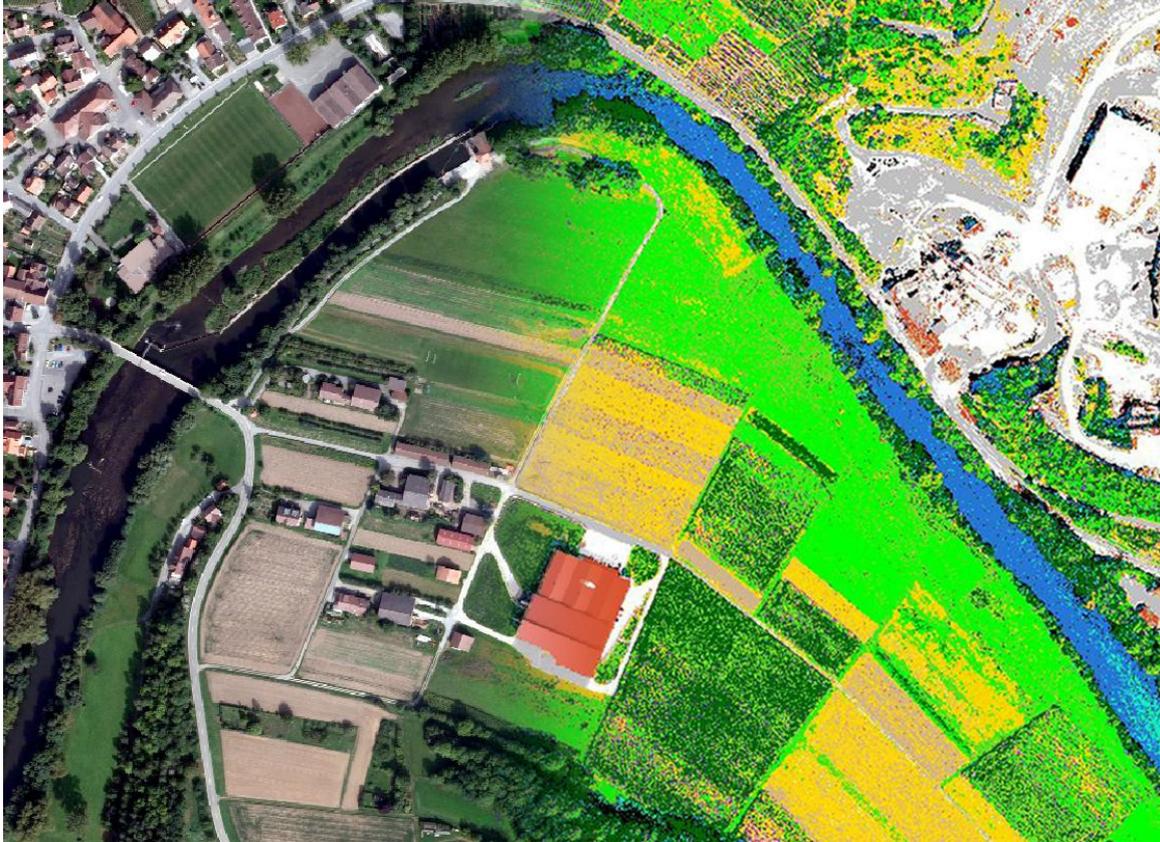




Institut für Geoinformatik
und Fernerkundung (IGF)
der Universität Osnabrück



Evaluierung kommerzieller verfügbarer digitaler photogrammetrischer Kamerasysteme im Bereich Radiometrie

Studienprojekt (B. Sc.) 2008/2009

Torsten Behre
Robert Daniels
Johannes Föll
Florian Hillen
Hannes Holm
Maren Kiehl
Jan Mönkedieck
Jessica Pellenwessel

Osnabrück, Mai 2009

Das Titelbild zeigt den Übergang zwischen einer unklassifizierten und einer klassifizierten Szene der Ultracam-X.

1. Inhaltsverzeichnis	3
2. Einleitung	6
2.1 Projektbeschreibung	6
2.2 Befliegungsgebiet	7
3. Grundlagen	9
3.1 Klassifikation	9
3.1.1 Unüberwachte Klassifikation	10
3.1.2 Überwachte Klassifikation	10
3.2 Spektrale Reflektion	12
3.3 NDVI	12
3.4 Auflösungen	13
3.5 Sensortypen	14
4. Vorstellung der Kamerasysteme	15
4.1 DMC	15
4.2 RMK-Top15	15
4.3 DigiCAM quattro	16
4.4 ADS40 2nd	16
4.5 JAS-150	17
4.6 Ultracam-X	17
4.7 AIC-x1	18
4.8 AIC-x4	18
4.9 Canon 3K-Kamera	18
4.10 AISA + hyperspektral	19
4.11 ROSIS hyperspektral	19
4.12 ALS 50 LiDAR	20
5. Feldbegehung	21
5.1 Durchführung	21
5.2 Kartierungsergebnisse	22
6. Klassifikationsvorbereitung	23
6.1 Bilddatenselektion	23
6.2 Bilddatenaufbereitung	23
6.2.1 AIC-x1, AIC-x4, AISA+, ROSIS, ALS 50 ..	23
6.2.2 ADS40 2nd	23
6.2.3 Canon 3K Kamera	24
6.2.4 RMK-Top15	24
6.2.5 DMC	25

6.2.6 JAS-150	25
6.2.7 Ultracam-X	26
6.2.8 DigiCAM quattro	26
6.3 Trainingsgebiete und Klasseneinteilung	27
6.4 Klassifikationsgrundlagen	28
7. Kamera-Analyse	29
7.1 RMK-Top15	29
7.1.1 Analyse der Klassifikation (RGI)	29
7.1.2 Analyse der Klassifikation (RGI+NDVI) ...	31
7.2 DMC	33
7.2.1 Analyse der Klassifikation (RGB)	33
7.2.2 Analyse der Klassifikation (RGBI+NDVI) ..	35
7.3 JAS-150	37
7.3.1 Analyse der Klassifikation (RGB)	37
7.3.2 Analyse der Klassifikation (RGBI+NDVI) ..	38
7.4 Ultracam-X	40
7.4.1 Analyse der Klassifikation (RGB)	40
7.5 DigiCAM quattro	42
7.5.1 Analyse der Klassifikation (RGB)	42
8. Klassen-Analyse	44
8.1 Klasseninterne Auswertung	44
8.1.1 Acker und Stoppel	44
8.1.2 Algen	47
8.1.3 Grünflächen	49
8.1.4 Kartoffeln	52
8.1.5 Mais	54
8.1.6 Schatten	56
8.1.7 Steinbruch	62
8.1.8 Straßen	64
8.1.9 Urbane Gebiete	66
8.1.10 Wald	69
8.1.11 Wasser	71
8.1.12 Weinreben	73
8.1.13 Zuckerrüben	74
8.2 Klassenüberschneidungen	76
8.2.1 Wald und Mais	77
8.2.2 Wasser und Algen	79
8.2.3 Schatten	80
8.2.4 Steinbruch und Straße	82

9. Zusammenfassung	84
9.1. Für 3-kanalige Bilddaten	84
9.1.1. Klassengesamtheit	84
9.1.2. Vegetationsklassen	85
9.2. Für 4-/ 5-kanalige Bilddaten	85
9.2.1. Klassengesamtheit	85
9.2.2. Vegetationsklassen	86
10. Glossar	87
11. Literaturverzeichnis	88
12. Anhang	90
12.1 Tabellenverzeichnis	90
12.2 Abbildungsverzeichnis	107

2. Einleitung

2.1 Projektbeschreibung

Das Ziel des Projektes ist die Evaluierung von digitalen, hochauflösenden Luftbildkameras hinsichtlich ihrer verschiedenen Einsatzmöglichkeiten und Leistungspotenziale in den Gebieten der Photogrammetrie und der Fernerkundung.

Die Deutsche Gesellschaft für Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation (DGPF) hat im Jahr 2008 ein Projekt, das führende Luftbildkameras in den verschiedenen Einsatzgebieten evaluiert, gestartet. Den Anwendern der Luftbilder soll hiermit ein Überblick über die angebotenen Systeme gewährt werden.

Das Projekt wurde in Untergruppen eingeteilt. Teilnehmende Gruppen sind Hochschulen, Kamerahersteller und Institutionen aus Deutschland und Nachbarländern.

Das Institut für Geoinformatik und Fernerkundung (IGF) der Universität Osnabrück beteiligt sich innerhalb des Projekts an der Arbeitsgruppe „Radiometrie“.

Die Kamerasysteme werden in den verschiedenen Arbeitsgruppen objektiv evaluiert. Um eine einheitliche Grundlage für diese Evaluierung zu gewährleisten, wurde von der Projektleitung das Testgebiet ausgewählt.

2.2 Befliegungsgebiet

Das Befliegungsgebiet liegt nördlich von Stuttgart bei Vaihingen an der Enz und verfügt über ca. 200 signalisierte Punkte, die auf einer Fläche von 7,5 x 5,0 km verteilt liegen.



*Abb. 1: Roter Rahmen: Gesamtbefliegungsgebiet mit 20 cm Bodenpixelauflösung.
Violetter Rahmen: Inneres Befliegungsgebiet mit 8 cm Bodenpixelauflösung.
Rote Punkte: signalisierte Punkte.*

Bei unserem Vorhaben beschränken wir uns jedoch auf ein kleineres Auswertecenter. Dieses Gebiet weist eine heterogene Verteilung von Vegetation, urbaner Bebauung und anderen Landnutzungsformen auf, da somit eine Auswertung der Kamerasysteme hinsichtlich der Effizienz gewährleistet wird.



Abb. 2: Auswertecenter

3. Grundlagen

3.1 Klassifikation

Unter Klassifikation versteht man die Unterscheidung verschiedener Objektklassen der aus einem digitalen Bild gewonnenen Messdaten¹.

Diese Messdaten werden von Multispektralscannern gewonnen.

Der Vorgang der Klassifikation kennzeichnet sich in erster Linie durch die Ermittlung des Reflexionsverhaltens, der im Bild vorhandenen Objekte, in mehreren Kanälen. Diese ermittelten Daten sollen im weiteren Verfahren zu eindeutig erkennbaren Punktwolken, im durch die vorhandenen Kanäle entstandenen Merkmalsraum, zusammengefügt werden (siehe Abb. 3).

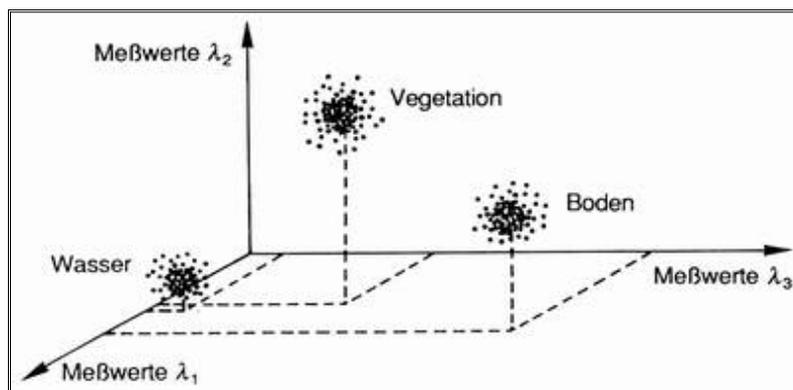


Abb. 3: Merkmalsraum zur Multispektral-Klassifikation.
 Meßwerte λ_x entspricht Spektralkanal_x
 (aus Albertz, Einführung in die Fernerkundung, 2007)

Im Idealfall, wie in Abb. 3 deutlich erkennbar, entstehen im Merkmalsraum klar trennbare Klassen, welche Punkte mit gleichen oder ähnlichen Eigenschaften enthalten. So kann ein gegebenes Bild eindeutig klassifiziert werden. In der Praxis ist ein solcher Idealfall eine Seltenheit, da sich die Reflexionswerte der jeweiligen Objekte oft überschneiden. Um ein bestmögliches Ergebnis zu erzielen, existieren daher mehrere Verfahren der Klassifikation, welche in überwachte und unüberwachte Klassifikationsverfahren getrennt werden.

¹ S.155, Albertz, Jörg, Einführung in die Fernerkundung, 2007, Wissenschaftliche Buchgesellschaft

3.1.1 Unüberwachte Klassifikation

Bei der unüberwachten Klassifikation werden keine vorherigen Informationen, wie zum Beispiel Trainingsgebiete, benötigt, da sie ausschließlich die Unterteilung der Bildelemente in Klassen mit ähnlichen spektralen Eigenschaften zum Ziel hat². Durch iterativ arbeitende Verfahren werden die Zentren der Punktwolken, sowie die Zugehörigkeit der Daten, zu den verschiedenen Klassen ermittelt.

Die Bedeutung der Klassen wird im Anschluss an das Verfahren durch eine Interpretation des Ergebnisses bestimmt.

3.1.2 Überwachte Klassifikation

Bei der überwachten Klassifikation werden selbst gewählte Testflächen des gesamten aufgenommenen Gebietes, sog. Trainingsgebiete, festgelegt, welche später der Zuordnung der Pixel zu den einzelnen Klassen dienen. Für diese Zuordnung der Pixel existieren folgende Verfahren:

Das Quader-, das Minimum-Distance- und das Maximum-Likelihood-Verfahren.

Die wohl bekannteste und am häufigsten verwendete Variante ist das Maximum-Likelihood-Verfahren. Es ordnet mit einer hohen Genauigkeit durch Berechnung der Zugehörigkeits-Wahrscheinlichkeit die einzelnen Pixel der wahrscheinlichsten Klassen zu (siehe Abb. 4).

² S.158, Albertz, Jörg, Einführung in die Fernerkundung, 2007, Wissenschaftliche Buchgesellschaft

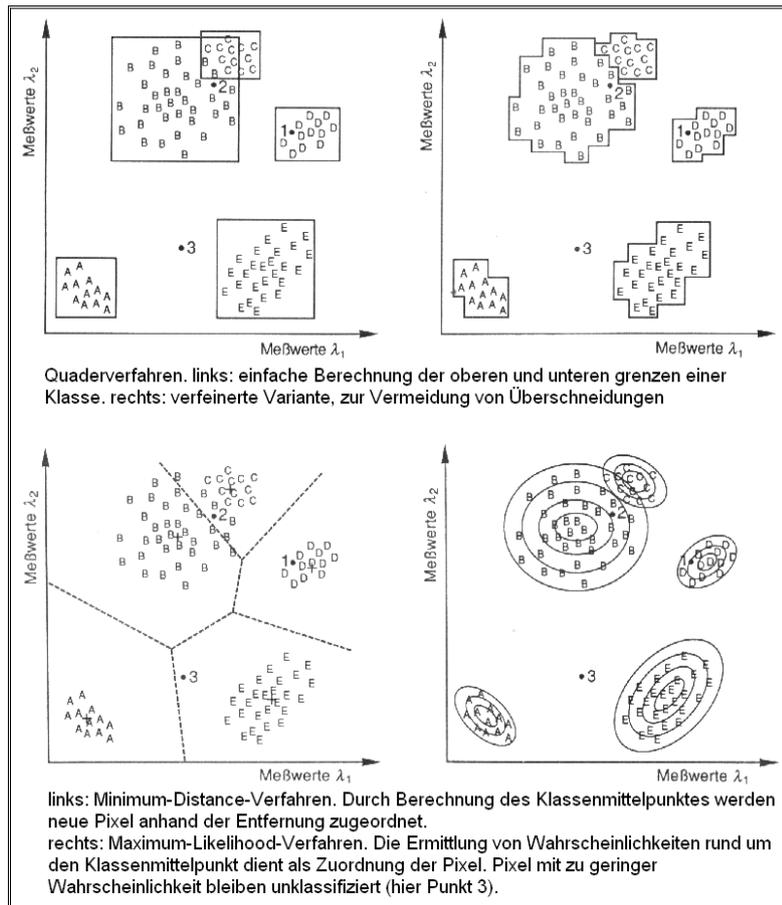


Abb. 4: Darstellung der Klassifikationsverfahren

(verändert, aus Albertz, Einführung in die Fernerkundung, 2007)

Auch die anderen Verfahren haben diese Zuordnung zum Ziel, doch sind sie bei Weitem nicht so genau.

3.2 Spektrale Reflektion

Bei einer Luftbildaufnahme wird ein breites Lichtspektrum aufgenommen, das weit über das sichtbare Licht hinausgeht. Die genauen Bereiche sind von Kamera zu Kamera unterschiedlich. Wichtig in der Fernerkundung sind die folgenden Wellenlängen:

Bezeichnung	Wellenlängen
Ultraviolett	0.3 bis 0.38 μm
Sichtbares Licht	0.38 bis 0.72 μm
Nahes Infrarot (NIR)	0.72 bis 1.3 μm
Mittleres Infrarot (MIR)	1.3 bis 3.0 μm
Thermales Infrarot	3.0 bis 1000 μm
Mikrowellen	1000 μm bis 30 cm
Radio	> 30 cm

Tab. 1 (vgl. Vorlesungsskript „Grundlagen der Fernerkundung“ von Jochen Schiewe)

Jede Art von Vegetation reflektiert unterschiedliche Wellenlängen des Lichts und hat somit eine eigene spektrale Signatur. Dadurch können bei der Klassifizierung die Vegetationsarten unterschieden werden.

3.3 NDVI

Der Vegetationsindex (Difference Vegetation Index - DVI) dient als „Maß für die Vitalität der Vegetation“³. Berechnet wird dieser aus der Differenz zwischen dem roten und nahen infraroten Kanal der zu interpretierenden Spektralbilder. Gründe für die Erfindung dieser Formel sind vor allem die spektralen Eigenschaften der Vegetation im roten, sowie im nahen infraroten Kanal. Durch die Absorption von Chlorophyll reflektiert Vegetation im roten Bereich besonders gering, während Mesophyll im nahen infraroten Bereich für eine sehr starke Reflexion sorgt.

Die Formel des einfachen Vegetationsindex lautet: $DVI = \frac{NIR}{ROT}$

³ S.221, Albertz, Jörg, Einführung in die Fernerkundung, 2007, Wissenschaftliche Buchgesellschaft

Da diese Formel zu einer sehr großen Spannweite von Werten führt, gibt es den sogenannten „Normalized Difference Vegetation Index“ (NDVI). Die Normierung führt dazu, dass lediglich Werte zwischen -1 und 1 abgebildet werden. Der Vorteil ist, dass alle Werte >0 als Vegetation identifiziert werden können und somit die Interpretation der Daten um ein Vielfaches vereinfachen.

Die Formel des NDVI ist wie folgt:
$$NDVI = \frac{NIR - ROT}{NIR + ROT}$$

3.4 Auflösungen

Räumliche Auflösung.

Die räumliche Auflösung, auch als geometrische Auflösung bezeichnet, gibt die Größe eines Pixels (Bodenelements) in Metern an. Sie beschreibt die Fähigkeit benachbarte Objekte getrennt aufzufassen, ist somit ein Maß für die Detailerkennbarkeit⁴.

Spektrale Auflösung

Die spektrale Auflösung wird durch die Anzahl, Breite und Lage der verschiedenen Kanäle bestimmt. Bei den Sensoren unterscheidet man zwischen panchromatischen (Kanal mit einer Bandbreite), multispektralen (Sensor mit mehreren Kanälen) und hyperspektralen (Sensor mit sehr vielen schmalen Kanälen)⁵.

Radiometrische Auflösung

Die radiometrische Auflösung wird durch die Anzahl der Grauwerte bestimmt, die bei der Reflektion für jeden Kanal vorhanden sind. Sie ist ein Maß für die Fähigkeit, verschiedene Strahlungsunterschiede aufzuzeichnen. Der Kontrast wird durch bessere radiometrische Auflösung erhöht⁶.

⁴ Vgl. de Lange, Norbert, Geoinformatik in Theorie und Praxis, 2002, Springer

⁵ Vgl. de Lange, Norbert, Geoinformatik in Theorie und Praxis, 2002, Springer

⁶ Vgl. de Lange, Norbert, Geoinformatik in Theorie und Praxis, 2002, Springer

3.5 Sensortypen

Digitale Luftbildkameras basieren zumeist auf CCD-Technik. Hier unterscheidet man im Wesentlichen zwischen linearen CCDs (Zeilenscanner) und flächenhaften CCDs (Flächenscanner).

Zeilenscanner tasten Zeile für Zeile die elektromagnetischen Strahlungswerte der Erdoberfläche nach dem Pushbroom-Prinzip ab und sind aufgebaut aus nebeneinander liegenden CCD-Zellen. Durch Zusammenlegen der einzelnen Bildzeilen entsteht dann eine Gesamtaufnahme.

Um ein zweidimensionales Bild zu erhalten gibt es 2 Möglichkeiten. Die Aufnahme erfolgt entweder durch Across-Track Scanning (Whiskbroom) quer zur Flugrichtung oder durch Along-Track Scanning (Pushbroom) in Flugrichtung.

Im Gegensatz dazu nehmen Flächensensoren alle Bildpunkte gleichzeitig auf und erzeugen so eine flächenhafte Szene.

4. Vorstellung der Kamerasysteme

4.1 DMC

Die DMC (Digital Modular Camera) von Z/I Imaging entwickelt, wird auch Digital Mapping Camera System genannt und von Intergraph vertrieben. Sie besteht aus zwei getrennten Kamerasystemen. Diese sind in einem Gehäuse mit einer kreiselstabilisierenden Befestigung Zeiss T-AS untergebracht. Das Kamerasystem nimmt panchromatische Szenen auf, indem vier individuelle Kameras zeitgleich ausgelöst werden, um ein Gesamtbild zu erhalten. Jede Einzelkamera besitzt eine CCD Matrix mit 28 Megapixel und eine Zeiss Linse mit einer Brennweite von 120 mm. Dadurch werden rechteckige panchromatische Bilder der Größe 13,5k x 8k = 108 Megapixel und einer Winkelabdeckung von 74° (cross-track) x 44° (along-track) erreicht.

Um Echtfarben- oder Falschfarben-Bilder aufzunehmen, ist die DMC mit verschiedenen Kameras auf optisch parallelen Achsen angeordnet und jede Kamera mit einem speziellen Filter ausgestattet. Da die CCD Matrix (6 Megapixel) kleiner als bei den panchromatischen Aufnahmen ist und auch die Brennweite nur 25 mm beträgt, kann nur eine geringere Bodenauflösung geflogen werden. Final werden die Ausschnitte der Einzelkameras automatisch entzerrt und anschließend fusioniert⁷.

4.2 RMK-Top15

Die RMK-Top15 (nachfolgend: RMK) ist eine Reihenmesskamera von Z/I Imaging (analoge Luftbildkamera). Sie ist ausgestattet mit einer kreiselstabilisierenden Aufhängung (T-AS oder AS-2) und einem Filmmagazin mit Forward Motion Compensation sowie einem Weitwinkelobjektiv PLEOGON A3 4/153. Die zentrale Steuereinheit T-CU mit einem Mikroprozessor und das T-TL Terminal mit einem Kompaktrechner sind zur Bedienung und Ü-

⁷ EHLERS et al., 2007

berwachung des Systems vorhanden. Der Kamerakörper als eine kompakte Einheit enthält vier steuerbare Innenfilter, eine Blende und motorische Antriebsgruppen. Je nach eingelegter Filmart sind Aufnahmen im Farb-Positiv, SW-Negativ oder im Farbinfrarot-Positiv möglich.

4.3 DigiCAM quattro

Die DigiCAM quattro (nachfolgend: DigiCAM) von IGI ist ein modular aufgebautes Kamerasystem, welches bis zu 145 Megapixel Bildgröße aufnehmen kann. Es kann mit verschiedenen Objektiven und Brennweiten von 28-300 mm und einem Speicher für bis zu 3600 Bilder ausgestattet werden. Mit dem System CCNS4 kann die Positionierung sowie das Sensor-Management-System und mit AEROcontrol die direkte Georeferenzierung überwacht werden. Die DigiCAM besteht aus vier Einzelkameras, welche mit einem Filter für RGB- oder CIR-Bilder ausgestattet werden können.

4.4 ADS40 2nd

Die ADS40 2nd (nachfolgend: ADS40) ist die zweite Generation der ADS40 von Leica Geosystems. Als Zeilenkamera ist sie mit zwei unterschiedlichen Sensorköpfen (SH51 und SH52) und mehr Platz für austauschbare Inertial Measurement Units ausgestattet. Durch die Ausrichtung der CCD-Zeilen können Stereobilder in RGB und Falschfarben-Infrarot aufgenommen werden.

Der SH51 hat jeweils einen panchromatischen Kanal nach vorne, nadir und nach hinten, sowie einen weiteren nadir ausgestatteten um 0,5 Pixel versetzten panchromatischen Kanal, um das Antialiasing zu reduzieren und damit die Qualität der Bilder zu erhöhen. Die Farbkanäle Rot, Grün, Blau und nahes Infrarot sind beim SH51 nadir ausgerichtet.

Beim SH52 sind zusätzlich die vier Farbkanäle Rot, Grün, Blau und nahes Infrarot rückwärts zur Flugrichtung eingerichtet. Eine verbesserte Elektro-

nik hat das S/N Ratio verbessert und eine Verbreiterung der Spektralbänder um 10% ermöglicht⁸.

4.5 JAS-150

Bei der JAS-150 (Jena Airborne Scanner) von Jenaoptronik handelt es sich um eine Zeilenkamera, welche mit einem neunzeiligen CCD (12000 Pixel pro Zeile) und Zeilensensoren (nadir, stereo vorwärts, stereo rückwärts, photogrammetrisch vorwärts, photogrammetrisch rückwärts, Rot, Grün, Blau und Infrarot) ausgestattet ist. Die Brennweite beträgt 150 mm und der Speicherplatz der Kamera 1,6 TB. Die Kamera kann auch mit dem IGI AEROcontrol System zur inneren Orientierung ausgestattet werden.

4.6 Ultracam-X

Die Ultracam-X (nachfolgend: Ultracam) von Vexcel wurde 2007 als Nachfolger der Ultracam-D vorgestellt. Ausgestattet mit mehreren Kameraköpfen wird sie in zwei Klassen mit jeweils vier Objekten eingeteilt. Eine Klasse nimmt die panchromatischen Szenen auf, mit der anderen werden Echtfarben- bzw. Falschfarben-Bilder produziert. Ein verbesserter Datenfluss, eine präzisere Bildaufbereitung und erweiterte Eigenschaften lassen es zu, größere CCDs zu verwenden (14430 x 9420 Pixel) und z.B. die Datenspeicher während dem Flug auszutauschen.

Die panchromatischen Kameras sind in einer parallelen optischen Ebene angeordnet, wodurch die Blenden in kurzem Zeitabstand nacheinander belichtet werden können. Die Bildgröße beträgt $14430 \times 9420 = 135,6$ Megapixel.

