Hildesheimer Geographische Studien Bd. 6	2016	S. 27 – 52

Digitale Vegetationstypenkartierung des Nationalparks Asinara (Sardinien)

Robin Stadtmann, Moritz Sandner, Tim Drissen,
Julia T. Treitler, Rebecca Winter & Martin Sauerwein

Zusammenfassung

Mit Methoden der Fernerkundung und der digitalen Bildanalyse wird eine digitale Vegetationskartierung für die Mittelmeerinsel Asinara (Sardinien) durchgeführt. Auf Grundlage von Feldarbeiten und hochauflösenden, multispektralen Satellitenbilddaten (Pléiades, 2 x 2 m) wird eine pixelbasierte Überwachte Klassifizierung mittels Maximum-Likelihood-Methode vorgenommen und die Genauigkeit des Resultats anschließend visuell und statistisch ausgewertet. Die Ergebnisse zeigen eindeutige Grenzen der Klassifizierung hochauflösender Bilddaten durch Einzelpixelverfahren auf. Dies wird im Hinblick auf potentielle Lösungsvorschläge diskutiert. Basierend auf dem Zwischenergebnis wird unter Einbeziehung zusätzlicher Geodaten und visueller Interpretation eine Überarbeitung der Daten vorgenommen. Das Ergebnis stellt die bislang hochauflösendste flächenhafte Vegetationskartierung für den Nationalpark Asinara dar.

Schlüsselwörter: Fernerkundung, Überwachte Klassifizierung, Maximum-Likelihood, Nationalpark Asinara, Sardinien

Summary

Using remote sensing techniques and digital image analysis we conducted a digital mapping of vegetation types on the Mediterranean island of Asinara (Sardinia). Based on field data and high resolution satellite pictures (Pléiades, 2 x 2 m) a pixel-based Supervised Classification via Maximum-Likelihood-Algorithm was realised and statistically as well as visually evaluated. The results show clear limits of pixel-based classifications with high resolution data. Editing these interim results by integrating auxiliary geodata together with visual interpretation of orthophotos we accomplished the first extensive high resolution mapping of vegetation types on Asinara.

Keywords: **Remote sensing, Supervised Classification, Maximum-Likelihood, Asinara National Park, Sardinia**

1. Anlass und Zielsetzung

Um Schutzgebiete managen und geeignete Maßnahmen für ihren Erhalt und ihre Entwicklung ergreifen zu können, sind flächendeckende Datengrundlagen zur Ausprägung der Schutzgüter von grundlegender Bedeutung (BFN 2011). Für die Nationalparkinsel Asinara liegen diese Daten bislang allerdings nur lückenhaft vor. Insbesondere gibt es bisher keine flächendeckende Kartierung der Vegetation Asinaras, die in ihrem Detaillierungsgrad über die Unterscheidung von Vegetationsformen, wie Macchie und Garrigue, oder die grobe Ausweisung von FFH-Lebensraumtypen hinausgehen (RADS 2014). Vielfältige Herausforderungen, wie der hohe Besatz des Gebietes mit Weidetieren (PISANU et al. 2012:1546), Klimawandel (GRAEN et al. 2015) oder die Frage nach der tragbaren Intensität der touristischen Nutzung der Insel machen die Verfügbarkeit einer flächendeckenden Vegetationskartierung jedoch zu einem wichtigen Anliegen.

Im Rahmen des drittmittelgeförderten, interdisziplinären Projektes „Einfluss von Beweidung, Pedosphäre, Relief und Klimawandel auf die Biodiversität im Nationalpark Asinara (Sardinien)“ wurde u.a. die aktuelle Landnutzung der Insel mit einer Vielzahl von Untersuchungsflächen zur Erfassung der Vegetationszusammensetzung und der Bodenbeschaffenheit untersucht (DRISSEN et al., eingereicht). Hinzu kamen faunistische Untersuchungen (WINTER et al. 2017, TREITLER et al. 2017) und Kartierungen der historischen Landnutzung (STADTMANN et al. 2013 sowie weitere eigene Kartierungen 2013-2016). Die Ergebnisse aus den durchgeführten Studien sollen sowohl in einem Schutzkonzept zum Erhalt der Biodiversität der Mittelmeerinsel aufgehen als auch die Basis für ein Monitoring des Untersuchungsgebietes bilden.

