die verwendeten Quellen, Internet-Quellen und Hilfsmittel vollständig angegeben habe und dass ich die Stellen der Arbeit einschließlich Tabellen, Karten und Abbildungen, die anderen Werken oder dem Internet im Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen sind, auf jeden Fall unter Angabe der Quelle als Entlehnung kenntlich gemacht habe.

Hannover, den 18. Dezember 2009

Jakob Unger