Die Klasse für die Echtfarben- und Falschfarbenbilder ist ebenfalls auf parallelen optischen Achsen angeordnet und jeweils mit einem Filter ausgestattet. Die CCD Matrix beträgt $4000 \times 2700 = 10,8$ Megapixel und auf-

⁸ EHLERS et al., 2007

grund einer Brennweite von 28 mm eine Winkelerfassung von 65° (cross-track) x 46° (along-track)⁹.

4.7 AIC-x1

Die AIC-x1 (Aerial Industrial Camera) ist eine hochauflösende Digital-Kamera, die von der Firma RolleiMetric speziell für Luftbild-Aufnahmen und industrielle Anwendungen entwickelt wurde.

Die Bildsensoren besitzen einen CCD-Chip mit einer Pixelgröße von 6,8 µm, das Bildformat beträgt dabei 7228 Pixel x 5428 Pixel. Die Linse ist ein Apo-Digital Objektiv mit einer Brennweite von $f = 47\text{mm}$. Die Farbtiefe beträgt 16 Bit pro Farbe.

4.8 AIC-x4

Die AIC-x4 (Aerial Industrial Camera) ist eine großformatige modulare Luftbildkamera mit vier Kameraköpfen, die von der Firma RolleiMetric speziell für Luftbildaufnahmen und industrielle Anwendungen entwickelt wurde.

Die Bildsensoren besitzen einen CCD-Chip mit einer Pixelgröße von 6,8 µm, das Bildformat beträgt dabei 7228 Pixel x 5428 Pixel. Die Linsen bestehen aus 4 x Xenotar Objektiven mit einer Brennweite von $f = 80\text{mm}$. Die Farbtiefe beträgt 16 Bit pro Farbe.

4.9 Canon 3K Kamera

Die Canon 3K Kamera (nachfolgend: Canon 3K) wurde von der DLR (Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt) in München entwickelt.

Sie besteht aus drei kommerziell erhältlichen 16-Megapixel Canon Kameras und besitzt eine radiometrische Auflösung von 12 Bit.

⁹ EHLERS et al., 2007

Alle drei Kameras sind CCD Flächenscanner mit einer Linse von $f = 50\text{mm}$ Brennweite und einer Winkelerfassung von 55° (cross-track) \times $13,5^\circ$ (along-track).

4.10 AISA+

AISA+ (Airborne Imaging Spectrometer for Application) ist ein hyperspektral abbildendes Spektrometer, das gemeinsam von der Firma Specim aus Finnland und der FH Anhalt entwickelt wurde. Es liefert bis zu 244 spektrale Kanäle mit einer Bandbreite von 2,9 nm und einer radiometrischen Auflösung von 12 Bit. Bei einer Flughöhe von 500 m kann eine Bodenauflösung von 0,7 m \times 0,7 m erreicht werden.

Es handelt sich um einen CCD Zeilenscanner, der bei Vorwärtsbewegung des Flugzeugs pro Zeile 500 Pixel Rauminformationen erhält. Das FOV liegt bei $47,6^\circ$ (cross-track) \times $19,2^\circ$ (along-track).

4.11 ROSIS

Die ROSIS (Reflective Optics System Imaging Spectrometer) wurde durch Zusammenarbeit der DLR München, der EADS in Ottobrunn und dem GKSS-Forschungszentrum in Geesthacht entwickelt.

ROSIIS ist ein hochauflösendes optisches Spektrometer, welches Wellenlängenbereiche von 0,43 - 0,86 μm in 115 Bildkanälen abbilden kann und mit einer radiometrischen Auflösung von 14 Bit ausgestattet ist.

ROSIIS ist ein Zeilenscanner, der eine maximale Aufnahmegeschwindigkeit von 62 Bildzeilen pro Sekunde besitzt.

Mit einer Winkelabdeckung von 8° (cross-track) wird immer ein Streifen spektral zerlegt und dann auf eine Detektormatrix abgebildet. Jede einzelne Bildzeile wird abgetastet, indem während des Fluges wiederholt die Detektormatrix ausgelesen wird.

4.12 ALS 50 LiDAR

Das Leica ALS50-II LiDAR System wurde von der Firma Leica Geosystems entwickelt. Der Airborne Laser Scanner besitzt eine sehr hohe Pulsrate von bis zu 150 kHz. Man kann mit dem Leica ALS50-II Punkte in höchster Dichte mit einer Genauigkeit von 11 cm erfassen. Es wird vor allem eingesetzt um topografische Daten und Reflexionsintensitätswerte aufzuzeichnen.

Mittels Laser werden die Entfernungen und Intensitätswerte der reflektierten Signale während des Fluges zu Daten verarbeitet. Weiterhin werden zur Auswertung die Lagedaten des GPS Systems genutzt.

5. Feldbegehung

5.1 Durchführung

Die Geländebegehung im Rahmen des Projekts fand vom 28.7. bis zum 31.7.2009 statt. Hierbei wurde in Vaihingen an der Enz das Gelände erkundet und nach erster Sichtung wurde das weitere Vorgehen geplant. Es wurden zwei Teams gebildet die sich im Auswertecenter ausgehend vom östlichen und westlichen Gebiet aufeinander zu bewegten.

Das Bearbeiten dieser Aufgabe vollzog sich in den Teams auf unterschiedliche Weise.

Es wurden Fotos im Gelände aufgenommen und anhand eines Fixpunktes, der mit Koordinaten versehen wurde, in Verbindung gebracht.

In den beiden Teams wurde die Ermittlung der Koordinaten zu den betreffenden Bildern zu einem mithilfe eines PDAs und zum anderen mit einem mobilen Navigationssystem ermittelt. Die erhaltenen Koordinaten liegen im geographischen Koordinatensystem vor.

Die Kartierung des Gebietes wies einige Schwierigkeiten bezüglich der Vegetation auf. Da sich der Zeitraum der Kartierung mit der Ernte der Feldfrüchte deckte, konnte keine vollständige Kartierung vorgenommen werden. Somit lag das Hauptaugenmerk auf der Erfassung einzelner Felder mit noch vorhandener Vegetation. Ebenfalls wurde auf bereits abgeernteten Feldern die vorherige Vegetation, soweit möglich, bestimmt.

Ausgehend von den gesammelten Daten vor Ort erfolgte eine weitere Bearbeitung in der Universität Osnabrück.

5.2 Kartierungsergebnisse

Der bei der Feldbegehung gesammelte Datenbestand wurde gesichtet und anschließend die erfassten Koordinaten in ein neues Shapefile eingetragen. Ausgehend von diesen Punkten startete nun die manuelle Erfassung von Vegetationsflächen. Als Digitalisiervorlage diente hierbei ein vorliegendes Orthophoto der DMC.

Das vorläufige Ergebnis wurde überprüft und daraufhin mit Daten von Herrn Wild, Herrn Jordan (Universität Düsseldorf) und Frau Lücke (EFTAS) verschmolzen.

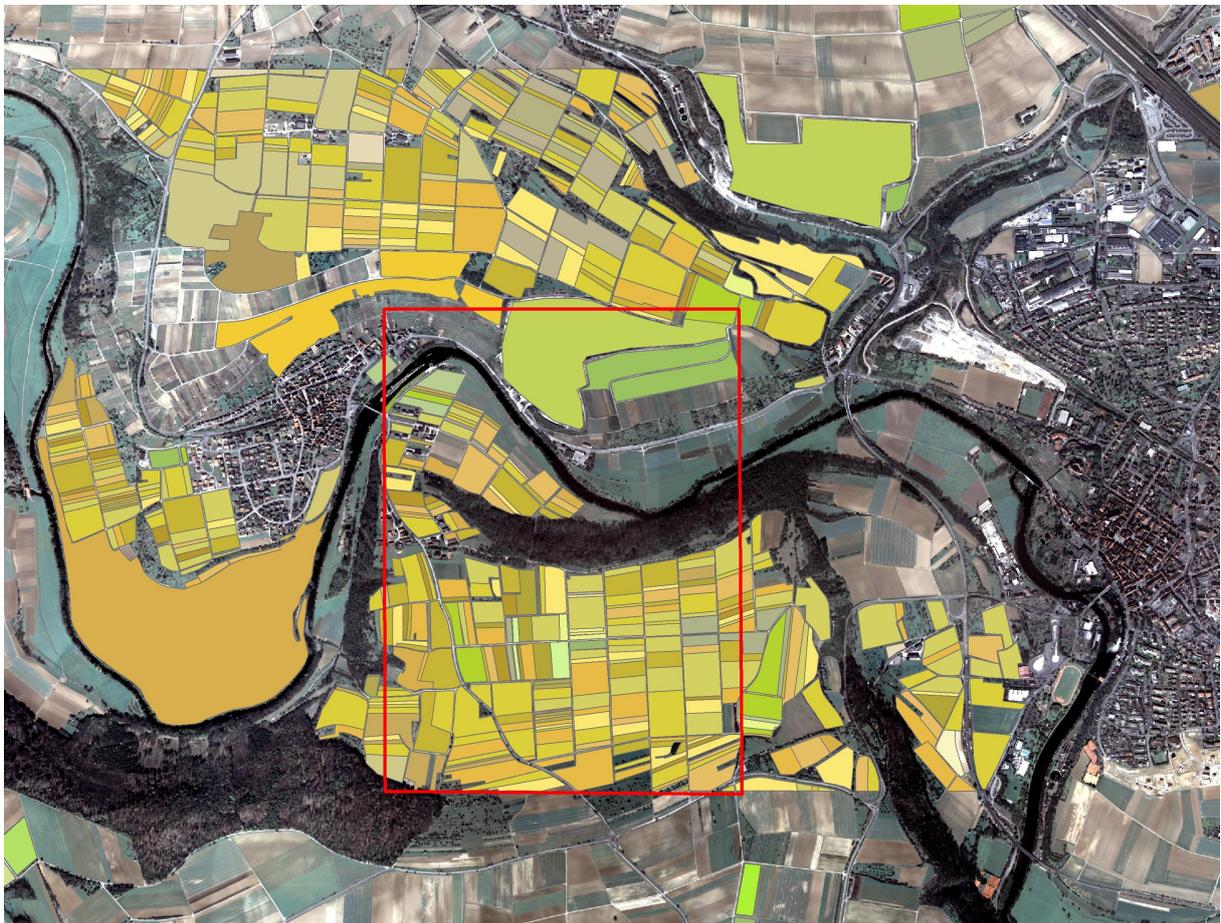


Abb. 5: Kartierungsergebnis

6. Bilddatenaufbereitung

6.1 Bilddatenselektion

Nach dem Eintreffen der Bilddaten des gesamten Befliegungsgebietes mussten alle Bilder gesichtet und anschließend die Entscheidung getroffen werden, welche Daten für das Auswertecenter relevant sind.

Je nach Kamerasystem konnten bis zu 90% der Daten ausgeschlossen werden.

Das weitere Vorgehen sah die Bewertung der Daten bezüglich Ihrer Flugrichtung und Neigung der Kamera vor und die darauf folgende Entscheidung, welche Daten für die spätere Verarbeitung herangezogen werden können.

Für die Radiometrieanalyse spielte die Neigung der Kamera grundsätzlich keine Rolle. Es wurde darauf geachtet, dass gerade im Bereich hoher Vegetation keine großen Schattenwürfe erkennbar sind.

Schließlich wurden pro Kamerasystem nur noch wenige Bilder für die Weiterverarbeitung vorgesehen.

6.2 Bilddatenaufbereitung

6.2.1 AIC – x1, AIC – x4, AISA+, ROSIS, ALS 50

Von diesen Kameras wurden keine Daten geliefert. Sie konnten somit nicht in die Auswertung miteinbezogen werden.

6.2.2 ADS40

Es wurden die Daten aller Kanäle bezogen auf das gesamte Fluggebiet geliefert. Die ausgewählten Daten der ADS40 überdecken in einem Flugstreifen das gesamte Auswertebereich.

Zunächst musste ein Subset mit dem Rahmen eines erweiterten Auswertecusters durchgeführt werden, um die Größe der Bilddaten zu minimieren.

Bei der anschließenden Vorbereitung zum Layer-Stack und der dazu erforderlichen Georeferenzierung fiel auf, dass die Daten im Bezug auf die innere Orientierung unkorrigiert sind. Die Daten sind dementsprechend zeilenweise verschoben. Dies wäre grundsätzlich kein Problem im Bezug auf die Radiometrieanalyse, da aber pro Kanallayer Unterschiede vorliegen, lässt sich kein Layer-Stack durchführen.

Daher können mit der ADS40 im Rahmen dieses Radiometrieprojektes keine weiteren Auswertungen vorgenommen werden, solange keine korrigierten Daten des Herstellers vorliegen.

6.2.3 Canon 3K

Die Daten der Canon 3K wurden für das gesamte Auswertecuster geliefert. Jedes Bild umfasst nur ein sehr kleines Gebiet, sodass ca. 10 Bilder benötigt werden.

Bei der Sortierung und Sichtung der Bilder kristallisierten sich zwei Probleme heraus, welche uns dazu veranlassten, die Canon 3K nicht in die Bewertung einzubeziehen.

Verglichen mit den anderen Systemen war der Zeitpunkt der Befliegung vor der Erntesaison, sodass nahezu alle Agrarflächen noch bestellt waren. Somit ist keine Vergleichbarkeit zu den anderen Kamerasystemen gegeben.

Der zweite Grund ist die Komprimierung der Daten im verlustbehafteten JPEG-Format.

6.2.4 RMK

Die Daten der RMK liegen in drei Kanälen (Rot, Grün und NIR) vor, die bereits in einem Bild zusammengefasst wurden. Somit ist zwar eine Berech-

nung des NDVI möglich, aber keine Klassifizierung auf Basis eines RGB-Layers.

Für die Klassifikation wurden die benötigten Layer zusammengefügt, um die Kanalkombinationen zu erhalten, die für die verschiedenen Klassifikationen benötigt wurden.

Es wurden zwei Klassifikationen durchgeführt. Zum einen mit der Kanal-kombination RGI und zum anderen mit der Kombination RGI und NDVI.

Die RGI-Variante ist als Ersatz für eine RGB Klassifikation genutzt worden, um die Vergleichbarkeit zu RGB Kameras herzustellen. Aufgrund der gleichen Kanalanzahl ist diese Entscheidung vertretbar.

6.2.5 DMC

Bei der DMC deckt ein Bild das gesamte Auswertecenter ab und verfügt über vier Kanäle (Rot, Grün, Blau und Infrarot). Die Klassifikationen wurden mit zwei Kanalkombinationen durchgeführt. Zum einen RGB für die Vergleichbarkeit mit anderen RGB-Kamerasystemen und zum anderen mit der Kombination RGBI + NDVI, um das bestmögliche Ergebnis der Kamera zu testen.

6.2.6 JAS-150

Bei der JAS-150 wurden die Kanäle Rot, Grün, Blau und Infrarot genutzt. Es genügt ein Bild um das gesamte Auswertecenter abzudecken.

Jeder Kanal lag in einem einzelnen Bild vor und musste zunächst georeferenziert werden, um die Durchführung eines Layer-Stacks zu ermöglichen. Dazu wurden zunächst alle Layer auf die Bildschirmkoordinaten des roten Bildes referenziert.

Der anschließende Layer-Stack offenbarte eine Verschiebung der Einzel-layer. Es wurde ein Subset erstellt, um nicht überlappende Randbereiche zu minimieren.

Zur Klassifikation wurde der NDVI berechnet und zwei Kanalkombinationen zur Klassifizierung herangezogen; die Kombination RGB für die Vergleichbarkeit mit anderen RGB-Kamerasystemen und der Kombination RGBI + NDVI, um das bestmögliche Ergebnis der Kamera zu testen.

6.2.7 Ultracam-X

Die Daten der Ultracam lagen nur in der Kanalkombination Rot, Grün und Blau vor.

Es wurden keine Infrarot-Daten geliefert, sodass kein NDVI errechnet werden konnte.

Das Auswertecenter konnte mit einem Bild abgedeckt werden. Für die Klassifikation wurde nur die Kanalkombination RGB herangezogen.

6.2.8 DigiCAM

Die Daten der DigiCAM liegen als Dreikanalbilder (Rot, Grün, Blau) vor. Es wurden vier Bilder ausgewählt, die das Auswertecenter abdecken sollen.

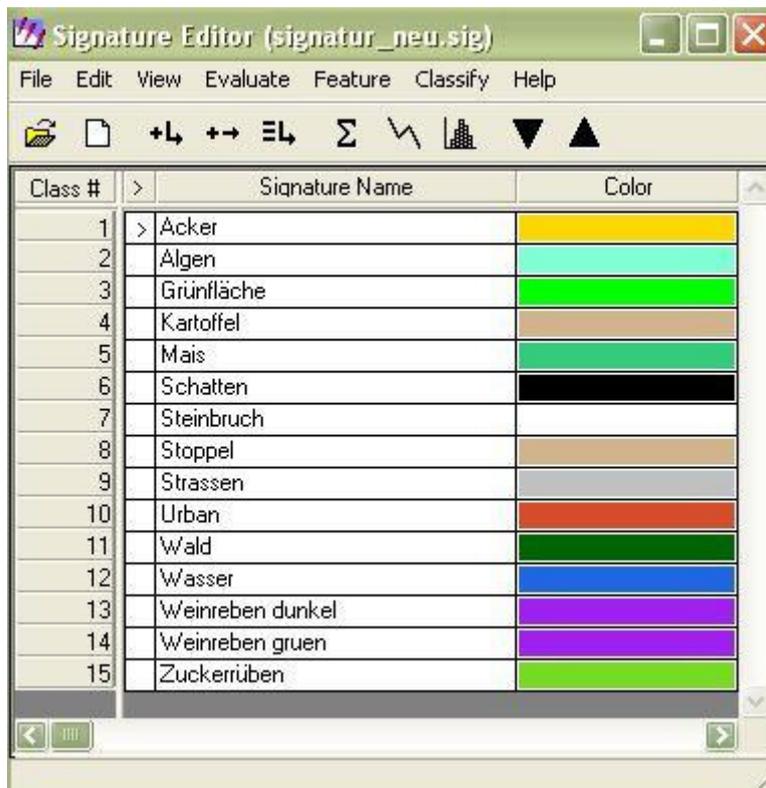
Diese wurden mit ArcGIS und jeweils 60 Passpunkten auf das nordwestliche Bild georeferenziert und anschließend mittels des *Mosaik-Wizards* in Erdas Imagine zusammengefügt. Das Auswertecenter wurde anschließend zugeschnitten.

Für die Klassifikation wurde nur die Kanalkombination RGB herangezogen.

6.3 Trainingsgebiete und Klasseneinteilung

Die Trainingsgebiete für die jeweiligen Klassen wurden in einem AOI Layer von Hand erfasst und für alle Kamerasysteme gleich gewählt. Diese wurde im *Signature Editor* importiert und zu einer Klasse zusammengefasst.

Sofern in der Szene vorhanden, werden für die weitere Auswertung folgende Klassen benutzt:



The screenshot shows the 'Signature Editor (signatur_neu.sig)' window. It has a menu bar with 'File', 'Edit', 'View', 'Evaluate', 'Feature', 'Classify', and 'Help'. Below the menu is a toolbar with icons for file operations and classification. The main area is a table with three columns: 'Class #', 'Signature Name', and 'Color'. The table contains 15 rows of data, each representing a different land use class with a corresponding color swatch.

Class #	Signature Name	Color
1	Acker	Yellow
2	Algen	Cyan
3	Grünfläche	Bright Green
4	Kartoffel	Tan
5	Mais	Teal
6	Schatten	Black
7	Steinbruch	White
8	Stoppel	Tan
9	Strassen	Grey
10	Urban	Red
11	Wald	Dark Green
12	Wasser	Blue
13	Weinreben dunkel	Purple
14	Weinreben gruen	Purple
15	Zuckerrüben	Light Green

Abb. 6: Klasseneinteilung und Farbzweisung im *Signature Editor*

6.4. Klassifikationsgrundlagen

Anhand der in 6.3 aufgestellten Klassen wurde eine überwachte Klassifikation für alle Kamerasysteme und für jede Kanalkombination aus 6.2 durchgeführt.

Hierzu wurde die parametrische Regel Maximum-Likelihood als Entscheidungsregel angewandt. Durch die Miteinbeziehung der Wahrscheinlichkeiten für jede Klasse und die daraus resultierende Kontrollierung der dominanten Klassen, konnte das Klassifikationsergebnis signifikant verbessert werden.

Eine nachträgliche Verbesserung des Ergebnisses durch einen Filter (z.B. Fuzzy Convolution) wurde durchgeführt, dient aber nicht als Grundlage für nachfolgende Klassifizierungsbewertungen.

7. Bilddatenauswertung

7.1 RMK

7.1.1 Analyse der Klassifikation (RGI)



Abb. 7 Klassifikation RGI, ungefiltert

Die urbanen Bereiche sind, soweit im Bild überhaupt erkennbar, gut klassifiziert (vgl. Tab. 16). Es sind jedoch starke Fehlpixel aller Klassen erkennbar.

Die Straßen wurden nicht zufriedenstellend klassifiziert. Sie bestehen teilweise aus Pixeln der Klassen **Acker** (11,01%) und **Schatten** (16,25%). Der Steinbruch ist komplett fehlerhaft klassifiziert worden. Hier sind nahezu nur Pixel aus den Klassen **Acker**, **Straße** und **Schatten** ersichtlich (vgl. Tab 16).

Ein Großteil der Schattenflächen wurde als **Straße** klassifiziert, was nicht zufriedenstellend ist.

Die Klassen **Wasser** und **Algen** sind gut klassifiziert worden. Der Algen- eintrag entspricht dem des naturellen Vorkommens zum Aufnahmezeit- punkt (vgl. Tab. 2).

Die Klassen **Acker** und **Stoppel** weisen sehr große Überschneidungen auf. Es ist fast nicht möglich ein Feld anhand der Klassifikation eindeutig zu bestimmen.

Die Klasse **Zuckerrübe** ist gut klassifiziert worden, nur wenige Fehlpixel der Klasse **Grünfläche** sind vorhanden.

Die **Grünflächen** sind gut klassifiziert worden (86,76%), enthalten jedoch teilweise einen leichten Anteil an Pixeln der Klasse **Wald**.

Der Bereich der bewaldeten Gebiete ist ebenfalls gut klassifiziert worden. Baumkronen in Waldgebieten entsprechen zu einem großen Teil der Klasse **Wald**, ebenso die einzelnen Bäume. Lediglich einige Fehlpixel der Klasse **Mais** sind zu erkennen.

Die Klasse **Mais** ist nicht zufriedenstellend klassifiziert worden (50%). Es sind viele Fehlpixel der Klassen **Grünflächen** und **Wald** erkennbar.

Die Weinberge sind durch die Klassifizierung klar strukturiert. Jedoch verursacht das Fehlen der Klasse **Wein** ein Streifenmuster aus **Wald**, **Grün- flächen** und **Urban**.

Das gesamte Bild dunkelt zu den Randbereichen deutlich aus. Somit sind insbesondere die Klassen **Acker** und **Stoppel** als **Straße** und **Urban** klassifiziert worden.

Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 3) :

Overall Classification Accuracy = 70,98 %

Overall Kappa Statistics = 0,6602

7.1.2 Analyse der Klassifikation (RGI + NDVI)



Abb. 8 Klassifizierung RGI + NDVI, ungefiltert

Die Klassifizierung der RMK mit der Kanalkombination RGI + NDVI ist nicht signifikant besser als die schon sehr fehlerbehaftete Klassifizierung ohne den NDVI. Gerade in der Klasse **Wald** sind viele Fehlpixel der Klasse **Mais** erkennbar. Schatten im Wald ist zumeist als Klasse **Algen** definiert worden.

Ebenso sind diverse Einzelbäume als **Mais** klassifiziert worden.

Unzureichend ist die Klassifikation der Klassen **Acker** und **Stoppel**. Größtenteils ist eine starke Vermischung der verschiedenen Klassen zu erkennen. Nur selten ist ein Feld annähernd homogen erkannt worden.

Die Klasse **Wasser** ist in Bereichen mit tiefem Wasserstand korrekt erkannt worden, jedoch ist in den flachen Uferbereichen **Schatten** detektiert worden.

Die Klasse **Schatten** wurde nur unzureichend klassifiziert. Es sind Fehlpixel der Klassen **Algen** und **Wasser** erkannt worden. Die Klassen **Grünflächen**, **Zuckerrüben** und **Mais** sind durchaus zufriedenstellend verarbeitet worden.

In den **Grünflächen** sind wenige Fehlpixel vorhanden. In den Zuckerrübenfeldern, sowie im **Mais** sind die inneren Feldbereiche gut klassifiziert worden. Die Feldrandbereiche werden oft als **Grünflächen** klassifiziert, was durchaus der Realität entspricht.

Die Klasse **Urban** wurde relativ gut erkannt, verfügt aber teilweise über Fehlpixel. Aufgrund der Schrägaufnahme sind viele Fassaden sichtbar. Diese bestehen im Klassifizierungsergebnis aus Pixeln der Klassen **Acker** und **Stoppel**.

Der Steinbruch ist nur sehr schlecht klassifiziert worden (38,37%). Viele Abbruchkanten wurden als Klasse **Acker** und **Stoppel** erkannt, ebene Flächen als **Straßen**.

Die **Straßen** wurden gut detektiert, jedoch verfügt dieses Ergebnis über Fehlpixel. Randbereiche der **Straßen** sind als **Acker** und **Stoppel** erkannt worden. Hierbei ist festzustellen, dass in der Realität durchaus Randbereiche nicht bewachsen sind und somit Pixel der Klasse **Acker** akzeptabel sind, da in der Klassifikation keine Unterscheidung zwischen **Acker** und brachliegenden Flächen erfolgt.

In nahezu allen anderen Klassen sind Fehlpixel aus den Klassen **Acker** und **Stoppel** erkennbar.

Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 4) :

Overall Classification Accuracy = 52,94 %

Overall Kappa Statistics = 0,4585

7.2 DMC

7.2.1 Analyse der Klassifikation (RGB)



Abb. 9 Klassifikation RGB, ungefiltert

Auffällig in der Klassifikation mit der Kanalkombination RGB der DMC ist eine nicht zufriedenstellende Klassifikation einiger Vegetationsklassen.

Insbesondere im Wald sind starke Klassenabweichungen feststellbar. Es sind Schattenbereiche erkennbar und diese bilden auch schemenhafte Baumkronen ab, nur sind die Bäume nicht homogen, sondern setzen sich aus den Klassen **Algen** und **Wasser** zusammen. Einzelne stehende Bäume sind nicht korrekt erkannt worden.

Markant sind die Schatten bei einzelnen stehenden Bäumen, welche zu einem Großteil als **Wasser** klassifiziert wurden.

Die Klasse **Stoppel** ist in den nordwestlichen Bereichen des Auswertecusters gut herausgestellt.

Im Südosten dominiert die Klasse **Acker**, die dort ebenfalls gut klassifiziert wurde.

In den zentralen Gebieten des Auswertecusters überschneiden sich die beiden Klassen stark.