Die Fernerkundung hält im Bereich der digitalen Bildanalyse geeignete Methoden bereit, um die Landbedeckung mit Hilfe von Luft- oder Satellitenbilddaten flächendeckend zu kartieren. Auf Grundlage der vor Ort gewonnenen, detaillierten Vegetationstypenaufnahmen soll eine erste flächendeckende digitale Vegetationskartierung für Asinara durchgeführt werden. Im Falle der Nationalparkinsel liegt ein Untersuchungsgebiet mit kleinräumigen Reliefunterschieden und einer sehr variablen und kleinflächigen Mosaikvegetation vor (STADTMANN et. al. 2013:5f.). Umfangreiche Geländearbeiten bieten für den Einsatz von Methoden der Fernerkundung den Vorteil, dass sichere Bodendaten (*ground data*) zur Kontrolle und Validierung vorliegen.

Im Folgenden gilt es zu prüfen, ob und wieweit sich die Gliederung der erhobenen Felddaten in den multispektralen Eigenschaften von Satellitenbilddaten wiederfinden und somit mittels Methoden der Fernerkundung, im Speziellen der pixelbasierten Multispektralklassifizierung, auf die Gesamtfläche der Insel übertragen lassen. Bei der Verarbeitung steht insbesondere die Frage im Raum, wie praktikabel sich die digitale Kartierung der ausgewiesenen mediterranen Vegetationstypen aufgrund ihrer spektralen Eigenschaften auf der Basis von Einzelpixeln gestaltet.

Angestrebt wird eine möglichst detaillierte Klassifizierung, die zum einen der kleinräumigen Heterogenität des Naturraums gerecht wird, zum anderen aber auch eine möglichst geringe Quote an Fehlklassifizierungen erzeugt. Dabei ist es ein wichtiges Anliegen, die bestehenden Felddaten möglichst effektiv in den Klassifizierungsprozess einfließen zu lassen, um verlässliche Trainingsgebiete für eine Überwachte Klassifizierung zu erzeugen. Abschließend ist eine Genauigkeitsanalyse (*accuracy assessment*) durchzuführen, um die Qualität des Ergebnisses statistisch zu beschreiben.

Die methodischen Probleme eines pixelbasierten Ansatzes mit hochauflösenden Daten sollen durch Nachbearbeitung und eine visuelle Interpretation unter Einsatz von Detailkartierungen, zusätzlichen Geodaten und den Geländeergebnissen aufgewogen werden. Darüber hinaus sollen sowohl die Ergebnisse als auch die angewendete Methodik kritisch betrachtet werden, da die digitale Vegetationskartierung als Grundlage für weitere Arbeiten innerhalb des Projektes und des Nationalparks dienen soll.

2. Das Untersuchungsgebiet

Mediterrane Lebensräume sind zu einem großen Teil das Ergebnis einer oft Jahrtausende währenden Nutzung und Beeinflussung durch raumwirksames menschliches Handeln. Heute sind mediterrane Geoökosysteme besonders dramatisch von den globalen Umweltveränderungen und Übernutzung betroffen (WAGNER 2001:203).

Die Insel Asinara (*Isola dell‘ Asinara*) befindet sich vor der Küste Sardiniens und gehört somit zu den Tyrrhenischen Inseln (MÉDAIL & QUÉZEL 1999:1511). Die annähernd 52 km² umfassende Insel (DONEDDU 2008:61) ist durch subtropisch-mediterranes Klima der winterfeuchten Subtropen mit winterlichen Niederschlägen und sommerlicher Trockenheit geprägt (SCHULTZ 2010:70f.). Asinara verfügt über ein ausgeprägtes Relief mit zahlreichen Erhebungen von bis zu 408 m ü. NN (s. Abb. 1).