Die Klasse **Mais** ist grundsätzlich zufriedenstellend klassifiziert, enthält aber diverse Fehlpixel. Im Trainingsgebiet wurden jedoch nur 32,22 % der Maispixel erkannt (siehe Kap. 8.2.1).

Durchaus vergleichbar verhält sich die Klasse **Zuckerrüben**. Bei dieser sind geringe Anteile der Klasse **Grünflächen** erkennbar (17%).

Grünflächen wurden gut und ohne eine größere Anzahl an Fehlpixeln klassifiziert.

Das Wasser weist laut Klassifizierung einen hohen Anteil an Algen auf (vgl. Tab. 12), was jedoch nicht dem realen Zustand (vgl. Tab. 2) entspricht.

Für die Klasse **Wein** ist es nicht gelungen eine brauchbare Klassifizierung zu erstellen. Da die Zwischenräume korrekt als **Grünflächen** eingestuft wurden, ist eine deutliche Rebenstruktur erkennbar.

In der Klasse **Urban** sind Gebäudestrukturen deutlich zu erkennen, gleichzeitig sind nur wenige Fehlpixel aus anderen Klassen erkennbar.

Die Abbruchkanten im **Steinbruch** wurden weitgehend korrekt klassifiziert, ebenso sind die Straßen korrekt detektiert worden. Durch die Schrägaufnahme der Szene sind diverse Häuserfassaden sichtbar, welche als **Steinbruch** klassifiziert.

Auffällig sind die als **Steinbruch** klassifizierten Fahrbahnmarkierungen, die besonders im Bereich der südlich führenden Landstraße herausstehen.

Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 5):

Overall Classification Accuracy = 59,22 %

Overall Kappa Statistics = 0,5282

7.2.2 Analyse der Klassifikation (RGBI + NDVI)

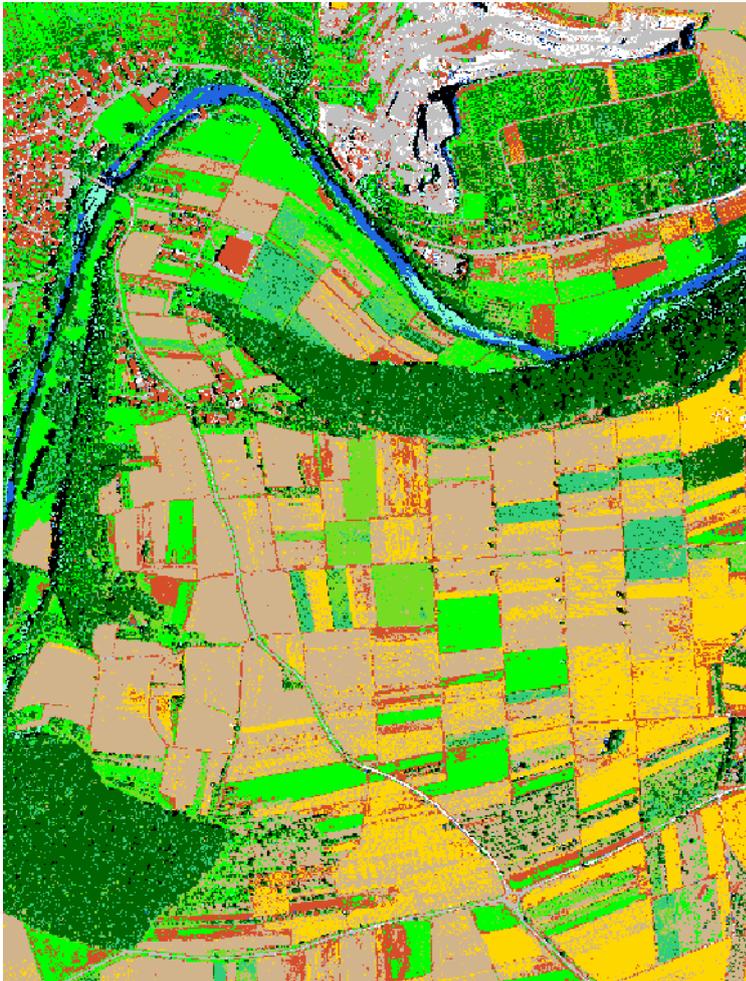


Abb. 10 Klassifikation RGBI + NDVI, ungefiltert

Durch die Erweiterung der Szene mit dem infraroten Kanal und dem NDVI offenbart die Klassifikation deutliche Verbesserungen. Insbesondere sind die Vegetationsklassen deutlich besser detektiert worden.

Waldbereiche und Einzelbäume enthalten nun weniger Fehlpixel der Klasse **Mais** und sind allgemein deutlicher zu erkennen (vgl. Tab. 13).

Im östlichen Randgebiet ist der Schatten gut klassifiziert worden, in Waldgebieten wurde er jedoch oft als **Mais** klassifiziert.

Die Qualität der Bilddaten scheint also innerhalb des Bildes zu variieren.

Es ist nicht deutlich ob dies kameraspezifisch ist oder dies mit Bewölkung zusammenhängt. In den Klassen **Acker** und **Stoppel** zeigt sich dies durch als **Stoppel** klassifizierte, unbewachsene Felder im Nordwesten, die gen Osten eher der Klasse **Acker** zugeordnet werden. Die Klassen **Mais**, **Zu-**

ckerrüben und **Grünflächen** sind gut klassifiziert worden und lassen sich gut differenzieren. Jedoch leiden auch diese unter der oben genannten Bildqualität. **Grünflächen** als Untergrund für Baumgruppen oder als Ränder eines Feldes werden als **Acker** erkannt.

Feldwege und auch andere Klassen im Südosten des Auswertebereichs werden als **Urban** erkannt.

Urbane Gebiete (92,42%) und **Straßen** (96,02%) werden gut klassifiziert (92,42%). Häuserfassaden sind als **Steinbruch** definiert worden. Straßenränder im Bereich der Überlandstraßen wurden fälschlicherweise als **Urban** klassifiziert.

Fälschlicherweise wurden auch ganze Feldbereiche als **Urban** erkannt.

Die Klasse **Wasser** wurde gut klassifiziert, ebenso die überlagernden Klassen **Algen** und **Schatten**.

Die Klassifikation der Klasse **Steinbruch** weist einige Fehler auf. Ebene Bereiche sind wie zuvor als **Straße** erkannt worden. Schatten im Steinbruch wurde, bis auf wenige Fehlpixel der Klasse **Wasser**, akzeptabel erkannt.

Die Struktur des Weinberges ist deutlich sichtbar, jedoch verhindert das Fehlen der Klasse **Wein** eine korrekte Klassifizierung.

Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 6):

Overall Classification Accuracy = 68.24%

Overall Kappa Statistics = 0.6264

7.3 JAS-150

7.3.1 Analyse der Klassifikation (RGB)



Abb. 11 Klassifikation RGB, ungefiltert

Die Verschiebung der einzelnen Kanäle in den nordwestlichen Randbereichen (siehe Kap. 6.2.6) führt zu einer schlechten Klassifizierung besonders in der Klasse **Urban**.

In den Klassen Acker und Stoppel sind starke Überläufe in einigen Feldern sichtbar.

Die Vegetationsklassen sind zwar richtig klassifiziert worden, enthalten aber eine sehr hohe Anzahl an Fehlpixeln.

Der Unterschied zwischen **Zuckerrüben** und **Grünflächen**, sowie zwischen **Wald** und **Mais** ist sehr gering. Der Wald wurde nicht zufriedenstellend, einzelne Bäume jedoch gut erkannt.

Des Weiteren liefert die Klassifizierung von Schattenflächen ein zufriedenstellendes Ergebnis.

Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 7):

Overall Classification Accuracy = 67.45%

Overall Kappa Statistics = 0.6196

7.3.2 Analyse der Klassifikation (RGBI + NDVI)



Abb. 12 Klassifikation RGBI + NDVI, ungefiltert

Wird zur Klassifikation zusätzlich der Infrarote Kanal und ein NDVI hinzugezogen, werden die Ergebnisse deutlich besser.

Die Diskrepanzen in Nordwesten sind unverändert groß und liegen wie bereits erwähnt an der Kanalverschiebung.

Die Überläufe der Pixel in den Klassen **Acker** und **Stoppel** sind ebenfalls unverändert. Die Trainingsgebiete weisen jedoch eine über 90%ige Korrektheit auf.

Deutliche Verbesserungen bewirken die zusätzlichen Kanäle in den Klassen **Wald, Mais** und **Zuckerrüben**. Im Bereich des Waldes ist die Anzahl der Fehlpixel deutlich dezimiert worden. Es können 84.93% der Pixel im Trainingsgebiet korrekt klassifiziert werden. Durch die gute Klassifikation der Schattenbereiche im Wald sind teilweise sogar Baumkronen schemenhaft dargestellt. **Grünflächen** wurden gut erkannt, weisen aber noch eine große Anzahl an falsch klassifizierten Pixeln der Klasse **Zuckerrüben** auf.

In vielen Randbereichen von Feldern, Wegen und Straßen sind deutliche Pixel der Klasse **Urban** erkennbar, da es sich hierbei um unbewachsenen, offenen Boden handelt.

Das Wasser wurde korrekt detektiert. Ein Großteil der Algen sind ebenfalls zufriedenstellend erkannt worden (vgl. Tab. 15).

Gebäude im inneren Bereich des Auswertecusters sind nicht zufriedenstellend klassifiziert, da die Dächer überwiegend als **Steinbruch** oder **Straße** erkannt wurden.

Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 8):

Overall Classification Accuracy = 72.55%

Overall Kappa Statistics = 0.6782

7.4 Ultracam-X

7.4.1 Analyse der Klassifikation (RGB)



Abb. 13 Klassifikation RGB, ungefiltert

Die Klassifikation der Ultracam mit der Kanalkombination RGB weist im Bereich Wald eine gute Klassifizierung auf. Baumkronen und Einzelbäume werden ohne Fehlpixel klassifiziert (vgl. Tab. 18).

Diskrepanzen gibt es im Bereich der Schattenwürfe innerhalb des Waldes, in den Randbereichen und bei Einzelbäumen. Hier sind deutliche Abweichungen in die Klasse **Wasser** erkennbar.

Die Klasse **Wasser** sowie der hohe Algenanteil wurden gut klassifiziert.

Grünflächen wurden ebenfalls exakt erkannt (80,80%) und haben nur wenige Fehlpixel.

In der Klasse **Zuckerrüben** ist ein starker Eintrag von **Grünflächen** erkennbar (34,82%).

Die Klasse **Mais** ist nicht zufriedenstellend klassifiziert, da es sich um eine heterogene Mischung von Pixeln der Klassen **Wald**, **Acker** und **Zucker-rüben** handelt.

Die Klasse **Wein** konnte bei diesem Kamerasystem zufriedenstellend klassifiziert werden. Gut zu erkennen sind die einzelnen Rebenreihen, sowie der als **Grünflächen** oder **Acker** klassifizierte Untergrund.

Die Klassen **Acker** und **Stoppel** weisen eine sehr große Überschneidung auf.

Im urbanen Bereich sind zwar die Umrisse der Gebäude deutlich zu erkennen, jedoch sind die Dächer nicht eindeutig als **Urban** klassifiziert.

Straßen wurden zufriedenstellend klassifiziert, während die Straßenrandbereiche und Markierungen als **Steinbruch** klassifiziert wurden. Hervorzuheben sind hier insbesondere die Fahrbahnmarkierungen auf der nach Süden führenden Landstraße.

Der **Steinbruch** wurde an den Abbruchkanten korrekt klassifiziert, wobei jedoch ebene Gebiete im Steinbruch als Straße erkannt wurden.

Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 9):

Overall Classification Accuracy = 66.67%

Overall Kappa Statistics = 0.5872

7.5 DigiCAM

7.5.1 Analyse der Klassifikation (RGB)



Abb. 14 Klassifikation RGB, ungefiltert

Die Klassifikation der DigiCAM mit der Kanalkombination RGB weist einige Unzulänglichkeiten im Bereich der Vegetationsklassen auf (vgl. Tab. 11). Dies liegt zum einen an den Übergängen der zuvor aneinandergfügten Bilder und die daraus resultierenden leichten Farbunterschiede (vgl. 6.2.8).

Die Klasse **Wald** (65,35%) verfügt über diverse Fehlpixel. Zwar ist die Struktur der Baumkronen gut erkennbar, jedoch sind in Schattenbereichen und bei einigen Baumkronen ein hoher Anteil der Klasse **Mais** festzustel-

len (19,41%). Nur wenige Schattenbereiche innerhalb des Waldes sind erkannt worden. Ebenso sind minimale Fehlpixel der Klasse **Wein** zu finden. Die Klasse **Mais** ist an den richtigen Stellen klassifiziert worden, verfügt jedoch über Fehlpixel der Klasse **Wald**.

Die Klassen **Grünflächen** und **Zuckerrüben** vermischen sich stark.

Die Weinreben und der Untergrund sind korrekt der jeweiligen Klassen zugeordnet worden.

Das **Wasser** wurde gut klassifiziert, wobei in den flachen Uferbereichen eine Fehlklassifizierung der Klasse **Stoppel** festzustellen ist. Die Klassifikation der **Algen** schwankt in ihrer Güte stark zwischen den vier Bildbestandteilen (vgl. 6.2.8).

Im urbanen Bereich zeigt die Kamera deutliche Stärken. Häuserdächer sind richtig klassifiziert worden, Gebäudefassaden wurden der Klasse **Steinbruch** zugeordnet.

Straßen innerhalb des urbanen Gebiets wurden gut erfasst, werden jedoch außerhalb häufig der Klasse **Steinbruch** zugeordnet.

Der Steinbruch weist eine gute Klassifizierung auf. Abbruchkanten wurden korrekt klassifiziert, ebene Flächen als **Straße** eingestuft.

Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 10):

Overall Classification Accuracy = 72.55%

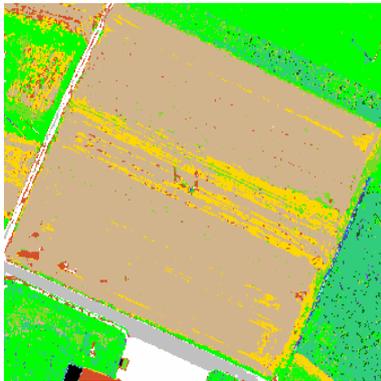
Overall Kappa Statistics = 0.6758

8. Vergleich der Kamerasysteme

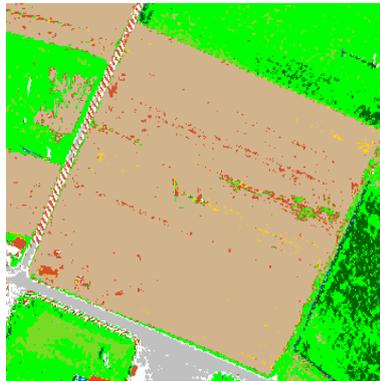
8.1 Klassenintern

8.1.1 Acker und Stoppel

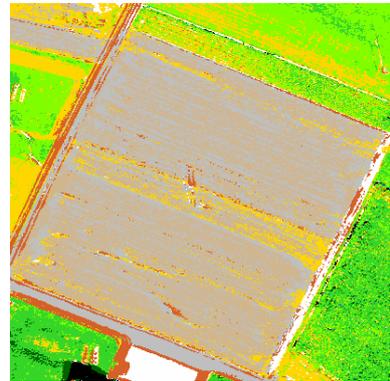
RGB



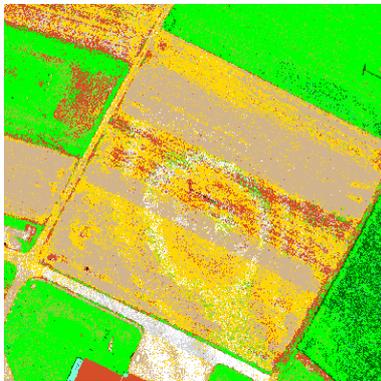
DigiCAM



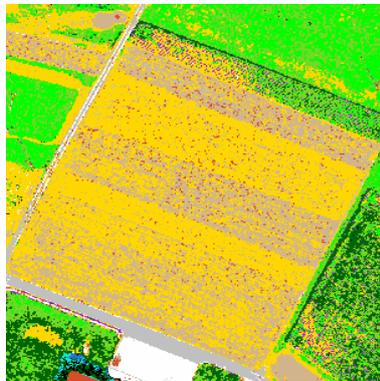
JAS-150



DMC



RMK



Ultracam

Die Unterscheidung zwischen Acker und Stoppel ist bei allen Kameras schwer zu beurteilen, da nicht nachvollziehbar ist, wie weit die Ernte zum Befliegungszeitpunkt vorangeschritten war und der Anteil der Stoppelfelder somit nicht exakt definierbar ist.

Es wurden einige Ackergebiete als Stoppel klassifiziert und einige Stoppelfelder als Acker.

Die DigiCAM klassifiziert die Ackergebiete weitestgehend zufriedenstellend.

Es treten nur vereinzelt Fehlpixel zu anderen Klassen auf. Der Stoppelan- teil überwiegt allerdings deutlich der Klasse Acker, so werden 25,33% der Ackerflächen als Stoppel klassifiziert (vgl. Tab. 11).

Bei der DMC ist die Klassifizierung der Klassen Acker und Stoppel zufrieden- stellend. So wird der Acker zu 96,83% richtig eingeordnet und zu 3,02% als Stoppel klassifiziert, sodass zu andern Klassen nur wenige (<0,2%) Fehlpixel auftreten. Ebenso werden die 96,47% der Stoppel auch als Stoppel erkannt und 3,49% als Acker, sodass es dort auch nur eine sehr geringe Anzahl an Fehlpixel zu andern Klassen gibt (vgl. Tab. 12).

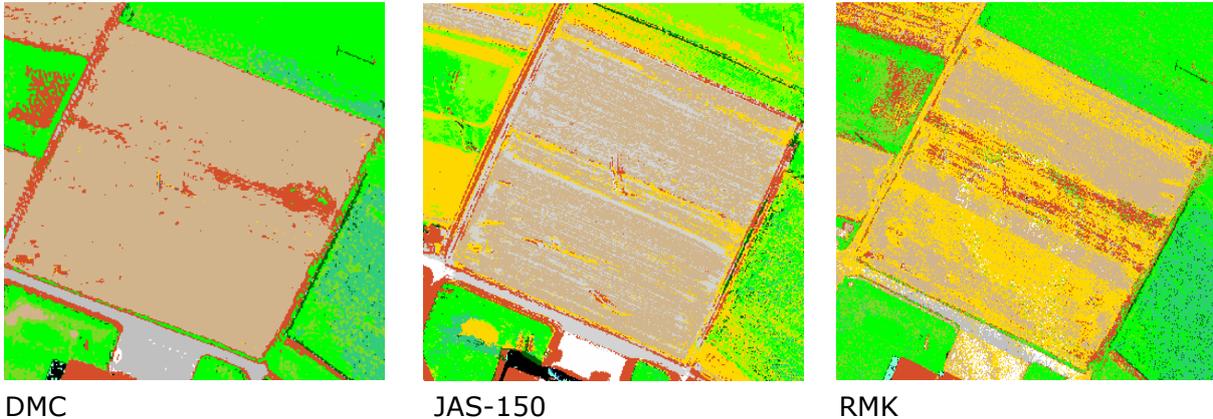
Bei der JAS-150 treten besonders nördlich des Steinbruchs ein paar Ein- träge in die Klassen Urban und Straßen auf. Im restlichen Gebiet fallen Fehlpixel in die Klasse Zuckerrüben (4,68%) und Grünflächen (4,16%) auf, sodass die Klassifizierung nicht zufriedenstellend ist (vgl. Tab. 14).

Bei der RMK liegen in fast allen Ackergebieten verstreute Fehlpixel aus den Klassen Straßen, Urban und Steinbruch. Diese bilden in der Summe einen Wert von ca. 4,8%. Die Klasse Stoppel wurde ebenso zufriedenstel- lend klassifiziert, da es nur 0,53% Einträge in andere Klassen als Stoppel und Acker gibt (vgl. Tab. 16).

Bei der Ultracam (vgl. Tab. 9) treten deutliche Fehlpixel in der Klasse Zu- ckerrübe (5,28%) auf. Außerdem wurden 4,91% der Klasse Stoppel als Urban klassifiziert. Das Verhältnis zwischen Stoppel und Ackerflächen ist hier aber zufriedenstellend dargestellt (vgl. Tab. 18).

Fazit: In der Kanalkombination RGB liefert die DMC die besten Ergebnisse der Klassen Acker und Stoppel, was auch der Accuracy Report bestätigt (vgl. Tab. 5). Diese Kamera weist am wenigsten Fehlpixel in anderen Klassen auf.

RGBI + NDVI



99,42% des Ackers wurde durch die DMC auch als Klasse Acker (95,29%) oder Stoppel (4,13%) erkannt. Es liegen somit nur wenige Fehlpixel zur Klasse Urban (0,56%) vor. Bei der Klasse Stoppel gibt es nur sehr geringe Einträge in andere Klassen (0,09%). Insgesamt ist die Klassifizierung der Klasse Acker und Stoppel als äußerst zufriedenstellend anzusehen (vgl. Tab. 13).

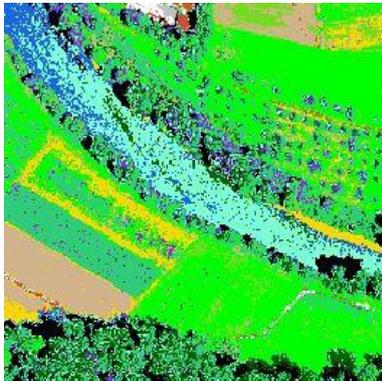
Bei der JAS-150 wurden einige Pixel des Ackertrainingsgebietes fehlerhaft gesetzt und als Grünflächen (2,84%), Wein dunkel (2,28%) und Straßen (0,55%) detektiert. Bei der Klasse Stoppel gibt es geringere Einträge in andere Klassen (Straßen 0,3%, Steinbruch 0,92%). Besonders im nördlichen Bereich wurde die Klasse Acker nicht zufriedenstellend klassifiziert (vgl. Tab. 15).

Bei der RMK gibt es in allen Acker- und Stoppelflächen verstreute Fehlpixel der Klassen Straßen und Urban, insbesondere im südlichen Bereich. Das Verhältnis zwischen Acker und Stoppel ist hier allerdings nicht zufriedenstellend, da zu viele Ackerflächen als Stoppel und zu viele Stoppelflächen als Acker detektiert wurden (vgl. Tab. 17).

Fazit: Die DMC liefert auch hier das beste Ergebnis, da sie am wenigsten Fehlpixel zu anderen Klassen (<0.6%) aufweist. Das Verhältnis zwischen Acker und Stoppelflächen wirkt optisch aber nicht gänzlich korrekt.

8.1.2 Algen

RGB



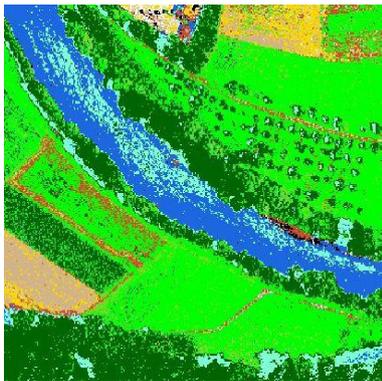
DigiCAM



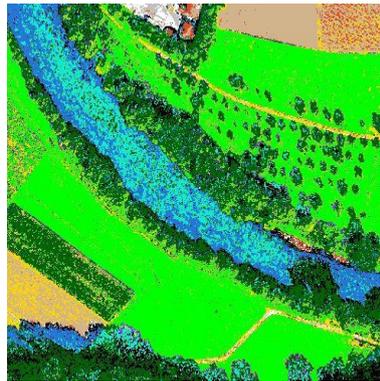
DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Die DigiCAM erkennt Algen relativ gut (vgl. Tab. 10). Vereinzelt sind kleinere Flächen als Wald erkannt worden. 29% der Trainingsgebiete (vgl. Tab. 11) wurden der Klasse Wasser zugeordnet.

Das Ergebnis der DMC ist tendenziell weniger gut. In den Bereichen von Algenbewuchs werden vereinzelt Bereiche als Wald erkannt (17%).

Das Ergebnis der JAS-150 ist ungenügend. Große Algenanteile sind als Wald, vereinzelt auch als Urban oder Schatten erkannt worden. Dies könnte auch mit dem relativ hohen Wasserstand zusammenhängen (vgl. Tab. 2). Die Kontingenztmatrix (vgl. Tab. 14) zeigt hier überraschend gute Werte, die vom Ergebnis aber nicht bestätigt werden. Auch der Accuracy Report zeigt ebenfalls gute Werte auf (vgl. Tab. 7).

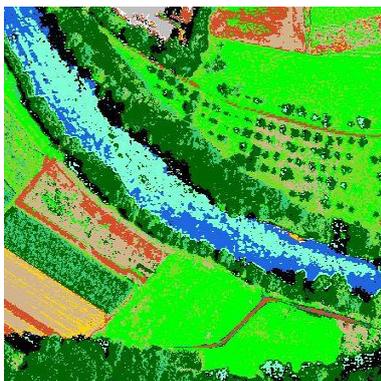
Die RMK erzeugt auf den ersten Blick ein relativ gutes Ergebnis. Bei den Algenflächen sind wenige Fehlpixel zu erkennen, wobei auch Wald und Urban erkannt wurden. Dennoch sind 78% der Trainingsgebiete (vgl. Tab. 16) als Algen erkannt worden.

Die Ultracam ist in ihrem Ergebnis optisch in etwa gleichwertig mit der DMC, wobei es hier etwas weniger Fehlpixel der Klasse Wald gibt. Diese sind aber über die gesamten Algenflächen verstreut.

Die Kontingenztmatrix zeigt hier, dass 40% der Fläche als Wasser erkannt wurden (vgl. Tab. 18).

Fazit: Das optisch beste Ergebnis liefert die Digicam. Auch das Ergebnis der RMK ist recht gut, was durch einen statistischen Wert von über 78% (vgl. Tab. 16) belegt wird. Da der Wasserstand (vgl. Tab. 2) bei fast allen Kameras (Ausnahme JAS-150) in etwa gleich war, ist ein objektiver Vergleich möglich.

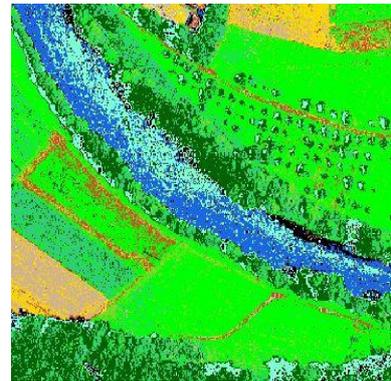
RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

Das Ergebnis der DMC wird deutlich verbessert. Es werden nur noch vereinzelt Pixel als Wald erkannt. Der Accuracy Report zeigt, dass sich die Korrektheit von 55% auf 79% (vgl. Tab. 12 und 13) verbessert.

Auch die JAS-150 profitiert vom NDVI. Das Ergebnis ist aber dennoch deutlich schlechter als das der DMC. Es gibt immer noch große Bereiche

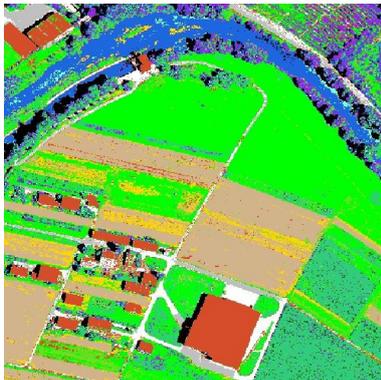
von Fehlpixel der Klassen Wald sowie Schatten. Statistisch hat sich das Ergebnis verschlechtert (vgl. Tab. 14 und 15).

Das Ergebnis der RMK ist kaum verbessert, dies wird auch durch die Tabellen 16 und 17 bestätigt.

Fazit: Die RMK und die DMC bieten mit dem NDVI das beste Ergebnis, da nur noch wenige Fehlpixel vorhanden sind.

8.1.3 Grünflächen

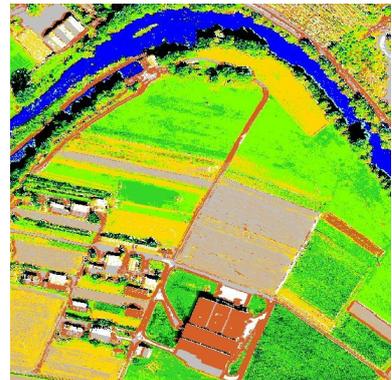
RGB



DigiCAM



DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Grünflächen werden durch die DigiCAM sehr gut und flächendeckend erkannt (vgl. Tab. 10). Es existieren jedoch auch Fehlpixel inmitten einiger Grünflächen, welche der Klasse Mais oder Zuckerrüben zugeordnet werden. Die spektralen Werte der drei Klassen sind sehr ähnlich (vgl. Tab.

19), sodass leichte Oberflächenveränderungen der Grünflächen, z.B. durch Wasser oder starke Trockenheit, für Fehlpixel sorgen.

Bei der DMC liegt das gleiche Problem vor, wobei Gebiete, welche mit der DigiCAM als Mais erkannt wurden, hier der Klasse Wald angehören (vgl. Tab. 5). Außerdem existieren vereinzelt Fehlpixel der Klasse Steinbruch.

Die JAS-150 liefert keine gute Klassifizierung von Grünflächen. Ihr Nachteil ist die starke Vermischung mit Fehlpixeln der Klasse Zuckerrüben und Acker.

Auch bei der RMK treten Fehler innerhalb der Grünflächen auf, wobei diese eher weit verstreute einzelne Pixel betreffen. Diese gehören ebenfalls der Klasse Zuckerrüben an. Außerdem ist sehr auffällig, dass viele vereinzelt Pixel der Klasse Urban innerhalb der Grünflächen enthalten sind.

Die Klassifikation von Grünflächen der Ultracam ist nicht zufriedenstellend, da im gesamten Gebiet Fehlpixel der Klassen Acker, Zuckerrüben und Wald verteilt sind. Es existieren keine homogenen Gebiete.

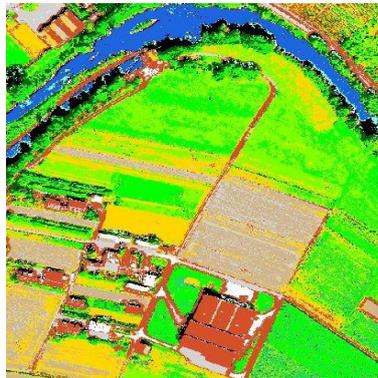
Fazit: Für die Erkennbarkeit von Grünflächen ist die DigiCAM am besten geeignet. Sie weist die geringste Anzahl an Fehlpixeln auf und sorgt für klare Abgrenzung der Flächen.

Besonders deutlich wird dies bei Betrachtung der Trefferwahrscheinlichkeiten in den Trainingsgebieten (vgl. Tab. 11 - 18). Hier wird ein besonders hoher Wert von 90,16% erreicht.

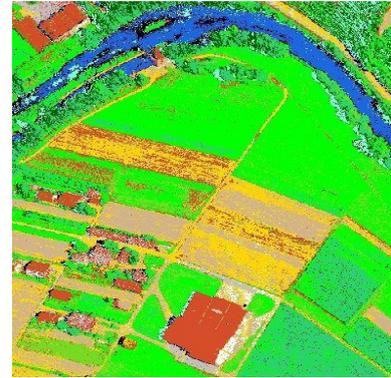
RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

Die DMC bietet ein sehr gutes Ergebnis, da die Homogenität der Grünflächen gestiegen ist. Es existieren nur vereinzelte Fehlpixel der Klassen Mais und Zuckerrüben.

Bei der JAS-150 sind kaum Verbesserungen mit Hilfe des NDVI erkennbar. Der Wert der Kontingenzmatrix verringert sich sogar von 69,36% auf 56,35% (vgl. Tab. 14 und 15).

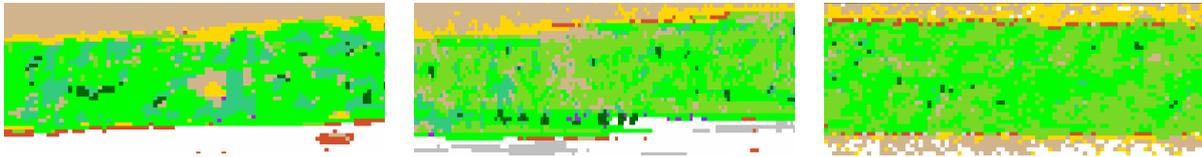
Die RMK weist kaum sichtbare Veränderungen auf. Erkennbar wird dies bei Betrachtung der Trefferquote von 53,88% im Vergleich zu 55,92% (vgl. Tab. 16 und 17). Auffällig ist jedoch die Umwandlung der vorher vorhandenen Wald-Pixel in Mais-Pixel.

Fazit: Die DMC ist sehr gut für die Klassifikation von Grünflächen geeignet. Die Flächen sind homogen und es sind kaum Fehlpixel erkennbar.

Bestätigt wird dies durch die Trefferwahrscheinlichkeit von 94,96% (vgl. Tab. 13).

8.1.4 Kartoffeln

RGB



DigiCAM

DMC

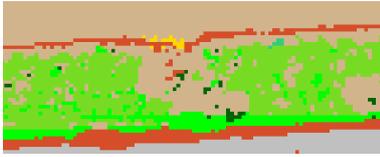
RMK

Die Klasse Kartoffel ist auf Grund der Flugdaten nur bei drei Kamerasystemen vorhanden.

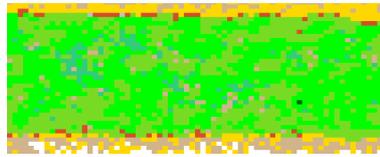
Keine Kamera kann die Kartoffeln gut klassifizieren. Diese Klasse scheint keine spektralen Auffälligkeiten aufzuweisen, um sie ausreichend von anderen Klassen unterscheiden zu können (vgl. Tab. 19). Die Klassen Grünflächen, Mais und Zuckerrüben überwiegen stark, obwohl das zur Klassifikation herangezogene Trainingsgebiet im hier untersuchten Feldabschnitt liegt (vgl. Tab. 11). Die Klasse Kartoffel konnte nur zu 9,28% erkannt werden.

Die DMC kann noch die meisten Pixel der Klasse Kartoffel feststellen. Teilweise sind sogar zusammenhängende Cluster detektiert worden (8,87%). Die RMK kann mit 1,92% nur wenige Einzelpixel abbilden (vgl. Tab.16). Bei der DigiCAM ist keine klare Klassifikation zu erkennen, da zu viele Fehlpixel der Klasse Mais vorhanden sind.

Fazit: Keine Kamera kann die Klasse Kartoffel richtig detektieren.

RGBI + NDVI

DMC

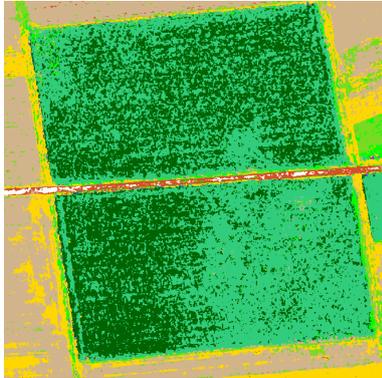


RMK

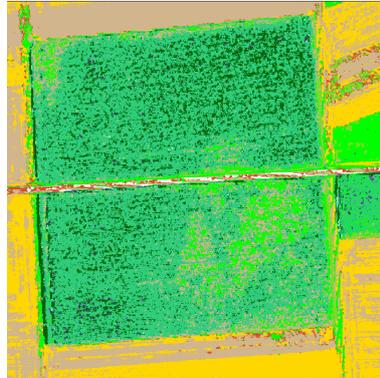
Fazit: Die RMK ist für Kartoffeln ungeeignet. Die DMC kann zumindest einige Cluster detektieren, was aber lange nicht ausreichend ist, um eine korrekte Klassifikation zu erzielen. Es werden 27,48% der Pixel im Trainingsgebiet als Kartoffeln klassifiziert.

8.1.5 Mais

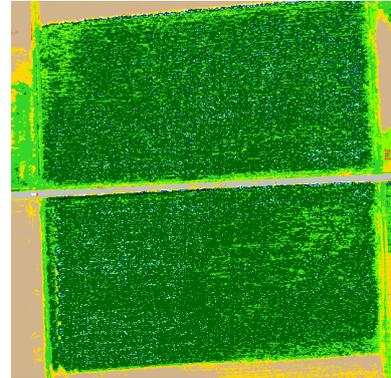
RGB



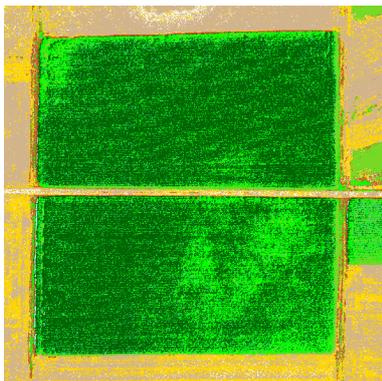
DigiCAM



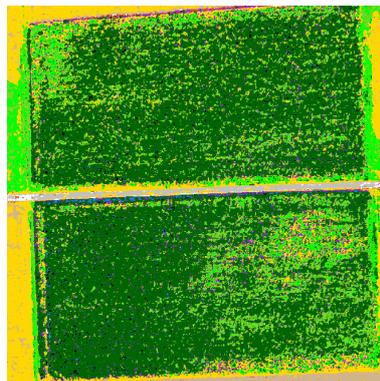
DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

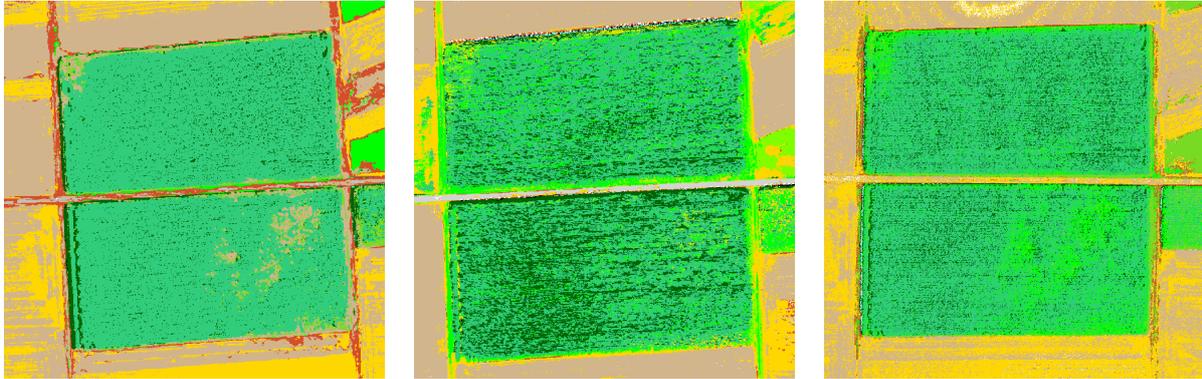
Die Klasse Mais wurde nur von zwei Kameras annähernd korrekt detektiert. Die Kamerasysteme JAS-150, RMK und Ultracam haben in den Feldern dieser Klasse kein Pixel als Mais erkannt. Es handelt sich zumeist um Pixel der Klassen Wald und Grünflächen. Die Ergebnisse dieser drei Kameras sind somit ungenügend.

Die DigiCAM erkannte den Mais nur in Teilen (vgl. Tab. 10). Es sind starke Fehlpixeleinträge aus der Klasse Wald zu erkennen. Die Klassen Wald und Mais scheinen spektral sehr eng zusammen zu liegen (vgl. Tab. 19). Es wurden im Trainingsgebiet 69,41% der Pixel richtig klassifiziert.

Das Ergebnis der DMC ist im Vergleich das Beste, aber dennoch nicht zufriedenstellend. Es sind Fehlpixel der Klassen Wald und Grünflächen, sowie Ackerpixel zu erkennen (vgl. Tab. 5).

Fazit: Keine Kamera kann eine gute Klassifizierung vorweisen. Die DMC liefert das beste Ergebnis.

RGBI + NDVI



DMC

JAS-150

RMK

Die JAS-150 weist deutliche Fehlpixel der Klasse Wald auf (vgl. Tab.8). Dies deutet darauf hin, dass auch mit infrarotem Kanal und NDVI die spektrale Unterscheidung kaum größer wird. Es können 51,39% der Klasse im Trainingsgebiet richtig zuweisen (vgl. Tab. 15).

Die RMK konnte sich im Vergleich zur RGI Klassifikation deutlich verbessern. Dennoch sind Fehlpixel der Klassen Wald und Grünflächen detektiert worden.

Die DMC liefert das optisch überzeugendste Ergebnis, nur wenige Fehlpixel sind vorhanden (vgl. Tab. 6). Es können 78,56% der Pixel im Trainingsgebiet richtig klassifiziert werden, minimale Fehlpixeleinträge der Klasse Wald und Zuckerrüben lassen sich erkennen (vgl. Tab.13).

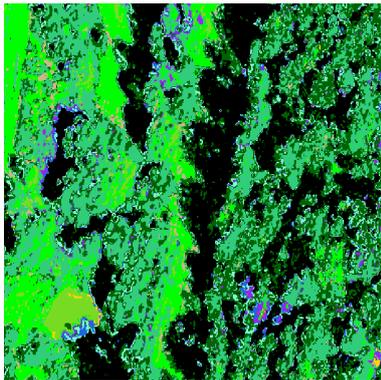
Fazit: Die DMC liefert das beste Ergebnis für die Klasse Mais mit einer geringen Anzahl an Fehlpixeln (vgl. Tab. 13).

8.1.6 Schatten

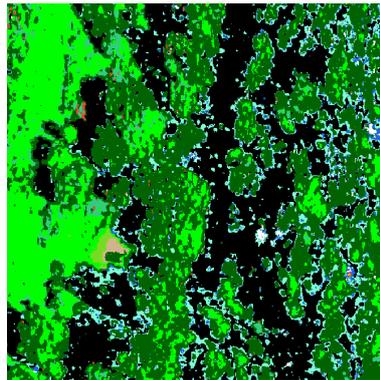
In der Klasse Schatten ist es notwendig zwischen den verschiedenen Untergründen zu differenzieren. Die Entscheidung fiel hier auf drei markante Varianten (Schatten über Vegetation, über Wasser und über urbanen Gebiet bzw. Straßen). Die Trainingsgebiete des Schattens decken alle drei genannten Fälle ab. Die Kontingenztmatrizen sind somit nur bedingt aussagekräftig, da sie alle Fälle vereinen.

Schatten über Vegetation

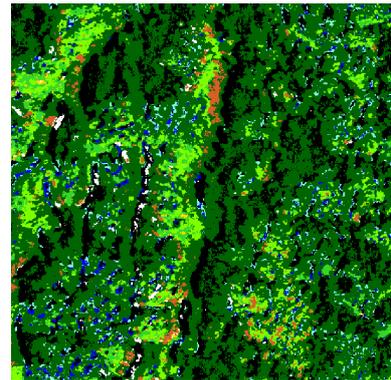
RGB



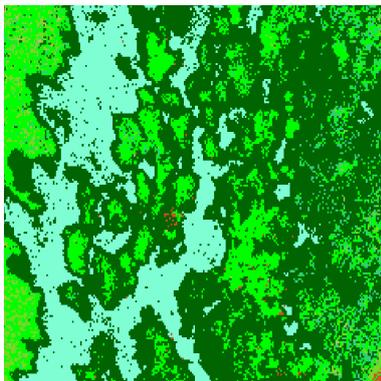
DigiCAM



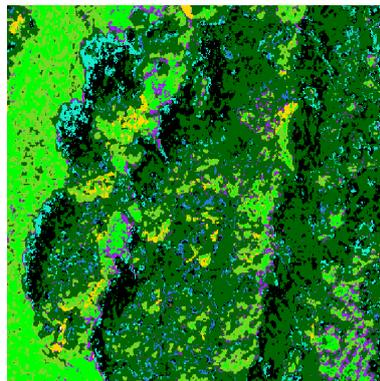
DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Der Schatten über Grünflächen ist nur bei wenigen Kameras gut detektiert worden. Die DigiCAM (85%) und die DMC (78%) liefern ein durchaus brauchbares Ergebnis. Die Schattenbereiche wurden gut klassifiziert; an

den Rändern weisen diese jedoch falsch klassifizierte Pixel der Klasse Algen auf.

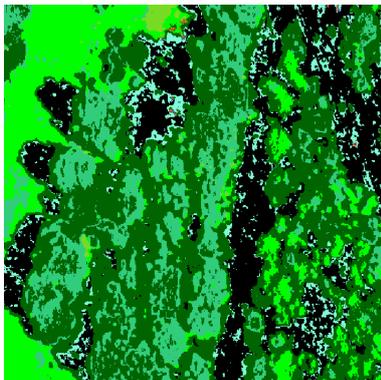
Die JAS-150 hat nur geringe Schattenbereiche detektiert. Die Bereiche der klassifizierten Schatten sind zu schmal um von einer deutlichen Klassifikation sprechen zu können.

Die RMK kann keine Schattenbereiche klassifizieren. Einige Bereiche umreißen zwar die eigentlichen Schattenflächen, werden jedoch der Klasse Algen zugeordnet.

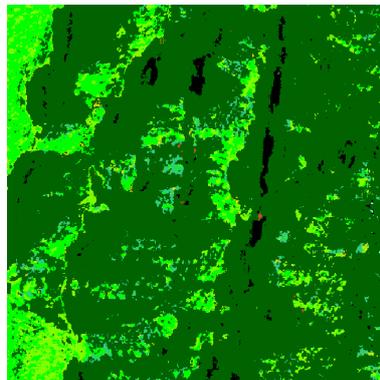
Die Ultracam erkennt ebenfalls nur die Schattenstrukturen, kann aber keine eindeutige Klasse erfassen. Es sind zwar einige Schattenanteile erkennbar, jedoch auch starke Fehlpixeleinträge aus den Klassen Grünflächen und Algen.

Fazit: Sowohl die DMC als auch die DigiCAM können die Schattenbereiche detektieren. Ein wirklich gutes Ergebnis liefert aber nur die DigiCAM.

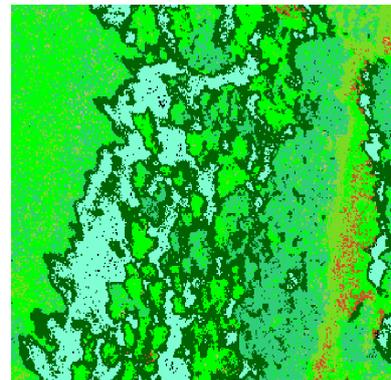
RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

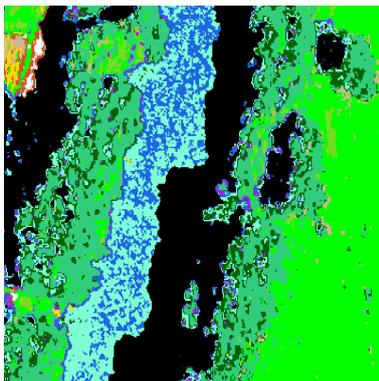
Nur die DMC kann die Schattenbereiche herausstellen (vgl. Tab. 13). Diese sind generell gut klassifiziert, verfügen jedoch über diverse Fehlpixel der Klasse Algen.

Die JAS-150 und die RMK können keine Schatten detektieren. Die RMK erkennt die Struktur, jedoch können die erfassten Pixel nicht der Klasse Schatten zugeordnet werden.

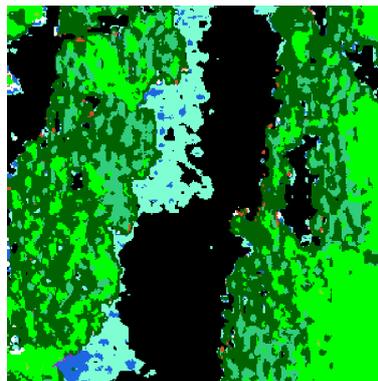
Fazit: Ein zufriedenstellendes Ergebnis kann keine Kamera gewährleisten. Die DMC stellt noch die beste Klassifikation bereit und erkennt 88,35% der Pixel im Trainingsgebiet als Schatten.

Schatten über Wasser

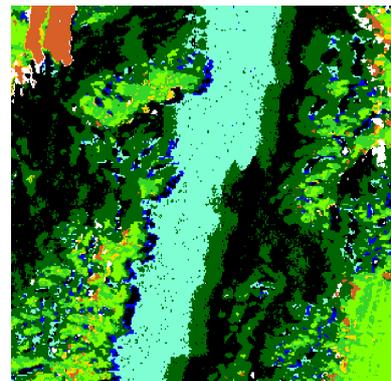
RGB



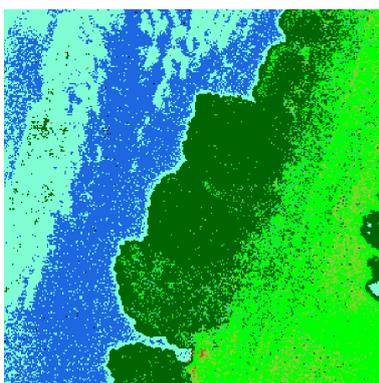
DigiCAM



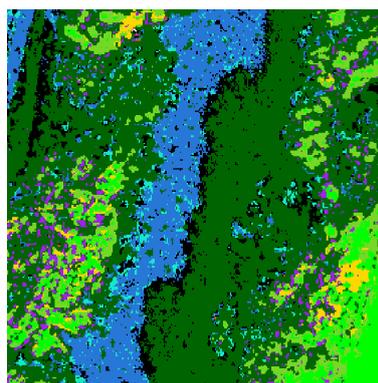
DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

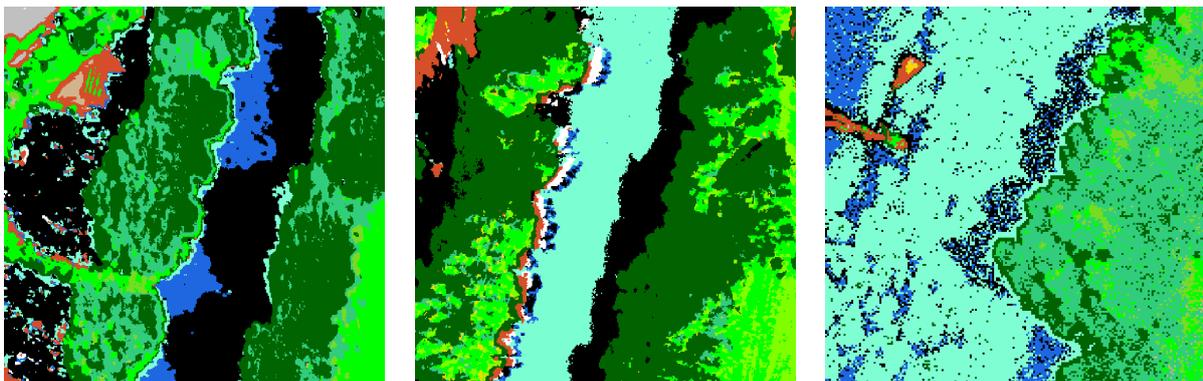
Im Bereich des Schattens über Gewässerflächen können die Kameras RMK und Ultracam keine brauchbaren Ergebnisse erzielen. Beide detektieren zwar die Struktur des Schattens, können diesen aber nicht als solchen klassifizieren.

Die JAS-150 klassifiziert hingegen Teile des Schattens korrekt, die Randbereiche werden jedoch häufig als Wald erkannt. Dies liegt vermutlich an der Verschiebung der Einzelnen Layer (siehe Kap 6.2.6).

Die DigiCAM und die DMC können beide ein zufriedenstellendes Ergebnis erzielen. Beide detektieren die Schattenbereiche korrekt und ordnen diese auch der Klasse Schatten zu. Es sind keine Fehlpixel feststellbar.

Fazit: Sowohl die DigiCAM als auch die DMC können eine gute Klassifizierung des Schattens über Gewässern bereitstellen.

RGBI + NDVI



DMC

JAS-150

RMK

Die RMK kann keine nennenswerten Verbesserungen erzielen. Schattenbereiche werden kaum erkannt und in Teilen sogar der Klasse Wasser zugeordnet.

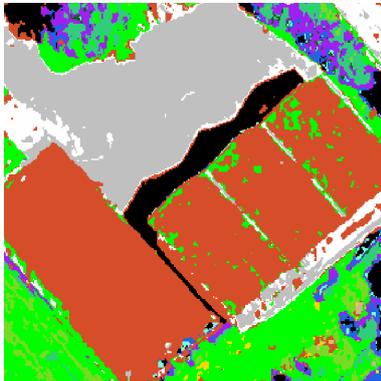
Die JAS-150 kann die Ränder besser klassifizieren und sie der Klasse Schatten korrekt zuordnen. Es sind keine Fehlpixel detektiert worden.

Die DMC kann das Ergebnis leicht verbessern. Es ist nun annähernd eine perfekte Klassifikation des Schattens erzielt worden.

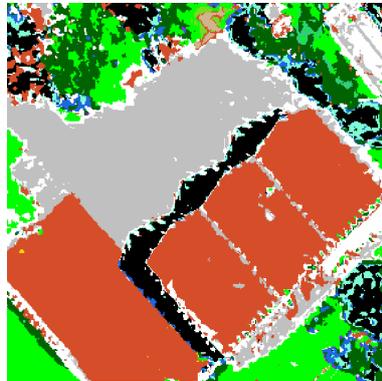
Fazit: Die DMC hat eine annähernd einwandfreie Klassifikation erzielt (88,35%) und ist somit gut für diesen Zweck geeignet.