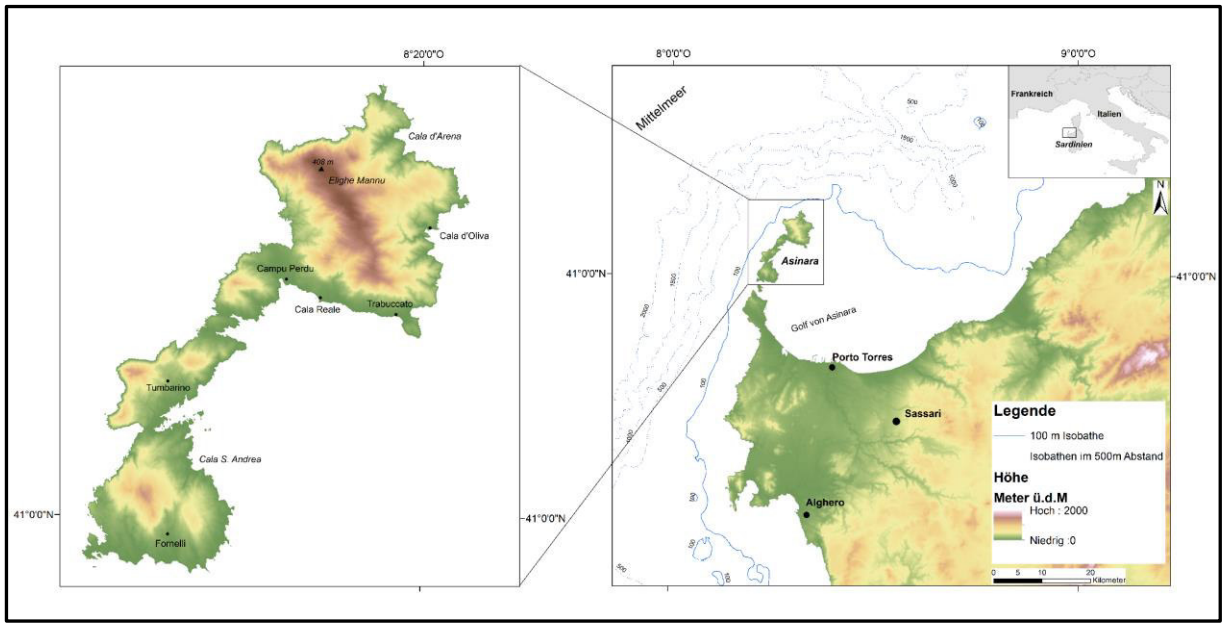

Abb. 1: Topographie Asinaras (Datenquellen: USGS 2014, EMODNET 2014, RAdS 2010a).

2.1 Nutzungsgeschichte

Erste Nutzungsspuren auf Asinara gehen auf das 4. Jahrtausend v. Chr. zurück (BONINU 2008). Bis weit ins 19. Jahrhundert war die Mittelmeerinsel, wie viele andere mediterrane Gebiete auch, von einer typischen Nutzungsgeschichte geprägt. Dazu gehörte die historische Entwaldung ebenso wie die Landwirtschaft auf Terrassenkulturen und die Viehhaltung (WAGNER 2001:227f., FALQUI & VIRDIS 2008:207ff., STADTMANN et al. 2013:23).

Eine Besonderheit stellt die Nutzungsgeschichte seit 1885 dar, in der Asinara erst als Gefängnis- und Quarantäneinsel und während des ersten Weltkrieges als Gefangenenlager genutzt wurde (MASSIDA 2008:67f.). Anschließend erfolgte erneut eine Nutzung als Gefängnisinsel. Insbesondere in der zweiten Hälfte des 20. Jahrhunderts wurde die Landnutzung auf Asinara immer weiter intensiviert (STADTMANN et al. 2013:23ff.). Die in dieser Zeit im Untersuchungsraum nachweislich betriebene Weidewirtschaft (z.B. FALQUI & VIRDIS 2008:213), in deren Rahmen auch das Brennen der Landschaft zu Beweidungszwecken betrieben wurde, stellt einen sehr wesentlichen Faktor für die heutige Landbedeckung dar. Hierdurch wurden offene Flächen geschaffen und an Feuer angepasste Pflanzen gefördert.

Nach der Schließung des Gefängnisses konnte sich der Bestand der Haus- und Weidetiere (u.a. Pferde, Mufflons, Ziegen und Esel), die seitdem ohne natürliche Feinde frei auf der Insel leben, ungehindert vergrößern (MONBALLIU & TORRE 2008:173f.). Mit ihrer Lebensweise beeinflussen diese Tiere in besonderem Maße die Vegetation auf der Insel (PISANU et al. 2012, 2014). Seit dem Jahr 1999 steht neben der umliegenden Meereszone auch das Festland der Insel als *Parco Nazionale dell' Asinara* unter Schutz (GAZALE 2008:89).

2.2 Vegetation

Der Mittelmeerraum gehört zu den 25 artenreichsten Regionen der Erde und beherbergt etwa 25.000 Pflanzenarten. Davon gelten ca. 13.000 Arten als endemisch (MYERS et al. 2000:854). Vor allem die Tyrrhenischen Inseln sind für ihren „reliktischen Endemismus" bekannt (MÉDAIL & QUÉZEL 1999:1511). Auf Asinara konnte BOCCHERI (1988) fast 700 Pflanzenarten nachweisen.