Schatten über Urban/Straße

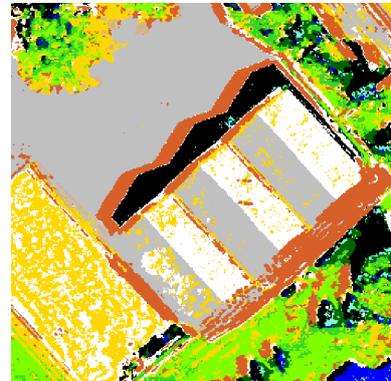
RGB



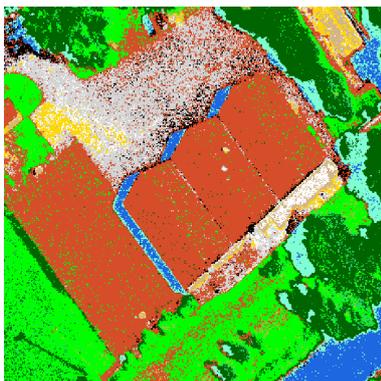
DigiCAM



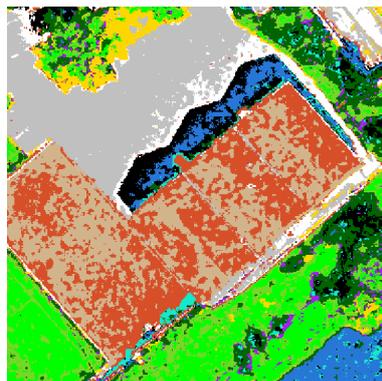
DMC



JAS-150



RMK



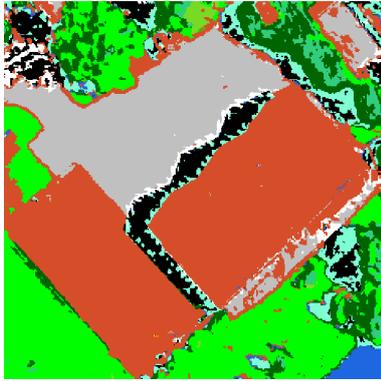
Ultracam

Ultracam und RMK können keine zufriedenstellende Klassifikation erzielen. Die Ultracam kann zwar einige Schattenpixel im Randbereich erkennen, klassifiziert aber ähnlich der RMK den Großteil als Wasser (23,39%).

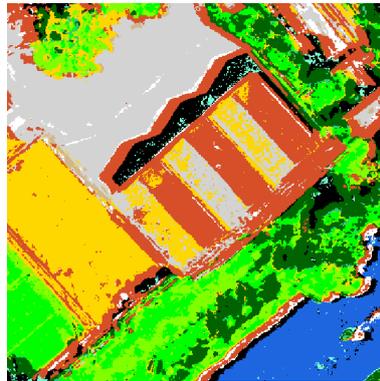
Die JAS-150 kann den Schatten gut detektieren, nur leider sind durch die Layerverschiebungen falsch klassifizierte Ränder entstanden (vgl. 6.2.6).

DigiCAM und DMC können wieder ein gutes Ergebnis bereitstellen. Die Randbereiche sind jedoch bei beiden Kameras nicht fehlerfrei klassifiziert worden und enthalten leichte Fehlpixel der Klasse Steinbruch.

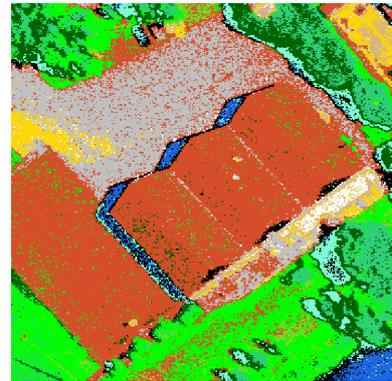
Fazit: DigiCAM und DMC können beide ein gutes Ergebnis erzielen, jedoch ist keines der beiden Systeme frei von Fehlpixeln.

RGBI + NDVI

DMC



JAS-150



RMK

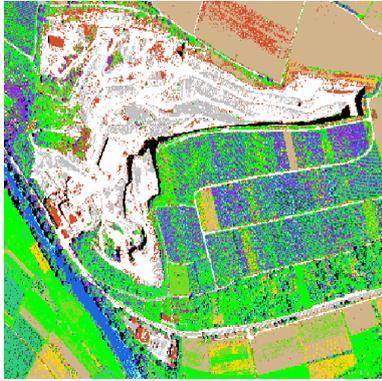
Die RMK kann keine Verbesserung erzielen und klassifiziert weiterhin die Schattenbereiche als Wasser.

Bei der DMC und der JAS-150 werden die Ergebnisse minimal schlechter. Es häufen sich Cluster von Fehlpixeln der Klasse Algen bei der JAS-150, sowie schlecht erfasste Ränder bei der DMC.

Fazit: Die DMC kann zwar die beste Klassifikation bereitstellen, jedoch ist die Klassifikation in der Kanalkombination RGB deutlich besser.

8.1.7 Steinbruch

RGB



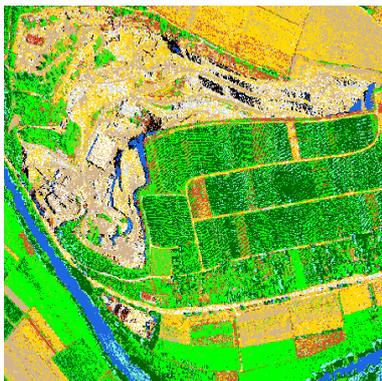
DigiCAM



DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Die Klasse Steinbruch bereitet allen Kamerasysteme Schwierigkeiten. Bei allen Kameras ist zu erkennen, dass große Teile des Steinbruchs als Straßen klassifiziert werden.

Die DigiCAM (vgl. Tab. 10) bietet mit der Kanalkombination RGB die beste Klassifizierung, da große Flächen und nicht nur Fahrstraßen als Steinbruch klassifiziert werden. 45% der Trainingsgebiete werden hier richtig klassifiziert (vgl. Tab. 11).

Die DMC (vgl. Tab. 5) schafft es nur auf den Fahrstraßen und an wenigen anderen Stellen, den Steinbruch sauber zu klassifizieren. Einige Abbruchkanten werden korrekt klassifiziert (vgl. Tab. 12). Jedoch sind auch Pixel den Klassen Algen und Wasser zugeordnet.

Bei der JAS-150 (vgl. Tab. 7) ist eine mittelmäßige Klassifizierung zu erkennen. Fahrbahnen und einige Gebiete an den Abbruchkanten werden als Steinbruch klassifiziert. Die zu 34,20 % korrekt klassifizierten Trainingsgebiete bestätigen die Mittelmäßigkeit (vgl. Tab. 14). Große Bereiche sind jedoch als Urban, Straßen, Schatten und Wasser falsch zugeordnet.

Das schlechteste Ergebnis bietet die RMK (vgl. Tab. 3). Nur sehr vereinzelt werden hier Pixel der Klasse Steinbruch zugeordnet, was durch eine visuelle Interpretation bestätigt wird, auch wenn im Accuracy Report die Kamera besser dargestellt wird. Da nur 5,24 % der Trainingsgebiete korrekt detektiert wurden, wird die visuelle Interpretation bestätigt (vgl. Tab. 16). Die Ultracam (vgl. Tab. 9) bietet ein durchschnittliches Ergebnis, da hier die Fahrbahnen und Bereiche der Abbruchkanten richtig klassifiziert werden (vgl. Tab. 18). Eine größere Fläche wird als Schatten und Wasser klassifiziert.

Fazit: Die DigiCam kann für die Kanalkombination RGB im Bereich Steinbruch die beste Klassifikation liefern.

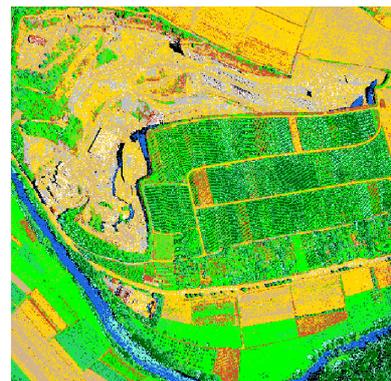
RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

Die DMC (vgl. Tab. 6) kann die Klassifizierung nicht wesentlich verbessern (vgl. Tab. 13).

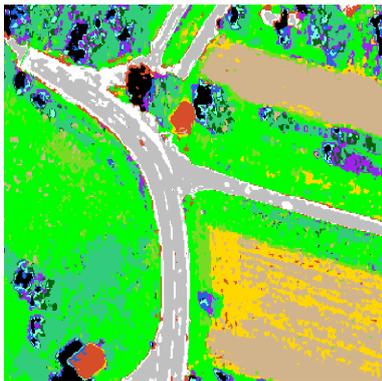
Die JAS-150 (vgl. Tab. 8) kann ihre Klassifizierung deutlich verbessern und einige Pixel nun der Klasse Steinbruch zuordnen (vgl. Tabelle 15).

Bei der RMK (vgl. Tab. 4) werden nur noch sehr vereinzelt Pixel richtig klassifiziert. Nur 10,74 % der Pixel in den Trainingsgebieten werden richtig detektiert (vgl. Tab. 17). Dadurch ist diese Kamera für Klassifikationen im Bereich Steinbruch am wenigsten geeignet.

Fazit: Die JAS-150 liefert das beste Ergebnis einer Klassifikation für die Klasse Steinbruch.

8.1.8 Straßen

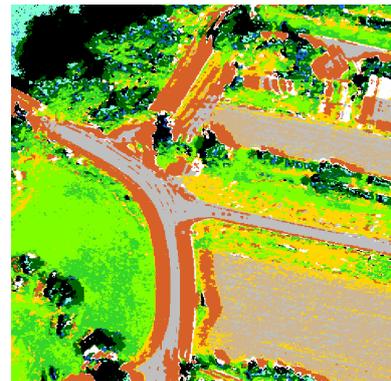
RGB



DigiCAM



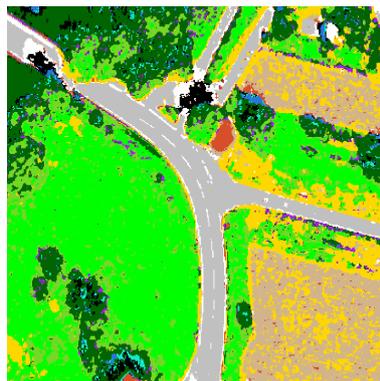
DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Die DigiCAM (vgl. Tab. 10) erreicht im Bereich der Straßen eine durchschnittliche Klassifizierung. Die größten Bereiche werden hier richtig detektiert (89,67%), jedoch kommt es im Bereich der Straßenränder und

der Markierungen zu Fehlklassifikationen als Steinbruch (9,47 %) (vgl. Tab. 11).

Bei der DMC (vgl. Tab. 5) wird die Straßenfläche wesentlich homogener klassifiziert (96,68 %) (vgl. Tab. 12). Lediglich die Fahrbahnmarkierungen sind nicht erkennbar.

Die JAS-150 (vgl. Tab. 7) liefert eine deutlich schlechtere Klassifikation. Große Bereiche der Fahrbahn werden als Urban detektiert (vgl. Tab. 14).

Die RMK (vgl. Tab. 3) liefert eine schlechte Klassifikation. Es sind viele Fehlpixel der Klassen Acker und Steinbruch vorhanden (vgl. Tab. 16).

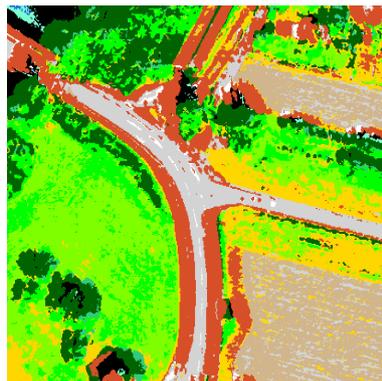
Die Ultracam (vgl. Tab. 9) bietet ein gutes Klassifizierungsergebnis (95,29 %) (vgl. Tab. 18). Die Fahrbahn wird hier sehr homogen klassifiziert. Selbst die Bereiche der Straßenränder werden richtig zugeordnet. Besonders hervorzuheben sind die Fahrbahnmarkierungen, die trotz ihrer geringen Größe sehr gut erkannt werden.

Fazit: Die DMC bietet für die Klasse Straßen die beste Klassifikation.

RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

Die DMC (vgl. Tab. 6) liefert das beste Ergebnis für Straßen. Die Straßenflächen werden homogen klassifiziert (96,02 %) (vgl. Tab. 13).

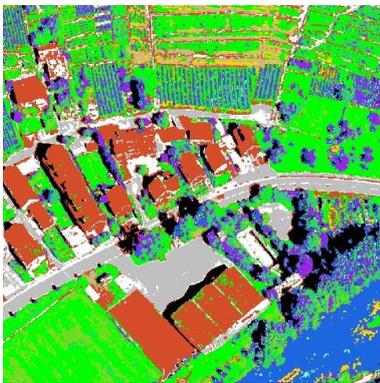
Die JAS-150 (vgl. Tab. 8) kann ihr Ergebnis nicht signifikant verbessern. Es werden immer noch große Teile der Fahrbahn falsch detektiert (vgl. Tab. 15).

Die RMK (vgl. Tab. 4) liefert kein ausreichendes Ergebnis. Große Anteile werden nicht korrekt klassifiziert (vgl. Tab. 17).

Fazit: Die DMC bietet die beste Klassifikation für die Klasse Straßen.

8.1.9 Urbane Gebiete

RGB



DigiCAM



DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Die DigiCAM weist eine gute Klassifikation innerhalb der urbanen Gebiete auf, da sie Dachflächen bis auf einige Fehlpixel eindeutig identifiziert (vgl. Tab. 10). Diese Fehlpixel beziehen sich insbesondere auf die Klasse Grünflächen. Außerdem werden Gebäudefassaden ebenso als urbane Gebiete deklariert.

Bei der DMC werden die urbanen Gebiete richtig eingestuft (vgl. Tab. 5). Dachflächen und Gebäudefassaden werden differenziert dargestellt. Ver-

einzelnt treten jedoch auch hier Fehlpixel der Klassen Wasser, Straßen, Algen und Acker auf.

Urbane Gebiete werden bei der JAS-150 sehr unzureichend klassifiziert (vgl. Tab. 7). Durch die Verschiebung der Kanäle (vgl. 6.2.6) werden große Teile falsch klassifiziert. Im mittleren Bereich des Bildes, in welchem sich die Kanäle genau überlagern, sind die Dachflächen marginal besser.

Die RMK liefert keine gute Klassifikation der urbanen Gebiete. Hier sind keine homogenen Dachflächen klassifiziert worden. Es sind sehr viele Fehlpixel der anderen Klassen vertreten.

Ähnlich wie bei der RMK ist auch bei der Ultracam keine zufriedenstellende Klassifikation der urbanen Gebiete erzielt worden. Auch hier sind sehr viele Fehlpixel anderer Klassen (insbesondere Acker, Algen und Wasser) erkennbar.

Fazit: Urbane Gebiete werden am besten durch die DigiCAM und die DMC klassifiziert.

RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

Die DMC weist eine Verbesserung hinsichtlich der Fehlpixel auf, sodass die Dachflächen nun homogen dargestellt werden. Es ist jedoch eine Verschlechterung bezüglich der Gebäudefassaden erkennbar.

Die JAS-150 kann die Verschiebung der Kanäle (vgl. 6.2.6) und somit die unzureichende Klassifikation der urbanen Gebiete stellenweise kompensie-

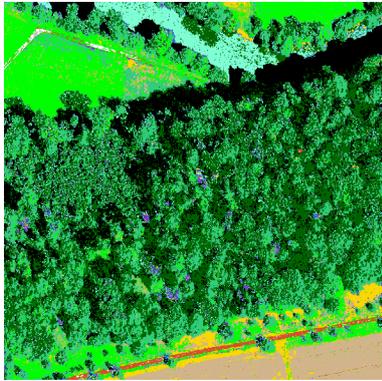
ren. Es sind jedoch weiterhin viele Fehlpixel der Klassen Strassen, Acker und Algen vorhanden.

Urbane Gebiete der RMK werden durch den NDVI kaum verändert. Lediglich einige Fehlpixel der Klasse Wasser werden korrekt durch Schatten ersetzt.

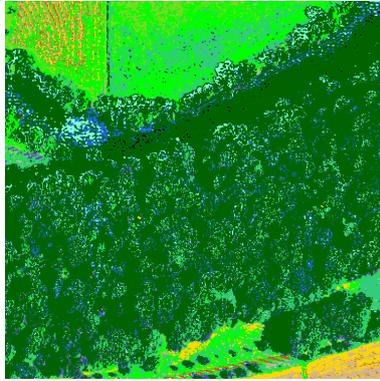
Fazit: Die DMC liefert das beste Ergebnis, wobei die Klassifikation der Kamera ohne Verwendung des nahen infraroten Kanals stellenweise besser ist.

8.1.10 Wald

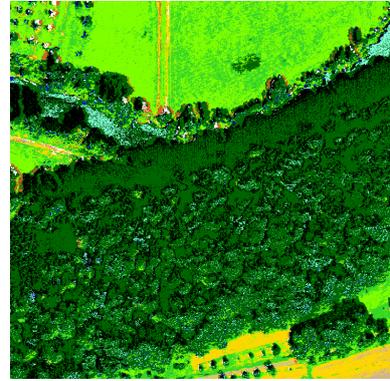
RGB



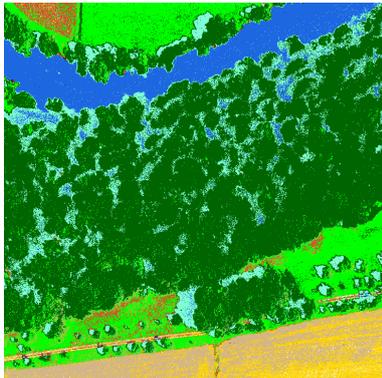
DigiCAM



DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Die DigiCAM klassifiziert in Waldgebieten unzureichend (vgl. Tab. 10). Es sind starke Einträge der Klasse Mais erkennbar. Ebenso sind Fehlpixel der Klassen Wein, Wasser und Acker festzustellen.

Die DMC (vgl. Tab. 5) detektiert wesentlich weniger Maispixel in Waldgebieten, dafür ist der klassifizierte Wasseranteil höher.

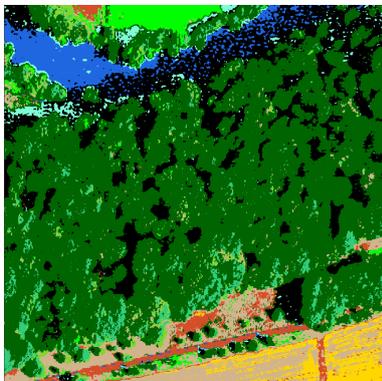
Die JAS-150 (vgl. Tab. 7) liefert eine weitgehend zufriedenstellende Klassifikation. Baumkronen sind zum großen Teil korrekt eingestuft worden, weisen aber eine minimale Anzahl von Fehlpixeln der Klasse Algen auf.

Die RMK (vgl. Tab. 3) detektiert die Baumkronen korrekt, jedoch weist sie Unzulänglichkeiten in den Zwischenräumen auf, welche als Wasser oder Algen erkannt.

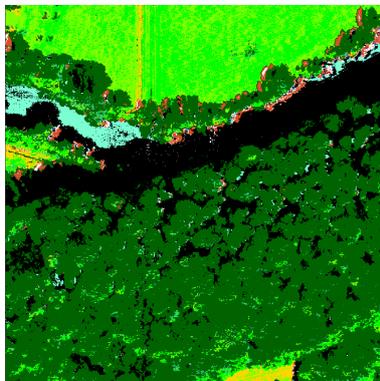
Die Ultracam (vgl. Tab. 9) klassifiziert den Wald weitgehend zufriedenstellend, es sind lediglich einige Fehlpixel der Klassen Wein, Algen und Wasser erkennbar.

Fazit: Die JAS-150 liefert das beste Ergebnis. Dies bestätigen auch die Ergebnisse des Accuracy Reports (vgl. Tab. 7). Eine vollständig korrekte Klassifizierung kann kein System leisten.

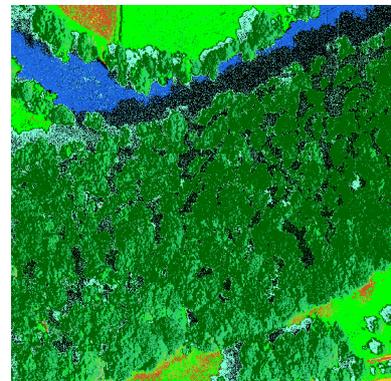
RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

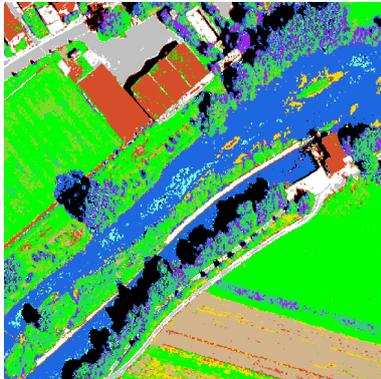
Sowohl die DMC, als auch die JAS-150 klassifizieren den Wald sehr zufriedenstellend. Beide Klassifikationen weisen nur sehr geringe Fehlpixel auf. Die DMC klassifiziert die Fehlpixel als Mais, die JAS-150 als Grünflächen. Baumkronen werden gut erkannt und die Struktur wird deutlich. Abgrenzungen werden korrekt als Schattenbereiche detektiert.

Die RMK weist deutlich Defizite im Bereich des Waldes auf. Es sind starke Fehlpixeleinträge der Klasse Mais und Algen erkennbar. In Teilen wird keine korrekte Unterscheidung zwischen Schattenbereichen und Baumkronen getroffen.

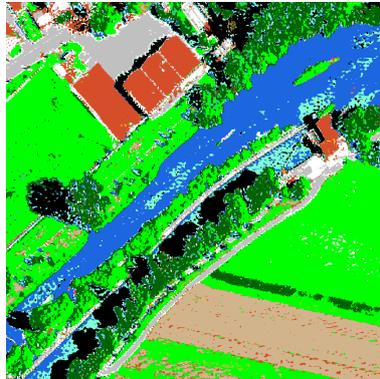
Fazit: Die DMC und die JAS-150 liefern beide ein sehr gutes Ergebnis. Die Werte des Accuracy Reports sind bei der JAS-150 jedoch tendenziell im Vorteil.

8.1.11 Wasser

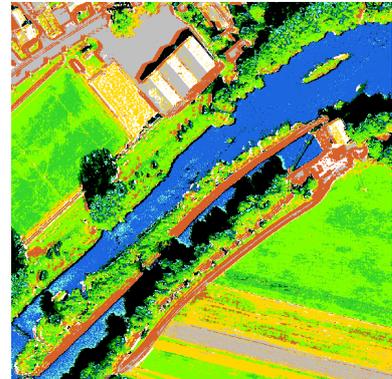
RGB



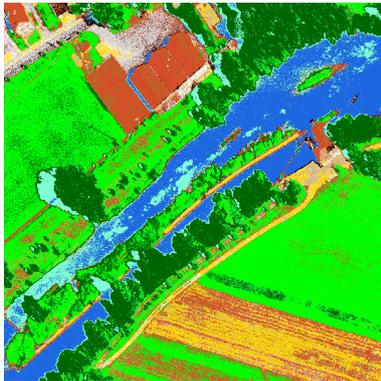
DigiCAM



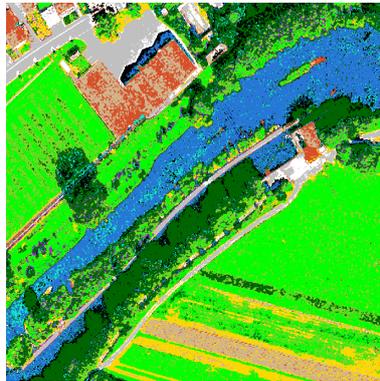
DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Die DigiCAM klassifiziert Wasserflächen stellenweise unzureichend. Es sind Einträge der Klasse Acker erkennbar. Ebenso sind einige wenige Fehlpixel der Klassen Wein und Schatten festzustellen.

Die DMC detektiert hingegen keine Ackerpixel in Wasserflächen, jedoch ist der klassifizierte Algenanteil höher.

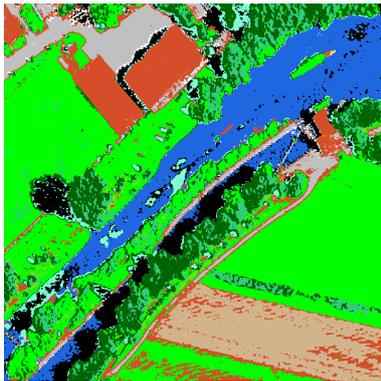
Durch die Kanalverschiebungen der JAS-150 (vgl. 6.2.6) kommt es in den Randbereichen zu großflächigen Fehlklassifizierungen der Klasse Urban.

Die RMK klassifiziert Wasserflächen größtenteils zufriedenstellend, einzelne Pixel sind als Schatten oder Algen klassifiziert.

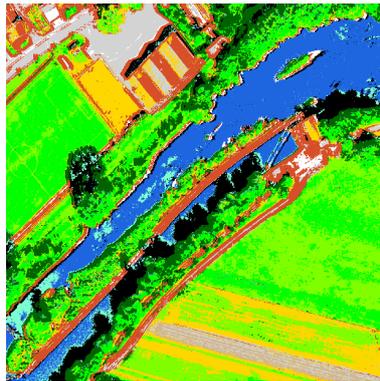
Die Ultracam klassifiziert die Wasserflächen stellenweise unzureichend. Besonders fallen einzelne als Schatten oder Algen klassifizierte Pixelcluster auf.

Fazit: Alle Systeme detektieren die Wasserflächen weitgehend korrekt. Eine vollständig zufriedenstellende Klassifizierung kann aber kein System leisten.

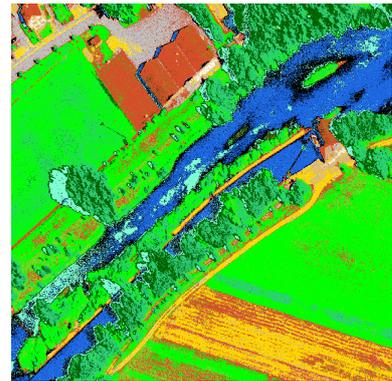
RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

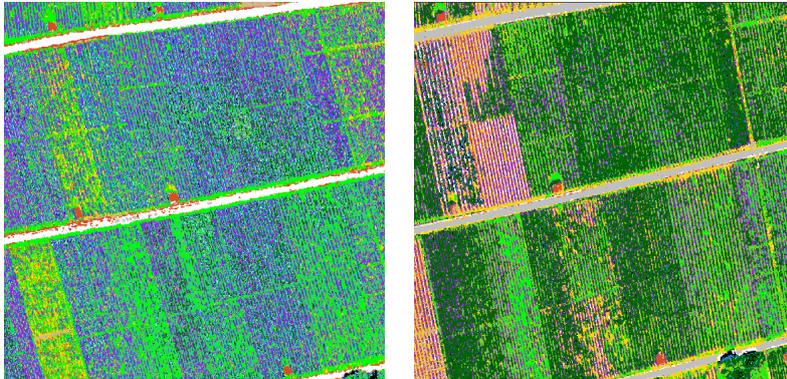
Die DMC und die RMK klassifizieren Teile der Wasserflächen falsch als Schatten.

Die JAS-150 klassifiziert Wasserflächen weitgehend korrekt, nur einzelne Pixel werden als Schatten fehlklassifiziert. Die erwähnte Kanalverschiebung (vgl. 6.2.6) verursacht jedoch auch hier kontinuierliche Fehlklassifikationen.

Fazit: Die JAS-150 liefert generell ein gutes Ergebnis, auch die DMC detektiert die Wasserflächen sehr zufriedenstellend.

8.1.12 Weinreben

RGB



DigiCAM

Ultracam

Die Klasse Weinreben hat sich im Verlauf der Klassifikationen als Problemklasse herausgestellt. Diese Klasse konnte nicht bei allen Klassifikationen mit eingezogen werden. Die Klassifikation im Bereich der Weinreben ist zwar durchaus zufriedenstellend, jedoch werden dadurch alle anderen Klassen sehr stark verfälscht. Eine nachträgliche Korrektur anhand der Gewichtungen im Zuge der Klassifizierung brachte keine Besserung.

Nur bei der DigiCAM und der Ultracam konnte eine zufriedenstellende Einstellung gefunden werden, mit der es möglich war, lediglich die Weinberge zu detektieren und alle anderen Klassen weitgehend unberührt zu lassen.

Eine Rolle spielt dabei auch die Auswahl Trainingsgebiete. Es ist aufgrund der Breite der Reben nicht möglich ausschließlich Reben zu erfassen und den Untergrund unberührt zu lassen. Somit sind in jedem Trainingsgebiet nicht nur Weinreben, sondern auch der entsprechende Untergrund erfasst. Dies ist sicherlich ein Grund warum die Klassifikation dementsprechend schlecht ausfällt.

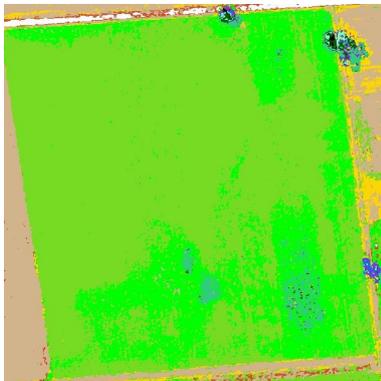
Bei der Ultracam werden dennoch nur wenige Reben auch der Klasse Wein zugeordnet worden. Zumeist wurden diese als Wald falsch detektiert.

Die DMC weist hier deutliche Vorteile auf. Sie klassifiziert die einzelnen Reben weitgehend korrekt und erkennt zudem den Untergrund. Dies ist in den meisten Fällen auch zutreffend.

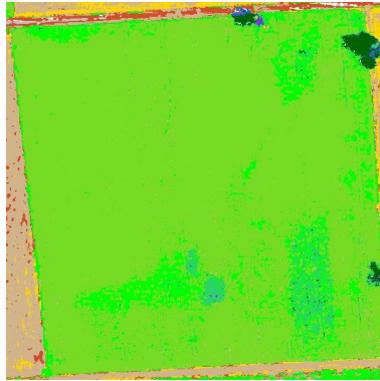
Fazit: Die DMC kann als einzige Kamera die Weinreben gut klassifizieren. Es sind jedoch langwierige Einstellungen nötig, um die Klasse so zu gewichten, dass die Klasse Wein andere Klassen in geringstem Maße verfälscht.

8.1.13 Zuckerrüben

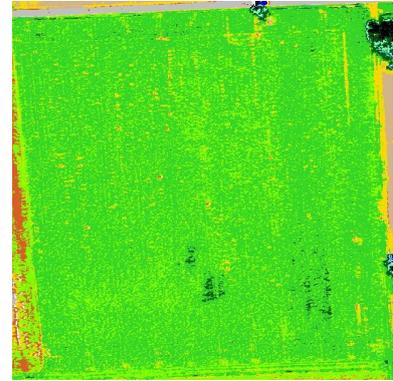
RGB



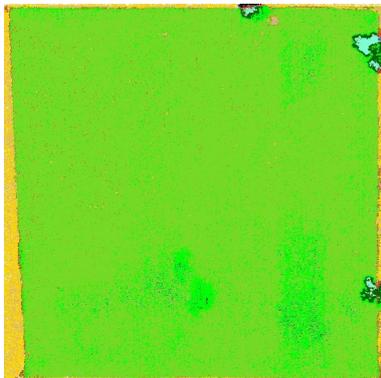
DigiCAM



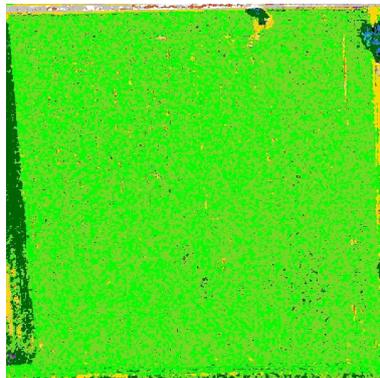
DMC



JAS-150



RMK



Ultracam

Die DigiCAM klassifiziert die Zuckerrüben nicht gänzlich korrekt (vgl. Tab. 10). Es werden große Teile als Grünflächen oder als Algen klassifiziert.

Bei der DMC liegt das gleiche Problem vor. Die Ausprägung der Fehlpixel ist jedoch nicht so gravierend (vgl. Tab. 5).

Die JAS-150 weist eine hohe Heterogenität der Flächen auf (vgl. Tab. 7). Hier sind sehr deutlich Pixel der Klasse Zuckerrüben mit solchen der Klas-

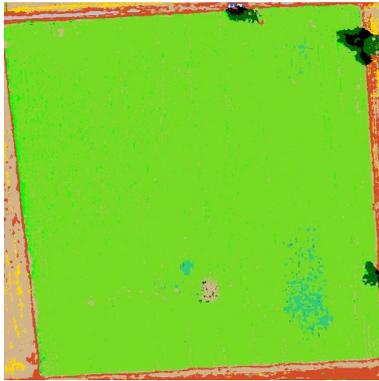
se Grünflächen vermischt. Eine klare Aussage bezüglich der wirklich vorhandenen Vegetation ist auf den ersten Blick schwer zu treffen. Weiterhin enthält diese Auswertung ungenau klassifizierte Gebiete der Ausprägung Wald und Acker.

Auch die Fehlpixel der RMK erstrecken sich im speziellen Fall auf die Gebiete, welche bei DigiCAM und DMC zu Fehlern führen. Dort werden statt Zuckerrüben Grünflächen und sogar stellenweise Wald erkannt. Auffällig bei dieser Kamera ist außerdem, dass viele vereinzelte Pixel der Klasse Urban in den homogen Gebieten der Zuckerrüben vorkommen (vgl. Tab. 3).

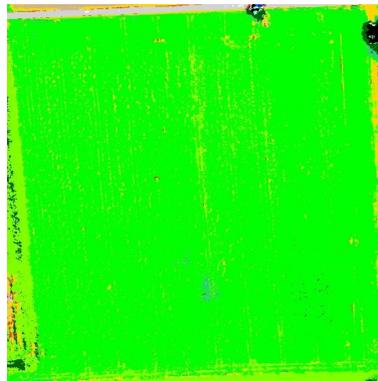
Die Problematik bei der Ultracam betrifft wie auch bei der JAS-150 die Vermischung von Pixeln der Klassen Grünflächen und Zuckerrüben (vgl. Tab. 9). Eine eindeutige Definition des Bewuchses ist aus diesem Grund auch hier nicht möglich.

Fazit: Die DMC und die RMK können die besten Ergebnisse erzielen, da sie Zuckerrüben als homogene Flächen klassifizieren.

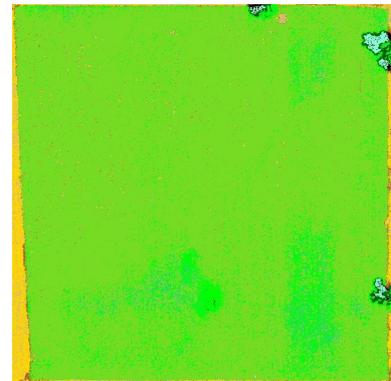
RGBI + NDVI



DMC



JAS-150



RMK

Die DMC weist eine sehr starke Veränderung auf. Gebiete, welche zuvor als Grünflächen erkannt wurden, werden nun als Zuckerrüben definiert. Die Pixel der Klasse Algen bleiben jedoch vorhanden. Weiterhin treten nun stellenweise fehlassifizierte Gebiete der Klasse Stoppel auf.

Auch die JAS-150 erzielt positive Veränderungen. Es ist ein kleinerer Anteil an Fehlpixeln der Klassen Wald, Acker und Grünflächen erkennbar.

Bei der RMK ist keine Verbesserung der fehlassifizierten Gebiete sichtbar.

Fazit: Die DMC erzielt das beste Ergebnis für die Klassifikation.

8.2. Klassenüberschneidungen

Im Laufe der Klassifikationsanalyse stellte sich heraus, dass einige Klassen auffällig oft vermischt werden. Um diese Problemfälle genauer zu untersuchen, wurde nach der Klassifizierung für jedes Kamerasystem ein n-dimensionaler Merkmalsraum definiert, in welchem die Klassen entsprechend ihrer Spektralwerte in den jeweiligen Kanälen verteilt sind. Anschließend wurde der Euklidische Abstand der Klassen untereinander berechnet, anhand dessen eventuelle Aussagen über die spektralen Überschneidungen der Klassen getroffen werden können. Beachtet werden muss allerdings, dass auch bei einem geringen Abstand im Merkmalsraum

die Überschneidung nicht zwangsweise hoch sein muss, da hierfür die Streuung der betroffenen Klassen den Ausschlag gibt.

8.2.1 Wald und Mais

Die Klassen Mais und Wald liegen im drei- und fünf-dimensionalen Merkmalsraum spektral nah beieinander. Alle Kamerasysteme haben Schwierigkeiten diese bei der Klassifikation korrekt zu trennen. Es wurden deshalb die Wahrscheinlichkeiten der Klassen in den Klassifikationen entsprechend angepasst.

RGB

Die DigiCAM konnte im 3-dimensionalen Merkmalsraum die Klassen relativ gut unterscheiden. Die Wahrscheinlichkeit der Klasse Mais muss nur um ca. 20% nach unten korrigiert werden. Die Euklidische Distanz liegt um das 0,8-fache der Standardabweichung vom Mittelwert entfernt.

Die Klassen können folglich gut differenziert werden.

Die DMC konnte die Klassen schlecht unterscheiden. Erst eine Verringerung der Wahrscheinlichkeit der Klasse Mais um ca. 80% konnte die starke Überlagerung der Klassen verhindern. Die Euklidische Distanz konnte somit entsprechend gehoben werden. Sie liegt um ca. eine Standardabweichung vom Mittelwert entfernt.

Die Klassentrennung bei der JAS-150 konnte nur durch eine extreme Verringerung der Wahrscheinlichkeit der Klasse Mais in der Klassifikation gewahrt werden. Die Euklidische Distanz liegt dennoch nur knapp oberhalb des statistischen Minimums.

Die RMK kann die Klassen nur unzureichend unterscheiden. Die Wahrscheinlichkeit der Klasse Mais in der Klassifikation wurde um ca. 30% gesenkt. Die Euklidische Distanz liegt dennoch nur knapp oberhalb des statistischen Minimums. Die RMK kann die Klassen auf Grund dessen nur schwer unterscheiden.

Die Ultracam kann die Klassen nur gut unterscheiden nachdem die Wahrscheinlichkeit der Klasse Mais in der Klassifikation extrem verringert wurde. Die Euklidische Distanz wurde somit vergrößert und liegt nur noch ca. eine drittel der Standardabweichung vom Mittelwert entfernt. Aufgrund der sehr geringen Klassifikationswahrscheinlichkeit können die Klassen nun zwar gut unterschieden werden, aber die Klasse Mais wird nur noch selten detektiert.

RGBI + NDVI

Bei der DMC wurde die Wahrscheinlichkeit der Klasse Mais nochmals extrem verringert um den Einfluss auf den Wald zu vermindern.

Die Euklidische Distanz wächst somit an und liegt um das 0,9-fache der Standardabweichung vom Mittelwert entfernt. Somit kann eine gute Trennung erzielt werden.

Dasselbe Vorgehen war auch bei der JAS-150 notwendig. Die Wahrscheinlichkeit der Klasse Mais wurde drastisch gesenkt. Die Euklidische Distanz der Klassen lag danach um den Betrag einer Standardabweichung vom Mittelwert entfernt. Somit ist eine gute Trennung der Klassen gewährleistet.

Bei der RMK war die Verringerung der Wahrscheinlichkeit der Klasse Mais nur um ein Drittel nötig. Dennoch konnte die Euklidische Distanz um den Betrag einer Standardabweichung vom Mittelwert entfernt werden.

Fazit: Die Klassen Mais und Wald können nur dann gut unterschieden werden wenn die Wahrscheinlichkeiten der Klasse Mais in der Klassifikation signifikant verringert werden. Aber nur einige Kamerasysteme sind dennoch in der Lage die Klasse Mais anschließend richtig zu klassifizieren. Die DMC kann unter diesen Umständen das beste Ergebnis erzielen (vgl. Tab. 13).

8.2.2 Wasser und Algen

Die Klassen liegen im drei- und fünf-dimensionalen Merkmalsraum spektral nahe beieinander. Die Wahrscheinlichkeiten der Klassen mussten daher in den Klassifikationen entsprechend angepasst werden.

RGB

Die DigiCAM konnte im 3-dimensionalen Merkmalsraum zwischen den Klassen Wasser und Algen nur schlecht differenzieren. Die euklidische Distanz liegt um das 1,4-fache der Standardabweichung unter dem Mittelwert.

Auch die DMC weist eine niedrige Euklidische Distanz auf, welche um das 1,26-fache der Standardabweichung vom Mittelwert entfernt ist.

Die Klassentrennung bei der JAS-150 ist wesentlich genauer als bei den anderen Kamerasystemen. Die Euklidische Distanz liegt lediglich um das 0,8-fache der Standardabweichung unterhalb des Mittelwertes.

Die RMK differenziert visuell gut zwischen Wasser und Algen. Die Euklidische Distanz liegt jedoch um das 1,31-fache der Standardabweichung unter dem statistischen Mittelwert.

Bei der Ultracam ist die Euklidische Distanz besonders niedrig. Die Abweichung zum Mittelwert ist mit dem 1,41-fachen der Standardabweichung besonders groß.

RGBI + NDVI

Die DMC erreicht trotz der niedrigen Euklidischen Distanz, welche um das 1,6-fache der Standardabweichung unter dem Mittelwert liegt, ein gutes Ergebnis, wenn die Wahrscheinlichkeit für Algen stark gesenkt wird.

Bei der JAS-150 hat sich die Euklidische Distanz verringert. Sie liegt um das 1,69-fache der Standardabweichung unter dem Mittelwert.

Die RMK schafft eine Trennung zwischen den Klassen Wasser und Algen bei einer marginal verringerten Wahrscheinlichkeit für die Klasse Wasser.

Fazit: Eine Unterscheidung von Algen und Wasser ist nicht ohne weiteres möglich, da durch variierende Wasserstände und Strömungsverhältnisse Algen an bzw. direkt unterhalb der Wasseroberfläche nur ungleichmäßig von den Kamerasystemen erfasst werden können. Eine Vergleichbarkeit ist daher nur eingeschränkt möglich.

8.2.3 Abweichungen bei Schatten

Die Klasse Schatten liegt im drei- und fünf-dimensionalen Merkmalsraum spektral nahe an den Klassen Algen, Wald und Wasser. Fast alle Kamerasysteme haben mehr oder weniger große Probleme, Schatten von diesen Klassen zu unterscheiden. Selbst eine Anpassung der Wahrscheinlichkeiten brachte hier keine Verbesserung.

RGB

Die DigiCAM hat große Überschneidungen zu den drei oben genannten Klassen. Die Euklidische Distanz liegt jeweils nahe dem Minimum. Der geringste Abstand besteht zur Klasse Algen, obwohl hier die Wahrscheinlichkeit bereits herabgesetzt wurde. Die Klassen Wald und Wasser sind minimal besser unterschieden worden, wobei hier keine Anpassung der Wahrscheinlichkeit vorgenommen wurde (vgl. Tab. 19).

Die DMC hat ein ähnliches Ergebnis wie die DigiCAM. Auch hier sind die Euklidischen Distanzen zu den Klassen Algen, Wald und Wasser am geringsten. Die Wahrscheinlichkeit wurde hier für die Klasse Wasser leicht und für die Klasse Algen stark herabgesetzt (vgl. Tab 20).

Auch bei der JAS-150 ist die Euklidische Distanz zur Klasse Algen am geringsten, Wald und Wasser sind nur geringfügig besser. Auch hier wurde

die Wahrscheinlichkeit der Klasse Algen deutlich herabgesetzt. Die Klassen Wald und Wasser wurden jedoch nicht verändert (vgl. Tab. 22).

Die RMK stellt einen Sonderfall dar. Hier ist die Unterscheidbarkeit von Schatten, Algen und Wasser sehr gut. Die Euklidische Distanz ist hoch und die Wahrscheinlichkeiten wurden nicht angepasst. Allerdings gibt es bei der RMK Überschneidungen von Schatten mit den Klassen Grünflächen und Urban (vgl. Tab. 24).

Die Ultracam hat neben den üblichen Problemklassen zusätzlich noch eine geringe Euklidische Distanz zu den Weinreben Klassen. Die Euklidischen Distanzen der Klassen Algen und Wasser entsprechen dem Minimum und haben wahrscheinlich große Überschneidungen mit der Klasse Schatten (vgl. Tab. 26).

RGBI + NDVI

Bei der DMC ist das Ergebnis hinsichtlich der Klasse Wald verbessert worden, da sich die Euklidische Distanz dem Mittelwert annähert. Das Ergebnis der Klassen Algen und Wasser ließ sich nicht verbessern. Die Euklidische Distanz zwischen Schatten und Algen entspricht nun, trotz einer starken Herabsetzung der Wahrscheinlichkeit, dem Minimum (vgl. Tab. 21).

Auch bei der JAS-150 wurde die Euklidische Distanz der Klasse Wald deutlich vergrößert und stellt nun kein Problem mehr dar. Wasser und Algen sind aber weiterhin sehr schlecht von Schatten unterscheidbar. Die Euklidische Distanz der Klasse Algen entspricht trotz geringer Wahrscheinlichkeit dem Minimum (vgl. Tab. 23).

Das Ergebnis der RMK ähnelt nun stärker dem der anderen Kamerasysteme. Die Euklidische Distanz ist nun bei den Klassen Algen und Wasser am geringsten und liegt nahe am Minimum. Auch hier wurde die Wahrscheinlichkeit herabgesetzt, was aber keine ausreichende Verbesserung zu Folge hatte (vgl. Tab. 25).

Fazit: Die RMK bietet bei der 3-kanaligen Klassifikation das beste Ergebnis. Sie hat keine bedeutenden Überschneidungen zu den Problemklassen. Alle Kameras hatten nach der Hinzunahme des NDVIs keine bedeutenden Überschneidungen mehr zur Klasse Wald. Dennoch blieben die Probleme mit Wasser und Algen bestehen. Das Ergebnis der RMK wurde mit dem NDVI sogar schlechter.

8.2.4 Steinbruch und Straße

Die Klassen Steinbruch und Straßen besitzen im Mehrdimensionalen Merkmalsraum eine geringe Euklidische Distanz.

RGB

Insgesamt ist es beim Ergebnis der 3-kanaligen Klassifikation auffällig, dass die Euklidische Distanz bei allen Kamerasystemen sehr gering ist. Dennoch werden die Klassen Steinbruch und Straßen vor allem durch die DigiCAM, die DMC und die Ultracam gut klassifiziert.

Problematisch ist vor allem die Erkennbarkeit der Klasse Steinbruch. Diese wird mit höchstens 60% Trefferwahrscheinlichkeit erkannt. Der verbliebene Anteil wird der Klasse Strasse zugeordnet.

Um diese Überschneidung möglichst gering zu halten wurde die Gewichtung der jeweiligen Klassen bei einigen Kamerasystemen entsprechend gesenkt. Auffällig ist dies bei der DMC, der JAS-150, der RMK und der Ultracam. Hier liegen die Gewichtungen der Klasse Steinbruch bei etwa 50% der Klasse Strassen. Dadurch wurde sowohl die Euklidische Distanz, welche somit einer besseren Trennbarkeit der Klassen dient, erhöht als auch die Trefferquote der korrekt klassifizierten Trainingsgebiete deutlich verbessert.

RGBI + NDVI

Das Ergebnis der 5-kanaligen Klassifikation weist eine starke Verbesserung der Trefferwahrscheinlichkeiten bezüglich der Trainingsgebiete auf. Die Euklidische Distanz ist in ihrem Wert dennoch nicht gestiegen, trotzdem sind die Kamerasysteme in der Lage diese zu differenzieren.

Auch hier ist die Gewichtung der Klasse Steinbruch bei der DMC und der JAS-150 geringer als die der Straßen (vgl. Tab. 21 und 23), um eine möglichst große Euklidische Distanz zu erreichen.

Fazit: Die größte Distanz bezüglich der beiden Klassen lässt sich unter allen Kamerasystemen klar bei der DMC feststellen. Ihr Wert bewegt sich sowohl bei der 3-kanaligen, als auch bei der 5-kanaligen Klassifikation nur sehr knapp unterhalb des Mittelwerts (vgl. Tab. 20 und 21). Auch wurden die bei der Auswertung eingeflossenen Wahrscheinlichkeiten der jeweiligen Klassen bei der RGB- und der RGBI + NDVI-Kanalkombination annähernd gleich gewählt, sodass ein Vergleich sehr gut möglich ist (vgl. Tab. 20 und 21). Ihre Klassifikationen sind in der Gesamtbetrachtung mit Abstand die besten.

Außerdem ist es sehr positiv zu bewerten, dass die meisten Kamerasysteme trotz der geringen Euklidischen Distanz, mindestens eine 50%-ige Trefferquote in den jeweiligen Klassen und somit eine gute Klassifikation erzielen konnten. Ausnahmen sind jedoch die JAS-150 und die RMK. Bei ihnen überschneiden sich die Klassen bei Betrachtung der prozentualen Trefferwahrscheinlichkeiten sehr stark. Gründe dafür können die Verschiebung der Kanäle (bei der JAS-150), sowie der nicht vorhandene blaue Kanal (bei der RMK) sein.

9. Zusammenfassung

Es zeigt sich, dass kein Kamerasystem allen Aufgabenbereichen gerecht werden kann. Jedoch hat jedes Kamerasystem Stärken, in denen es den anderen Systemen überlegen ist.

Nachfolgende Tabellen zeigen die prozentual korrekt klassifizierten Pixel der Trainingsgebiete der jeweiligen Klassen für alle Kamerasysteme.

Für die Gesamtbewertung wurde der Durchschnitt der Klassen gebildet, die in allen Kamerasystemen klassifiziert wurden. Die Klassen Kartoffel, Wein dunkel und Wein grün werden also nicht in der Berechnung berücksichtigt.

9.1. Für 3-kanalige Bilddaten

9.1.1. Klassengesamtheit

Klassen	DigiCAM	DMC	JAS-150	RMK	Ultracam
Acker	73,36 %	96,83 %	78,17 %	75,64 %	75,68 %
Algen	60,80 %	55,63 %	75,61 %	78,85 %	42,44 %
Grünflächen	90,12 %	82,27 %	69,36 %	86,76 %	80,80 %
Kartoffel	09,28 %	08,87 %	-	01,29 %	-
Mais	69,41 %	32,22 %	00,11 %	50,14 %	00,04 %
Schatten	85,93 %	78,42 %	71,71 %	66,05 %	50,00 %
Steinbruch	45,09 %	55,11 %	34,20 %	05,24 %	61,31 %
Stoppel	93,92 %	96,47 %	90,75 %	87,15 %	77,20 %
Strassen	89,67 %	96,68 %	93,44 %	65,45 %	95,29 %
Urban	92,90 %	91,31 %	47,55 %	87,10 %	78,67 %
Wald	65,35 %	70,21 %	66,67 %	73,45 %	69,61 %
Wasser	76,51 %	67,33 %	92,13 %	96,42 %	88,99 %
Wein dunkel	33,46 %	12,98 %	-	-	03,17 %
Wein grün	03,80 %	01,75 %	-	-	15,68 %
Zuckerrübe	77,89 %	78,84 %	68,41 %	86,57 %	59,27 %
Gesamt	76,75 %	75,11 %	65,68 %	71,57 %	64,94 %

9.1.2. Vegetationsklassen

Klassen	DigiCAM	DMC	JAS-150	RMK	Ultracam
Acker	73,36 %	96,83 %	78,17 %	75,64 %	75,68 %
Grünflächen	90,12 %	82,27 %	69,36 %	86,76 %	80,80 %
Kartoffel	09,28 %	08,87 %	-	01,29 %	-
Mais	69,41 %	32,22 %	00,11 %	50,14 %	00,04 %
Stoppel	93,92 %	96,47 %	90,75 %	87,15 %	77,20 %
Wald	65,35 %	70,21 %	66,67 %	73,45 %	69,61 %
Wein dunkel	33,46 %	12,98 %	-	-	03,17 %
Wein grün	03,80 %	01,75 %	-	-	15,68 %
Zuckerrübe	77,89 %	78,84 %	68,41 %	86,57 %	59,27 %
Gesamt	78,34 %	76,14 %	62,24 %	76,61 %	60,43 %

9.2. Für 4-/ 5-kanalige Bilddaten

9.2.1. Klassengesamtheit

Klassen	DMC	JAS-150	RMK
Acker	95,26 %	86,15 %	83,56 %
Algen	79,29 %	60,83 %	81,84 %
Grünflächen	94,96 %	56,35 %	85,87 %
Kartoffel	27,78 %	-	02,23 %
Mais	78,56 %	51,39 %	61,14 %
Schatten	88,35 %	80,98 %	38,30 %
Steinbruch	65,74 %	76,84 %	10,74 %
Stoppel	98,80 %	97,49 %	82,16 %
Strassen	96,02 %	90,28 %	69,05 %
Urban	92,42 %	59,15 %	84,56 %
Wald	71,27 %	84,93 %	59,46 %
Wasser	92,04 %	94,77 %	85,44 %
Wein dunkel	65,70 %	52,39 %	-
Wein grün	45,52 %	43,07 %	-
Zuckerrübe	93,96 %	84,84 %	87,60 %
Gesamt	87,22 %	67,26 %	69,14 %

9.2.2. Vegetationsklassen

Klassen	DMC	JAS-150	RMK
Acker	95,26 %	86,15 %	83,56 %
Grünflächen	94,96 %	56,35 %	85,87 %
Kartoffel	27,78 %	-	02,23 %
Mais	78,56 %	51,39 %	61,14 %
Stoppel	98,80 %	97,49 %	82,16 %
Wald	71,27 %	84,93 %	59,46 %
Wein dunkel	65,70 %	52,39 %	-
Wein grün	45,52 %	43,07 %	-
Zuckerrübe	93,96 %	84,84 %	87,60 %
Gesamt	88,80 %	76,86 %	76,63 %

10. Glossar

Alias-Effekt:	Wenn die Abtastfrequenz zu gering ist, entstehen im Bild Muster, die in Wirklichkeit nicht vorhanden sind
Along-Track:	Bildaufnahme in Flugrichtung
Antialiasing:	Zur Verminderung des Alias-Effekts wird auf das Eingangssignal ein Tiefpassfilter angewandt.
CCD-Technik:	Ein CCD (charged couple device) ist ein Mikrochip der den analogen Film ersetzt.
Cross-Track:	Bildaufnahme senkrecht zur Flugrichtung
Fehlpixel:	Falsch klassifiziertes Pixel
FOV:	Field of view
Inertial- measurement- unit:	Ein Messgerät, dass die Bewegung während der Aufnahme mit einberechnet
LiDAR:	Light Detection and Ranging
Nadir:	Nadir ist der dem Zenit gegenüberliegende Fußpunkt
Pushbroom:	Ein Bildaufnahmesystem. Mehrere gleichzeitig erstellte Zeilenscannerbilder werden zu einem Bild zusammengesetzt
Whiskbroom:	Ein Spiegel scannt senkrecht zur Flugrichtung und reflektiert das Licht Pixelweise auf einen Sensor

11. Literaturverzeichnis

Albertz, Jörg, 2007, Einführung in die Fernerkundung

de Lange, Norbert, 2002, Geoinformatik in Theorie und Praxis

Ehlers, M et al., 2007. Prüfung von Luftbilddaten zweier unterschiedlicher Aufnahmesensoren hinsichtlich eines optimalen Aufnahmesystems zur Erfüllung von Aufgaben von Vermessungs- und Umweltverwaltung für das Landesamt für Natur und Umwelt

DGPF Projekt-Statusbericht Oldenburg,

<http://www.dgpf.de/neu/projekt/DGPFSt050608.pdf>, 25.05.09

Photogrammetric test site Vaihingen/Enz,

http://www.ifp.uni-stuttgart.de/forschung/photo/test_site/vaihingen.htm, 25.05.09

Analoge Messkameras,

http://www.hochschule-bochum.de/fileadmin/media/fb_v/labore/photogrammetrie/3._5._Semester/3_2_Analoge_Messkameras.pdf, 25.05.09

Intergeo GmbH – Quattro-DigiCAM

<http://www.ask-intergeo.com/index.php5?id=1140728&Action=showProduct> , 25.05.09

Ingenieur-Gesellschaft für Interfaces mbH – DigiCAM,

http://www.igi-systems.com/downloads/brochures/IGI_DigiCAM.pdf, 25.05.09

Jenoptik Germany – Jena Airborne Scanner JAS 150,

http://www.jena-optronik.com/cps/rde/xbcr/SID-26EE34DB-4E01B408/optronik/jas_jo.pdf, 25.05.09

DGPF-Evaluierung digitaler photogrammetrischer Luftbildkamarasysteme

<http://www.dgpf.de/neu/projekt/DKEP-Dat.html>, 28.05.09

Tölg, Tobias, RolleiMetric AIC, Luftbildkamera für die DGPF-Evaluierung

<http://www.dgpf.de/neu/projekt/Hannover08/03.pdf>, 28.05.09

RolleiMetric, Die AIC – Aerial Industrial Camera

http://www.rolleimetric.com/index.php?id=2&sub=14&page=aerial_industrial_camera&lang=de, 28.05.09

DLR, Erfassung von Stauzeiten aus digitalen Serienbildern

http://www.dlr.de/desktopdefault.aspx/tabid-1/86_read-4417/,
28.05.09

Heege, Thomas, Flugzeuggestützte Sensoren

http://www.brockmann-consult.de/AKfernerkundung/AKFK-4_heege_sensoren.pdf, 28.05.09

Bannehr, Runne, Komplexes modulares System zur Ableitung von Umweltparametern

http://www.creaso.com/english/15_succ/envi_es_anhalt/envi_es_anhalt.htm, 28.05.09

Bannehr, Runne, Optimierung unterschiedlicher Messverfahren zur Umweltdatenerfassung

<http://www.intergeo.de/archiv/2007/Bannehr.pdf> , 28.05.09

DLR - ROSIS

http://www.dlr.de/caf/desktopdefault.aspx/tabid-2744/4154_read-6187/, 28.05.09

Leica Geosystems, ALS50-II LIDAR

http://www.leica-geosystems.com/ch/de/lgs_9028.htm?id=1251,
28.05.09

12. Anhang

12.1 Tabellenverzeichnis

Tab.1

Bezeichnung	Wellenlängen
Ultraviolett	0.3 bis 0.38 μm
Sichtbares Licht	0.38 bis 0.72 μm
Nahes Infrarot (NIR)	0.72 bis 1.3 μm
Mittleres Infrarot (MIR)	1.3 bis 3.0 μm
Thermales Infrarot	3.0 bis 1000 μm
Mikrowellen	1000 μm bis 30 cm
Radio	> 30 cm

Tab.2 Wasserstände der Enz (Quelle: <http://www.ifp.uni-stuttgart.de/dgpf/DKEP-Dat.html>)

Kamerasystem	Flugdatum	Wasserstand am Flugdatum, 12 Uhr mittags
DMC	24.07.2008, 06.08.2008	66 cm, 65 cm
ADS 40, 2nd	06.08.2008	65 cm
JAS-150	09.09.2008	75 cm
Ultracam-X	11.09.2008	68 cm
RMK-Top15	24.07.2008, 06.08.2008	66 cm, 65 cm
DigiCAM quattro	06.08.2008	65 cm
AIC-x1	11.09.2008	68 cm
AIC-x4	19.09.2008	65 cm
DLR 3K-Kamera	15.07.2008	68 cm
AISA+ hyperspektral	02.07.2008	70 cm
ROSIS hyperspektral	15.07.2008	68 cm
ALS 50 LiDAR	21.08.2008	68 cm

Tab.3**RMK: RGI**

ACCURACY TOTALS

Class Name	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
Unclassified	9	7	7	---	---
Kartoffel	0	0	0	---	---
Algen	0	9	0	---	---
Acker	71	55	49	69.01%	89.09%
Zuckerrueben	12	21	12	100.00%	57.14%
Stoppel	30	36	30	100.00%	83.33%
Wasser	2	2	2	100.00%	100.00%
Steinbruch	13	4	4	30.77%	100.00%
Gruenflaechen	50	44	39	78.00%	88.64%
Mais	7	0	0	---	---
Schatten	9	3	3	33.33%	100.00%
Strassen	4	11	2	50.00%	18.18%
Wald	43	41	29	67.44%	70.73%
Urban	5	22	4	80.00%	18.18%
Totals	255	255	181		

Overall Classification Accuracy = 70.98%
 Overall Kappa Statistics = 0.6602

Tab.4**RMK: RGI + NDVI**

ACCURACY TOTALS

Class Name	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
Unclassified	9	33	3	---	---
Kartoffel	0	0	0	---	---
Algen	0	7	0	---	---
Acker	71	59	45	63.38%	76.27%
Zuckerrueben	12	23	11	91.67%	47.83%
Stoppel	30	32	25	83.33%	78.13%
Wasser	2	2	2	100.00%	100.00%
Mais	13	13	0	0.00%	0.00%
Steinbruch	0	1	0	---	---
Gruenflaechen	50	31	28	56.00%	90.32%
Schatten	9	3	1	11.11%	33.33%
Strassen	4	13	1	25.00%	7.69%
Wald	43	21	16	37.21%	76.19%
Urban	5	17	3	60.00%	17.65%
Totals	255	255	135		

Overall Classification Accuracy = 52.94%
 Overall Kappa Statistics = 0.4585

Tab.5**DMC: RGB**

ACCURACY TOTALS

Class Name	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
Unclassified	0	0	0	---	---
Kartoffel	0	5	0	---	---
Algen	0	5	0	---	---
Zuckerrueben	3	11	3	100.00%	27.27%
Wein gruen	7	0	0	---	---
Wein dunkel	6	8	4	66.67%	50.00%
Mais	11	16	7	63.64%	43.75%
Stoppel	44	54	26	59.09%	48.15%
Acker	56	35	26	46.43%	74.29%
Wasser	2	5	1	50.00%	20.00%
Gruenflaechen	59	51	38	64.41%	74.51%
Steinbruch	3	11	2	66.67%	18.18%
Strassen	17	10	9	52.94%	90.00%
Schatten	13	8	8	61.54%	100.00%
Urban	4	7	3	75.00%	42.86%
Wald	30	29	24	80.00%	82.76%
Totals	255	255	151		

Overall Classification Accuracy = 59.22%
 Overall Kappa Statistics = 0.5282

Tab.6**DMC: RGBi + NDVI**

ACCURACY TOTALS

Class Name	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
Unclassified	0	0	0	---	---
Kartoffel	1	11	0	0.00%	0.00%
Algen	1	5	1	100.00%	20.00%
Zuckerrueben	2	8	2	100.00%	25.00%
Mais	11	6	2	18.18%	33.33%
Stoppel	76	60	55	72.37%	91.67%
Acker	27	31	23	85.19%	74.19%
Wasser	1	2	1	100.00%	50.00%
Gruenflaechen	52	33	30	57.69%	90.91%
Steinbruch	10	6	4	40.00%	66.67%
Strassen	13	11	9	69.23%	81.82%
Schatten	16	9	9	56.25%	100.00%
Urban	4	22	4	100.00%	18.18%
Wald	41	51	34	82.93%	66.67%
Totals	255	255	174		

Overall Classification Accuracy = 68.24%
 Overall Kappa Statistics = 0.6264

Tab.7**JAS: RGB**

ACCURACY TOTALS

Class Name	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
Unclassified	0	0	0	---	---
Algen	3	5	3	100.00%	60.00%
Zuckerrueben	19	32	15	78.95%	46.88%
Acker	39	42	28	71.79%	66.67%
Mais	2	0	0	---	---
Stoppel	69	58	57	82.61%	98.28%
Steinbruch	9	7	1	11.11%	14.29%
Wasser	0	0	0	---	---
Gruenflaechen	46	27	22	47.83%	81.48%
Schatten	9	10	8	88.89%	80.00%
Strassen	15	19	5	33.33%	26.32%
Wald	40	34	29	72.50%	85.29%
Urban	4	21	4	100.00%	19.05%
Totals	255	255	172		

Overall Classification Accuracy = 67.45%

Overall Kappa Statistics = 0.6196

Tab.8**JAS: RGBI + NDVI**

ACCURACY TOTALS

Class Name	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
Unclassified	0	0	0	---	---
Algen	2	4	2	100.00%	50.00%
Zuckerrueben	7	20	4	57.14%	20.00%
Acker	43	45	36	83.72%	80.00%
Mais	7	10	5	71.43%	50.00%
Stoppel	52	41	39	75.00%	95.12%
Steinbruch	11	9	8	72.73%	88.89%
Wasser	2	2	2	100.00%	100.00%
Gruenflaechen	64	48	41	64.06%	85.42%
Schatten	5	5	5	100.00%	100.00%
Strassen	10	15	5	50.00%	33.33%
Wald	47	39	34	72.34%	87.18%
Urban	5	17	4	80.00%	23.53%
Totals	255	255	185		

Overall Classification Accuracy = 72.55%

Overall Kappa Statistics = 0.6782

Tab.9**Ultracam-X: RGB**

ACCURACY TOTALS

Class Name	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
Unclassified	0	0	0	---	---
Algen	1	3	0	0.00%	0.00%
Zuckerrüben	7	20	7	100.00%	35.00%
Weinreben grün	5	4	1	20.00%	25.00%
Weinreben dunke	3	1	1	33.33%	100.00%
Mais	7	0	0	---	---
Stoppel	6	23	6	100.00%	26.09%
Acker	79	74	65	82.28%	87.84%
Wasser	3	9	2	66.67%	22.22%
Grünflächen	52	32	30	57.69%	93.75%
Steinbruch	1	7	1	100.00%	14.29%
Strassen	8	7	5	62.50%	71.43%
Schatten	9	5	4	44.44%	80.00%
Urban	6	3	3	50.00%	100.00%
Wald	68	67	45	66.18%	67.16%
Totals	255	255	170		

Overall Classification Accuracy = 66.67%
 Overall Kappa Statistics = 0.5872

Tab.10**Digicam: RGB**

ACCURACY TOTALS

Class Name	Reference Totals	Classified Totals	Number Correct	Producers Accuracy	Users Accuracy
Unclassified	0	0	0	---	---
Kartoffel	1	4	0	0.00%	0.00%
Algen	1	4	1	100.00%	25.00%
Zuckerrueben	9	21	9	100.00%	42.86%
Wein gruen	3	1	1	33.33%	100.00%
Acker	37	23	21	56.76%	91.30%
Wein dunkel	4	6	3	75.00%	50.00%
Mais	12	27	9	75.00%	33.33%
Wasser	1	3	1	100.00%	33.33%
Stoppel	73	78	71	97.26%	91.03%
Gruenflaechen	49	36	32	65.31%	88.89%
Steinbruch	5	9	4	80.00%	44.44%
Strassen	7	2	1	14.29%	50.00%
Schatten	11	6	6	54.55%	100.00%
Urban	5	10	5	100.00%	50.00%
Wald	37	25	21	56.76%	84.00%
Totals	255	255	185		

Overall Classification Accuracy = 72.55%
 Overall Kappa Statistics = 0.6758

Tab. 11

Digicam RGB
Classified

Data	Acker	Algen	Grünflächen	Kartoffel	Mais	Schatten	Steinbruch	Stoppel	Strassen	Urban	Wald	Wasser	Wein dunkel	Wein grün	Zuckerrübe
Acker	73.36	0.89	0.07	2.46	0.00	0.24	0.00	6.01	0.00	0.13	0.14	1.56	4.33	1.66	0.04
Algen	0.00	60.80	0.00	0.00	0.01	3.50	0.00	0.00	0.00	0.34	3.22	18.30	3.33	4.83	0.00
Grünflächen	0.07	0.05	90.16	56.26	7.20	0.01	0.06	0.00	0.03	1.54	1.20	0.00	8.18	17.11	19.09
Kartoffel	0.00	0.00	0.69	9.28	0.45	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21	0.00	0.03	0.25	0.17
Mais	0.03	0.00	3.53	24.08	69.41	0.22	0.00	0.00	0.00	0.03	19.41	0.00	22.28	33.68	2.38
Schatten	0.00	4.27	0.00	0.00	0.00	85.93	0.00	0.00	0.03	1.02	7.32	2.75	0.28	0.33	0.00
Steinbruch	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	45.09	0.00	9.47	2.72	0.00	0.00	0.09	0.02	0.00
Stoppel	25.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	93.92	0.01	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07
Strassen	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	52.64	0.00	89.67	0.39	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Urban	0.31	0.04	0.02	0.01	0.00	0.74	2.16	0.02	0.77	92.90	0.03	0.00	0.57	0.17	0.13
Wald	0.00	4.63	0.37	4.73	21.26	6.75	0.00	0.00	0.00	0.06	65.35	0.81	6.50	10.03	0.08
Wasser	0.17	29.07	0.00	0.00	0.00	2.41	0.00	0.00	0.00	0.46	1.11	76.51	15.94	9.72	0.00
Wein dunkel	0.54	0.21	0.01	0.03	0.41	0.09	0.00	0.00	0.00	0.37	1.04	0.07	33.46	16.40	0.00
Wein grün	0.00	0.02	0.01	0.00	1.06	0.10	0.00	0.00	0.01	0.01	0.85	0.01	4.89	3.80	0.15
Zuckerrübe	0.19	0.00	5.14	3.16	0.21	0.00	0.00	0.05	0.01	0.00	0.12	0.00	0.11	2.00	77.89

Tab. 12

DMC RGB

Data	Acker	Algen	Grünflächen	Kartoffel	Mais	Schatten	Steinbruch	Stoppel	Strassen	Urban	Wald	Wasser	Wein dunkel	Wein grün	Zuckerrübe
Acker	96.83	0.01	0.00	0.38	0.00	0.26	0.04	3.49	0.00	0.33	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00
Algen	0.00	55.63	0.00	0.05	0.26	8.00	2.40	0.00	0.00	0.10	9.76	24.86	5.89	0.90	0.00
Grünflächen	0.08	0.02	82.27	32.40	16.86	0.02	0.83	0.00	0.04	0.15	4.53	0.78	8.27	17.85	17.09
Kartoffel	0.03	0.00	0.25	8.87	2.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.02	0.05	0.39
Mais	0.00	0.09	4.09	8.12	32.22	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	2.08	0.00	7.34	12.77	2.11
Schatten	0.00	16.74	0.00	0.00	0.00	78.42	0.94	0.00	0.00	0.70	2.39	1.29	0.01	0.00	0.00
Steinbruch	0.00	0.16	0.18	0.02	0.00	1.12	55.11	0.00	2.59	3.42	0.29	0.03	0.74	0.07	0.02
Stoppel	3.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	96.47	0.01	0.21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02
Strassen	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	33.19	0.00	96.68	3.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Urban	0.04	0.04	0.00	0.00	0.00	0.48	2.89	0.05	0.64	91.31	0.09	0.05	0.02	0.02	0.02
Wald	0.00	17.67	1.93	1.41	44.33	3.83	0.21	0.00	0.01	0.20	70.21	5.43	53.26	54.95	1.48
Wasser	0.00	9.60	0.00	0.00	0.01	7.78	4.22	0.00	0.01	0.24	9.77	67.33	9.80	2.21	0.00
Wein dunkel	0.00	0.03	0.01	0.00	1.58	0.02	0.14	0.00	0.00	0.01	0.58	0.18	12.98	7.11	0.02
Wein grün	0.00	0.00	0.02	0.00	0.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.01	1.30	1.75	0.02
Zuckerrübe	0.00	0.00	11.25	48.75	1.54	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.15	0.02	0.36	2.32	78.84

Tab. 13**DMC RGB, I, NDVI**

Data	Acker	Algen	Grünflächen	Kartoffel	Mais	Schatten	Steinbruch	Stoppel	Strassen	Urban	Wald	Wasser	Wein dunkel	Wein grün	Zuckerrübe
Acker	95.29	0.00	0.00	0.07	0.00	0.13	0.01	1.10	0.01	0.08	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00
Algen	0.00	79.29	0.00	0.00	0.00	5.36	0.11	0.00	0.00	0.19	1.10	2.60	0.01	0.00	0.00
Grünflächen	0.00	0.00	94.96	3.42	1.01	0.00	0.04	0.00	0.02	0.04	1.67	0.72	4.89	13.70	1.24
Kartoffel	0.01	0.00	0.17	27.48	1.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.00	0.26	0.46	1.15
Mais	0.00	0.00	0.51	0.55	78.56	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	8.10	0.00	0.03	4.20	2.57
Schatten	0.00	12.47	0.00	0.00	0.00	88.35	2.46	0.00	0.00	0.87	7.60	4.23	0.01	0.00	0.00
Steinbruch	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	1.22	65.74	0.00	1.18	2.67	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00
Stoppel	4.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	98.80	0.00	0.17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Strassen	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	26.33	0.00	96.02	3.38	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Urban	0.56	0.17	0.00	0.25	0.00	0.27	2.00	0.09	2.74	92.42	0.03	0.11	0.00	0.00	0.00
Wald	0.00	1.36	0.05	0.33	6.54	1.64	0.01	0.00	0.01	0.14	71.27	0.13	11.57	7.99	0.30
Wasser	0.00	6.45	0.00	0.00	0.00	2.95	3.29	0.00	0.01	0.04	0.01	92.04	0.00	0.00	0.00
Wein dunkel	0.00	0.21	0.26	1.47	0.01	0.08	0.00	0.00	0.00	0.01	5.98	0.08	65.70	23.06	0.28
Wein grün	0.00	0.00	1.87	0.93	1.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	2.73	0.02	16.89	45.52	0.50
Zuckerrübe	0.00	0.00	2.18	65.48	11.78	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.18	0.01	0.64	5.07	93.96

Tab. 14**JAS150 RGB**

Data	Acker	Algen	Grünflächen	Mais	Schatten	Steinbruch	Stoppel	Strassen	Urban	Wald	Wasser	Zuckerrübe
Acker	78.17	0.00	6.00	1.13	0.03	2.95	8.15	0.09	6.28	0.35	0.00	4.70
Algen	0.00	75.61	0.00	2.76	9.33	0.00	0.00	0.00	0.67	4.36	5.50	0.00
Grünflächen	4.16	0.01	69.36	4.88	0.01	0.00	0.00	0.00	0.03	2.12	0.00	25.62
Mais	0.00	0.00	0.00	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Schatten	0.00	5.30	0.01	0.33	71.71	0.02	0.00	0.00	3.50	22.35	1.63	0.01
Steinbruch	0.28	0.04	0.02	0.10	0.56	34.20	0.00	1.54	18.79	0.32	0.14	0.13
Stoppel	11.27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.34	90.75	0.23	1.63	0.00	0.00	0.02
Strassen	0.93	0.00	0.00	0.00	0.01	56.36	1.01	93.44	20.23	0.00	0.00	0.01
Urban	0.45	0.01	0.16	0.04	0.87	6.13	0.09	4.71	47.55	0.81	0.00	0.33
Wald	0.06	3.72	0.46	59.15	6.92	0.00	0.00	0.00	0.15	66.67	0.60	0.75
Wasser	0.00	15.31	0.00	1.94	10.56	0.00	0.00	0.00	1.14	1.01	92.13	0.01
Zuckerrübe	4.68	0.00	23.99	29.56	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	2.01	0.00	68.41

Tab. 15**JAS150 RGB, I, NDVI**

Data	Acker	Algen	Grünflächen	Mais	Schatten	Steinbruch	Stoppel	Strassen	Urban	Wald	Wasser	Wein dunkel	Wein grün	Zuckerrübe
Acker	86.15	0.00	1.76	3.24	0.00	0.14	1.29	0.17	8.51	0.34	0.00	33.55	1.17	0.50
Algen	0.00	60.83	0.00	0.00	0.20	0.00	0.00	0.00	0.13	0.21	1.28	0.00	0.00	0.00
Grünflächen	2.84	0.00	56.35	7.34	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.68	0.00	9.97	21.90	8.05
Mais	0.35	0.00	0.28	51.39	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	1.94	0.06	0.00	0.03	0.48
Schatten	0.00	27.86	0.00	0.01	80.98	0.01	0.00	0.00	3.57	6.84	2.55	0.00	0.00	0.00
Steinbruch	0.06	0.09	0.02	0.00	0.41	67.84	0.30	5.85	8.64	0.04	0.23	0.00	0.00	0.00
Stoppel	7.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	97.49	0.11	1.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Strassen	0.55	0.00	0.00	0.00	0.00	28.82	0.92	90.28	17.93	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00
Urban	0.11	0.13	0.03	0.00	0.96	3.10	0.00	3.53	59.15	0.17	0.02	0.07	0.01	0.02
Wald	0.01	1.23	0.30	16.25	4.76	0.00	0.00	0.00	0.08	84.93	1.09	0.01	0.04	0.04
Wasser	0.00	9.85	0.00	0.00	12.65	0.00	0.00	0.00	0.24	0.01	94.77	0.00	0.00	0.00
Wein dunkel	2.28	0.00	5.19	0.44	0.02	0.00	0.00	0.05	0.72	0.23	0.00	52.39	4.61	1.84
Wein grün	0.01	0.00	3.24	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.85	0.00	2.58	43.07	4.23
Zuckerrübe	0.50	0.00	32.82	21.29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.78	0.00	1.41	29.18	84.84

Tab. 16**RMK RGI**

Data	Acker	Algen	Grünflächen	Kartoffel	Mais	Schatten	Steinbruch	Stoppel	Strassen	Urban	Wald	Wasser	Zuckerrübe
Acker	75.64	0.00	0.00	0.01	0.00	2.14	29.07	12.32	11.01	1.45	0.00	0.00	0.17
Algen	0.00	78.85	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.37	3.05	0.00
Grünflächen	0.00	0.00	86.76	53.88	19.18	0.00	0.07	0.00	0.01	0.68	4.24	0.00	8.07
Kartoffel	0.00	0.00	0.06	1.29	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	0.00	0.21
Mais	0.00	0.00	7.00	7.78	50.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	15.49	0.00	3.75
Schatten	0.00	0.15	0.00	0.00	0.00	66.05	17.56	0.00	16.25	1.16	0.00	0.40	0.00
Steinbruch	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	1.38	5.24	0.02	2.71	0.04	0.00	0.00	0.01
Stoppel	19.61	0.00	0.00	0.00	0.00	0.14	7.48	87.15	1.28	1.72	0.00	0.00	0.34
Strassen	3.50	0.00	0.00	0.15	0.00	28.33	38.58	0.02	65.45	7.51	0.00	0.00	0.01
Urban	0.86	0.13	0.43	2.62	0.03	1.84	1.66	0.27	3.26	87.10	0.10	0.13	0.81
Wald	0.00	3.02	1.26	0.56	24.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	73.45	0.00	0.06
Wasser	0.00	17.85	0.00	0.00	0.00	0.12	0.18	0.00	0.00	0.00	0.17	96.42	0.00
Zuckerrübe	0.08	0.00	4.50	33.71	6.10	0.00	0.15	0.22	0.02	0.25	1.03	0.00	86.57

Tab. 17**RMK RGI, NDVI**

Data	Acker	Algen	Grünflächen	Kartoffel	Mais	Schatten	Steinbruch	Stoppel	Strassen	Urban	Wald	Wasser	Zuckerrübe
Acker	83.56	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	38.81	17.61	17.26	2.73	0.00	0.00	0.28
Algen	0.00	81.84	0.00	0.00	0.03	18.55	0.00	0.00	0.00	0.00	4.43	3.69	0.00
Grünflächen	0.00	0.00	85.87	55.92	22.72	0.00	0.05	0.00	0.01	0.72	4.82	0.00	7.74
Kartoffel	0.00	0.00	0.29	2.23	0.27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.42	0.00	0.42
Mais	0.00	0.00	6.79	5.18	61.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	27.22	0.00	2.69
Schatten	0.00	4.83	0.00	0.00	0.00	38.30	2.27	0.00	0.13	0.44	2.33	10.87	0.00
Steinbruch	0.22	0.00	0.00	0.00	0.00	1.19	10.74	0.03	8.77	0.35	0.00	0.00	0.12
Stoppel	13.88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.52	82.16	0.95	1.70	0.00	0.00	0.52
Strassen	1.64	0.00	0.00	0.08	0.00	0.74	39.46	0.01	69.05	8.71	0.00	0.00	0.00
Urban	0.68	0.01	0.47	2.75	0.02	0.09	1.97	0.16	3.80	84.56	0.07	0.00	0.62
Wald	0.00	2.60	0.69	0.24	9.44	0.43	0.00	0.00	0.00	0.31	59.46	0.00	0.01
Wasser	0.00	10.71	0.00	0.00	0.00	40.71	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	85.44	0.00
Zuckerrübe	0.02	0.00	5.88	33.57	6.37	0.00	0.15	0.04	0.03	0.46	1.25	0.00	87.60

Tab. 18**Ultracam RGB**

Data	Acker	Algen	Grünflächen	Mais	Schatten	Steinbruch	Stoppel	Strassen	Urban	Wald	Wasser	Wein dunkel	Wein grün	Zuckerrübe
Acker	75.68	0.00	2.53	16.24	0.05	1.28	16.83	0.64	0.87	0.33	0.00	3.59	5.43	2.79
Algen	0.00	42.44	0.00	0.00	7.83	0.00	0.00	0.00	1.49	4.82	4.99	0.33	0.26	0.00
Grünfläche	2.84	0.00	80.80	5.38	0.00	0.00	0.77	0.00	0.00	0.92	0.00	1.36	8.83	34.82
Mais	0.01	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01
Schatten	0.00	9.86	0.00	0.45	50.00	1.02	0.00	0.01	1.46	10.72	3.72	0.84	0.15	0.00
Steinbruch	0.07	0.32	0.00	0.10	2.13	61.31	0.07	3.51	4.22	0.04	0.00	0.38	0.36	0.13
Stoppel	13.39	0.01	0.00	0.02	0.02	0.88	77.20	0.13	10.10	0.00	0.00	0.05	0.33	0.03
Strassen	0.85	0.04	0.00	0.00	0.15	33.82	0.07	95.29	3.04	0.00	0.00	0.01	0.00	0.07
Urban	0.09	0.22	0.00	0.19	0.39	1.62	4.91	0.40	78.67	0.12	0.12	0.31	0.23	0.71
Wald	1.75	6.63	0.49	49.84	15.24	0.02	0.00	0.01	0.01	69.61	2.16	68.92	40.65	1.94
Wasser	0.00	40.43	0.00	0.20	23.99	0.01	0.00	0.00	0.07	7.15	88.99	2.56	0.50	0.00
Wein dunkel	0.01	0.03	0.00	0.92	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.69	0.00	3.17	1.59	0.03
Wein grün	0.02	0.02	0.10	4.76	0.18	0.04	0.00	0.00	0.06	1.38	0.01	5.18	15.68	0.22
Zuckerrübe	5.28	0.00	16.08	21.86	0.02	0.00	0.14	0.00	0.00	4.24	0.00	13.27	25.99	59.27

Tab. 19**Digicam RGB****Signature Separability Listing**

Distance measure: Euclidean Distance

Using bands: 1 2 3

Klasse	Normalized Probability
1 Acker	0.0877
2 Algen	0.0526
3 Gruenflaechen	0.0877
4 Kartoffel	0.0088
5 Mais	0.0614
6 Schatten	0.0614
7 Steinbruch	0.0877
8 Stoppel	0.0877
9 Strassen	0.0877
10 Urban	0.0877
11 Wald	0.0877
12 Wasser	0.0877
13 Wein dunkel	0.0263
14 Wein gruen	0.0263
15 Zuckerrueben	0.0614

Minimum: 1201
Standardabweichung 11063
Mittelwert: 17173

01:02	21620	01:03	3546	01:04	8072	01:05	13702	01:06	24410	01:07	19131	01:08	14342
01:09	17362	01:10	3960	01:11	21928	01:12	20089	01:13	13352	01:14	12272	01:15	3446
02:03	18875	02:04	14141	02:05	8193	02:06	2866	02:07	39664	02:08	35927	02:09	37827
02:10	24366	02:11	1421	02:12	1579	02:13	8314	02:14	9460	02:15	23826	03:04	5010
03:05	10813	03:06	21678	03:07	21502	03:08	17220	03:09	19712	03:10	7182	03:11	19148
03:12	17357	03:13	10573	03:14	9416	03:15	4974	04:05	5960	04:06	16984	04:07	26483
04:08	22132	04:09	24686	04:10	11600	04:11	14292	04:12	12680	04:13	6013	04:14	4837
04:15	9790	05:06	11043	05:07	32032	05:08	27960	05:09	30210	05:10	16822	05:11	8346
05:12	6767	05:13	1421	05:14	1764	05:15	15712	06:07	42292	06:08	38702	06:09	40453
06:10	27064	06:11	3269	06:12	4331	06:13	11113	06:14	12267	06:15	26639	07:08	7850
07:09	1842	07:10	16538	07:11	40179	07:12	38093	07:13	31509	07:14	30438	07:15	17262
08:09	7037	08:10	12139	08:11	36246	08:12	34385	08:13	27630	08:14	26524	08:15	12480
09:10	14779	09:11	38346	09:12	36255	09:13	29677	09:14	28610	09:15	15552	10:11	24819
10:12	22811	10:13	16248	10:14	15266	10:15	5545	11:12	2518	11:13	8695	11:14	9790
11:15	24056	12:13	6786	12:14	7945	12:15	22316	13:14	1201	13:15	15534	14:15	14372

Tab. 20**DMC RGB****Signature Separability Listing**

Distance measure: Euclidean Distance

Using bands: 1 2 3

Klasse	Normalized Probability
1 Acker	0.1163
2 Algen	0.0698
3 Gruenflaechen	0.0814
4 Kartoffel	0.0116
5 Mais	0.0233
6 Schatten	0.0581
7 Steinbruch	0.0349
8 Stoppel	0.1163
9 Strassen	0.1163
10 Urban	0.0814
11 Wald	0.1163
12 Wasser	0.0930
13 Wein dunkel	0.0116
14 Wein gruen	0.0116
15 Zuckerrueben	0.0581

Minimum:	31
Standardabweichung	751
Mittelwert:	1132

01:02	1504	01:03	418	01:04	637	01:05	940	01:06	1543	01:07	585	01:08	1196
01:09	1399	01:10	573	01:11	1383	01:12	1316	01:13	1097	01:14	962	01:15	301
02:03	1222	02:04	920	02:05	590	02:06	57	02:07	1929	02:08	2689	02:09	2813
02:10	2055	02:11	134	02:12	189	02:13	416	02:14	563	02:15	1350	03:04	319
03:05	637	03:06	1259	03:07	747	03:08	1496	03:09	1616	03:10	914	03:11	1097
03:12	1037	03:13	811	03:14	662	03:15	145	04:05	330	04:06	961	04:07	1059
04:08	1792	04:09	1932	04:10	1191	04:11	791	04:12	737	04:13	505	04:14	357
04:15	437	05:06	632	05:07	1364	05:08	2113	05:09	2245	05:10	1497	05:11	462
05:12	409	05:13	178	05:14	31	05:15	763	06:07	1959	06:08	2726	06:09	2844
06:10	2090	06:11	185	06:12	229	06:13	458	06:14	604	06:15	1389	07:08	844
07:09	885	07:10	389	07:11	1812	07:12	1742	07:13	1528	07:14	1385	07:15	644
08:09	465	08:10	663	08:11	2567	08:12	2500	08:13	2278	08:14	2137	08:15	1360
09:10	885	09:11	2696	09:12	2627	09:13	2411	09:14	2267	09:15	1501	10:11	1938
10:12	1866	10:13	1653	10:14	1517	10:15	785	11:12	91	11:13	289	11:14	436
11:15	1224	12:13	233	12:14	380	12:15	1164	13:14	150	13:15	936	14:15	788

Tab. 21**DMC RGB, I, NDVI****Signature Separability Listing**

Distance measure: Euclidean Distance

Using bands: 1 2 3 4 5

Klasse	Normalized Probability
1 Acker	0.1120
2 Algen	0.0672
3 Grünfläche	0.0784
4 Kartoffel	0.0112
5 Mais	0.0034
6 Schatten	0.0896
7 Steinbruch	0.0336
8 Stoppel	0.1120
9 Strassen	0.1120
10 Urban	0.0784
11 Wald	0.1120
12 Wasser	0.1120
13 Weinreben dunkel	0.0112
14 Weinreben gruen	0.0112
15 Zuckerrüben	0.0560

Minimum:	198
Standardabweichung	761
Mittelwert:	1585

01:02	1693	01:03	1120	01:04	1319	01:05	1527	01:06	1821	01:07	616	01:08	1517
01:09	1451	01:10	755	01:11	1452	01:12	1703	01:13	1169	01:14	1195	01:15	1325
02:03	2191	02:04	2141	02:05	2067	02:06	198	02:07	2016	02:08	3187	02:09	3044
02:10	2416	02:11	1228	02:12	358	02:13	1254	02:14	1591	02:15	2470	03:04	340
03:05	658	03:06	2370	03:07	1440	03:08	1499	03:09	1744	03:10	1066	03:11	1249
03:12	2362	03:13	1030	03:14	740	03:15	290	04:05	334	04:06	2331	04:07	1713
04:08	1805	04:09	2080	04:10	1364	04:11	1065	04:12	2355	04:13	905	04:14	571
04:15	457	05:06	2261	05:07	1951	05:08	2131	05:09	2390	05:10	1658	05:11	890
05:12	2321	05:13	818	05:14	494	05:15	768	06:07	2108	06:08	3323	06:09	3149
06:10	2549	06:11	1423	06:12	256	06:13	1447	06:14	1783	06:15	2651	07:08	1406
07:09	1056	07:10	785	07:11	1920	07:12	1956	07:13	1640	07:14	1653	07:15	1616
08:09	719	08:10	797	08:11	2613	08:12	3211	08:13	2339	08:14	2148	08:15	1406
09:10	891	09:11	2697	09:12	3008	09:13	2411	09:14	2290	09:15	1754	10:11	1939
10:12	2441	10:13	1655	10:14	1533	10:15	1120	11:12	1528	11:13	292	11:14	511
11:15	1489	12:13	1505	12:14	1832	12:15	2642	13:14	340	13:15	1288	14:15	979

Tab. 23**JAS150 RGB, I, NDVI****Signature Separability Listing**

Distance measure: Euclidean Distance

Using bands: 1 2 3 4 5

Klasse	Normalized Probability
1 Acker	0.1129
2 Algen	0.0034
3 Gruenflaechen	0.0790
4 Mais	0.0034
5 Schatten	0.1129
6 Steinbruch	0.0903
7 Stoppel	0.1129
8 Strassen	0.1129
9 Urban	0.0113
10 Wald	0.1129
11 Wasser	0.1129
12 Zuckerrueben	0.0677
13 Wein dunkel	0.0339
14 Wein gruen	0.0339

Minimum:	148
Standardabweichung	856
Mittelwert:	1648

01:02	1566	01:03	1435	01:04	1091	01:05	1715	01:06	1061	01:07	550	01:08	896
01:09	459	01:10	830	01:11	1712	01:12	1811	01:13	617	01:14	2144	02:03	2778
02:04	2300	02:05	151	02:06	1925	02:07	1715	02:08	1815	02:09	1745	02:10	1490
02:11	209	02:12	3148	02:13	2052	02:14	3511	03:04	510	03:05	2921	03:06	2256
03:07	1827	03:08	2124	03:09	1663	03:10	1344	03:11	2964	03:12	386	03:13	819
03:14	737	04:05	2440	04:06	2049	04:07	1571	04:08	1898	04:09	1391	04:10	840
04:11	2491	04:12	853	04:13	533	04:14	1219	05:06	2044	05:07	1854	05:08	1940
05:09	1887	05:10	1624	05:11	148	05:12	3289	05:13	2200	05:14	3653	06:07	603
06:08	170	06:09	844	06:10	1849	06:11	1968	06:12	2597	06:13	1522	06:14	2865
07:08	454	07:09	291	07:10	1365	07:11	1808	07:12	2182	07:13	1050	07:14	2479
08:09	693	08:10	1682	08:11	1872	08:12	2473	08:13	1373	08:14	2752	09:10	1222
09:11	1860	09:12	2010	09:13	892	09:14	2313	10:11	1690	10:12	1691	10:13	814
10:14	2058	11:12	3336	11:13	2223	11:14	3698	12:13	1196	12:14	367	13:14	1533

Tab. 26**Ultracam RGB****Signature Separability Listing**

Distance measure: Euclidean Distance

Using bands: 1 2 3

Klasse	Normalized Probability
1 Acker	0.1133
2 Algen	0.0680
3 Gruenflaechen	0.0793
4 Mais	0.0034
5 Schatten	0.0906
6 Steinbruch	0.0340
7 Stoppel	0.1133
8 Strassen	0.1133
9 Urban	0.0793
10 Wald	0.1133
11 Wasser	0.1133
12 Weinreben dunkel	0.0113
13 Weinreben gruen	0.0113
14 Zuckerrueben	0.0566

Minimum:	2
Standardabweichung	42
Mittelwert:	63

01:02	101	01:03	59	01:04	65	01:05	100	01:06	31	01:07	6	01:08	47
01:09	16	01:10	111	01:11	97	01:12	84	01:13	82	01:14	53	02:03	45
02:04	36	02:05	2	02:06	125	02:07	103	02:08	144	02:09	108	02:10	12
02:11	4	02:12	19	02:13	22	02:14	50	03:04	9	03:05	44	03:06	85
03:07	63	03:08	103	03:09	70	03:10	54	03:11	42	03:12	27	03:13	24
03:14	8	04:05	36	04:06	91	04:07	69	04:08	110	04:09	75	04:10	46
04:11	33	04:12	19	04:13	17	04:14	14	05:06	124	05:07	102	05:08	142
05:09	107	05:10	13	05:11	3	05:12	19	05:13	22	05:14	49	06:07	30
06:08	18	06:09	31	06:10	137	06:11	122	06:12	110	06:13	108	06:14	78
07:08	45	07:09	11	07:10	114	07:11	100	07:12	87	07:13	85	07:14	57
08:09	44	08:10	155	08:11	140	08:12	128	08:13	126	08:14	96	09:10	119
09:11	105	09:12	93	09:13	91	09:14	64	10:11	15	10:12	28	10:13	31
10:14	60	11:12	16	11:13	20	11:14	47	12:13	4	12:14	33	13:14	31

12.2 Abbildungsverzeichnis

Abb. 1



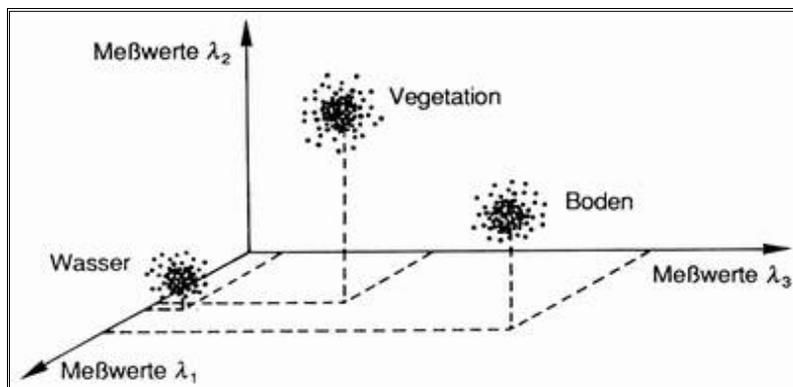
Abb. 2**Abb. 3**

Abb. 4

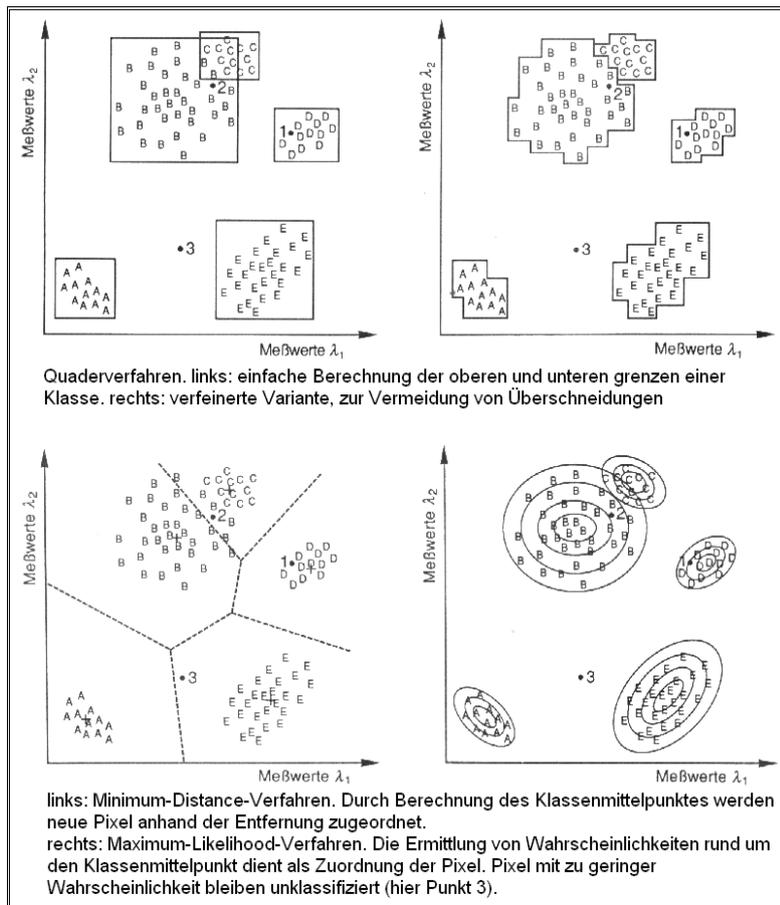


Abb. 5

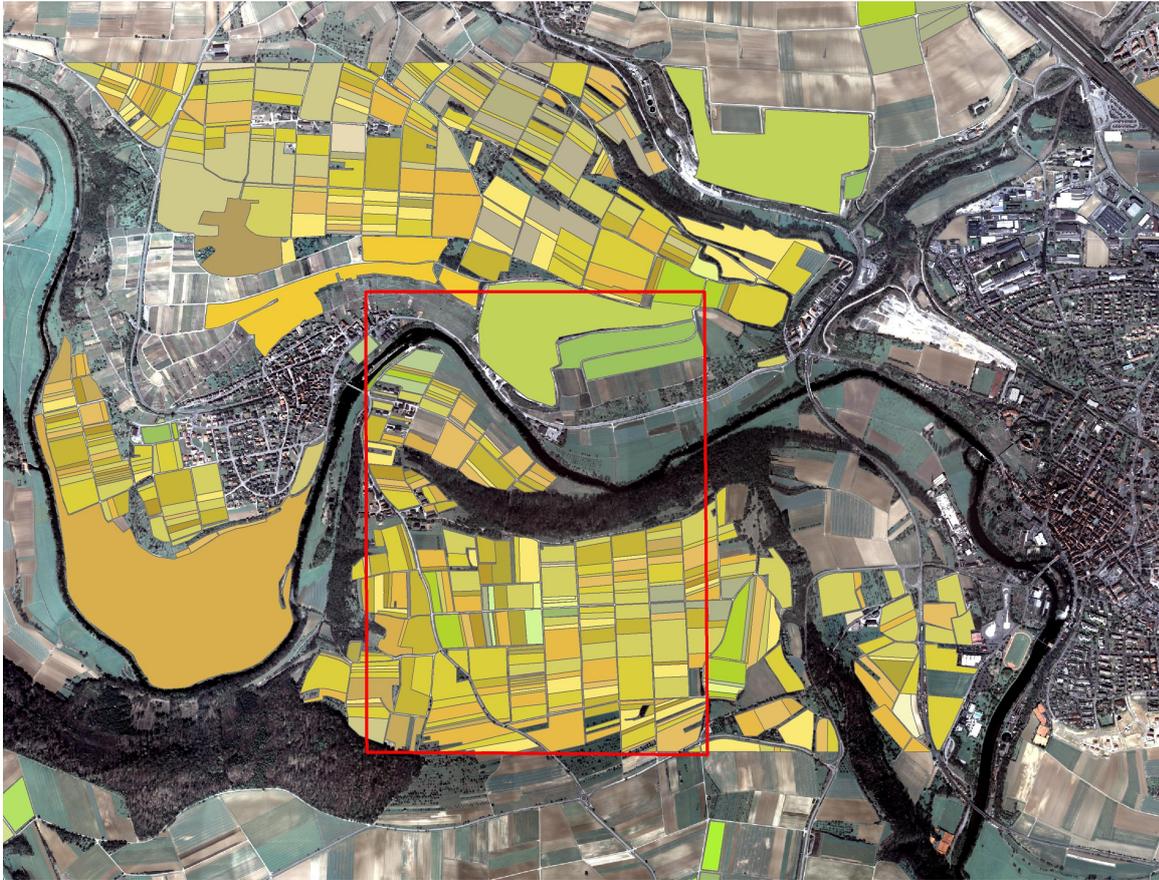


Abb. 6

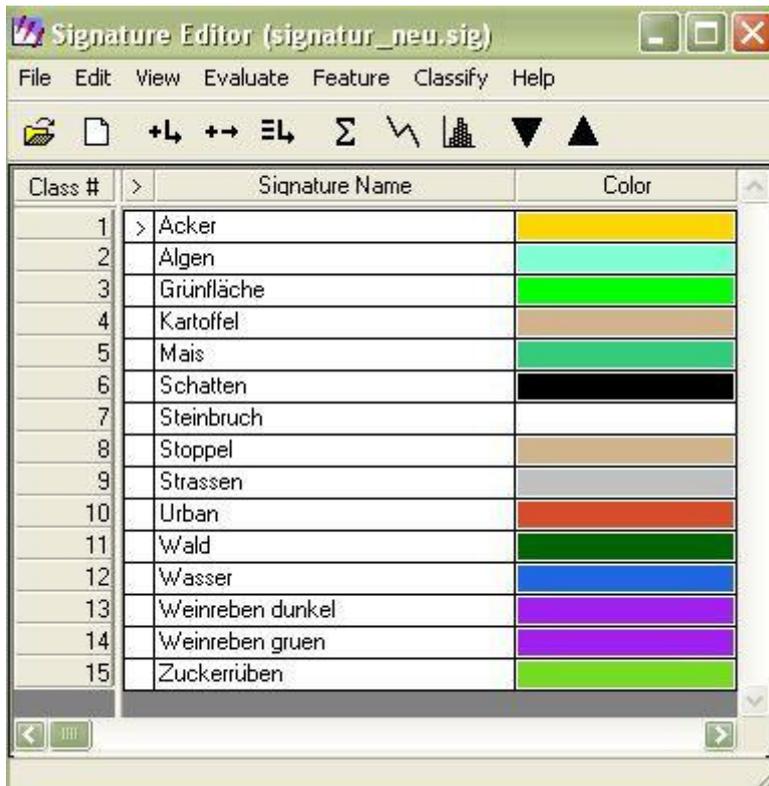


Abb. 7



Abb. 8



Abb. 9



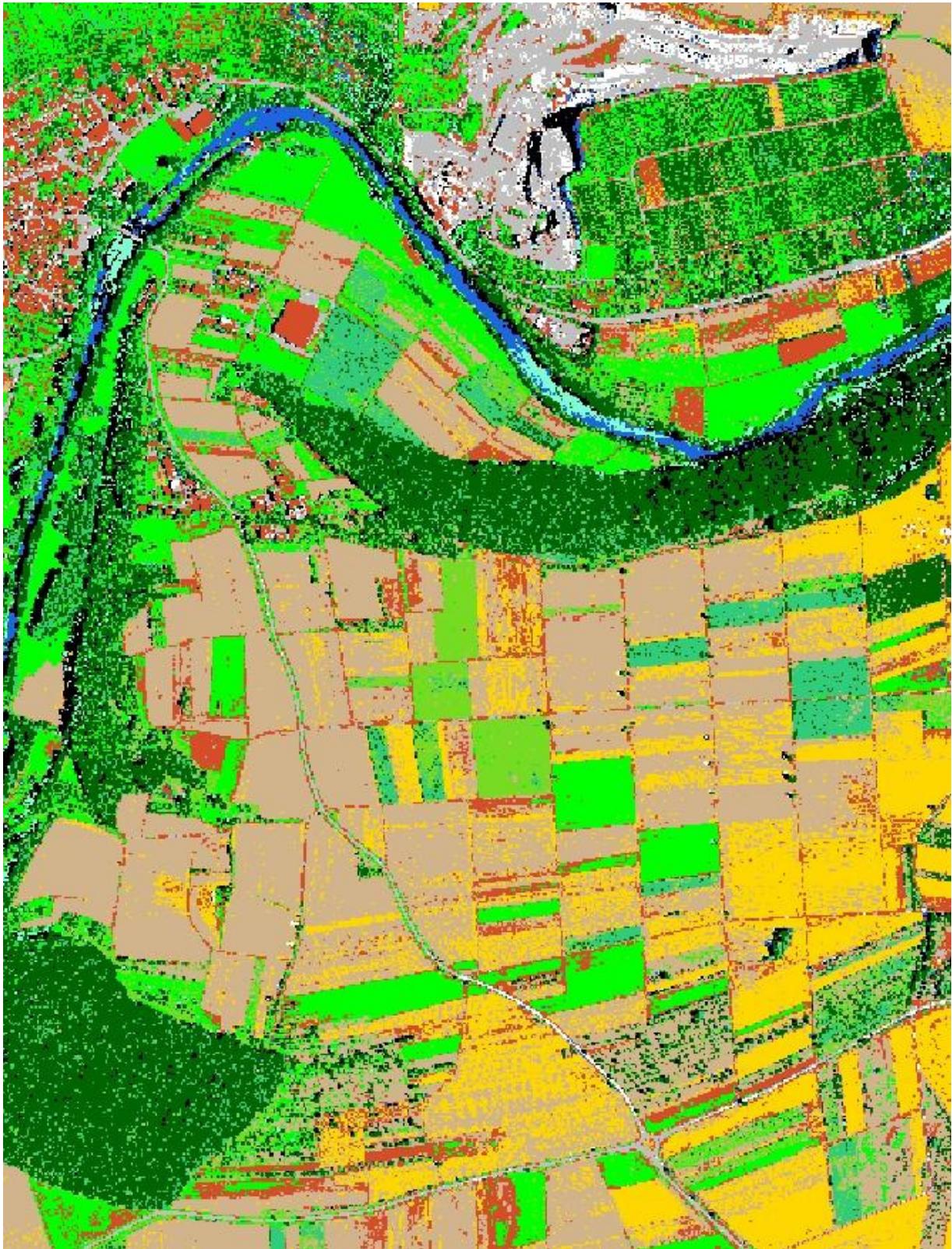
Abb. 10

Abb. 11

Abb. 12

Abb. 13

Abb. 14