Die natürliche Vegetation in Form eines mediterranen Eichen-Hartholzwaldes (*Quercus ilex, Quercus suber, Quercus rotundifolia*) wurde im Zuge einer jahrtausendlangen Nutzungsgeschichte, insbesondere durch Rodung und Beweidung in weiten Teilen des Mittelmeergebietes komplett vernichtet und konnte sich auch durch die Ausbreitung von Beweidung nur in wenigen Orten erhalten (HOFRICHTER

2000:228f.). An die Stelle der Wälder traten Degradationsstadien aus immergrüner Buschvegetation der Macchien und Garrigues. Die höherwüchsige Vegetationsformation der Macchie, unter anderem mit Baumheide (*Erica arborea*), Erdbeerbaum (*Arbutus unedo*) und Zistrosenarten (*Cistus* sp.) wird bis zu mehreren Metern hoch. Die flächenhaft verbreitetere Garrigue erreicht oft lediglich Wuchshöhen von 0,5 bis 1m (HOFRICHTER 2001:228f.).

Waldbestand mit Steineichen (*Quercus ilex* subsp*. ilex*) ist auf Asinara nur noch im Norden der Insel bei Elighe Mannu zu finden (s. Abb 1). Hier sind die Eichen durch Einzäunung geschützt (BOCCHIERI & FILIGHEDDU 2008:141f.). Dort wo die Buschvegetation der Macchie die Insel prägt, charakterisiert vor allem die Baumartige Wolfsmilch (*Euphorbia dendroides*) durch ihren, im Frühjahr endenden, winterlichen Blühzyklus die Landschaft. Ebenso allgegenwärtig ist hier der Mastixstrauch (*Pistacia lentiscus*), vereinzelt finden sich Olivenbäume (*Olea europaea)* (BOCCHIERI & FILIGHEDDU 2008:142f.). Sowohl in der Macchie als auch insbesondere in Form niedrigerer Garrigue ist die Montpellier-Zistrose (*Cistus monspeliensis*) vertreten. Als Kulturfolger und Pionierpflanze nach Bränden bedeckt diese Art großflächig mediterrane Landschaften (HOFRICHTER 2000:227; SCHÖNFELDER & SCHÖNFELDER 2011). Die niedrige Vegetation der Küste setzt sich vor allem aus Pithyusen-Wolfsmilch (*Euphorbia pithyusa* subsp. *pithyusa*) und Italienischer Strohblume (*Helichrysum italicum* subsp*. microphyllum*) zusammen (DRISSEN et al., eingereicht). Im Nordosten der Insel, bei der Bucht Cala d'Arena sowie südlich von Campu Perdu im mittleren Teil der Insel und im Süden in der Bucht Cala S. Andrea (s. Abb. 1) finden sich die größten Vorkommen von Phönizischem Wacholder (*Juniperus phoenicea* subsp. *turbinata)*. Weiterhin sind die von Wind und Gischt geprägten Bereiche der Westküste Lebensraum für salztolerante Halophyten und stellenweise durch die endemische Raue Flockenblume (*Centaurea horrida)* besiedelt (BOCCHIERI & FILIGHEDDU 2008:142f.). Trockenes Grasland mit intensiver Beweidung findet sich vor allem großflächig im Süden und im südlichen Nordteil der Insel. In Senken können sich weiterhin wechselfeuchte Grasbereiche entwickeln (DRISSEN et al., eingereicht).

3. Material und Methodik

Im Folgenden werden der Datenbestand und verwendete Software vorgestellt sowie die angewandte Vorgehensweise erläutert und begründet. Eine Übersicht ist in Abb.2 graphisch dargestellt.

Der Hauptteil der digitalen Bildanalyse durch Klassifizierung erfolgte mit der Software ERDAS IMAGINE 2015. Es wurde eine Überwachte Klassifizierung unter Verwendung des Maximum-Likelihood-Verfahrens mit *a priori*-Gewichtung durchgeführt (JENSEN 2015:398ff, LILLESAND et al. 2015:545). Hierzu wurden Trainingsgebiete basierend auf Felddaten definiert und nach einer Evaluierung und Verbesserung für die Erzeugung der spektralen Klassensignaturen verwendet, mit denen dann die pixelbasierte Klassifizierung vorgenommen wurde. Anschließend erfolgte eine Genauigkeitsanalyse.

Das hierdurch evaluierte Zwischenergebnis wurde anschließend aus dem Rasterformat in Polygone überführt und mittels visueller Interpretation unter Verwendung zusätzlicher Geodaten überarbeitet. Zuvor wurden grundlegende Generalisierungsschritte vorgenommen, in denen Pixelcluster kleiner als 5 eliminiert wurden. Die Überarbeitung sowie die visuelle Darstellung und flächenhafte Auswertung der Ergebnisse wurde in ESRI ArcMap 10.4.1 durchgeführt. Zudem kamen Geoverarbeitungswerkzeuge von QGIS 2.18.2 und GRASS GIS 7 zur Anwendung.

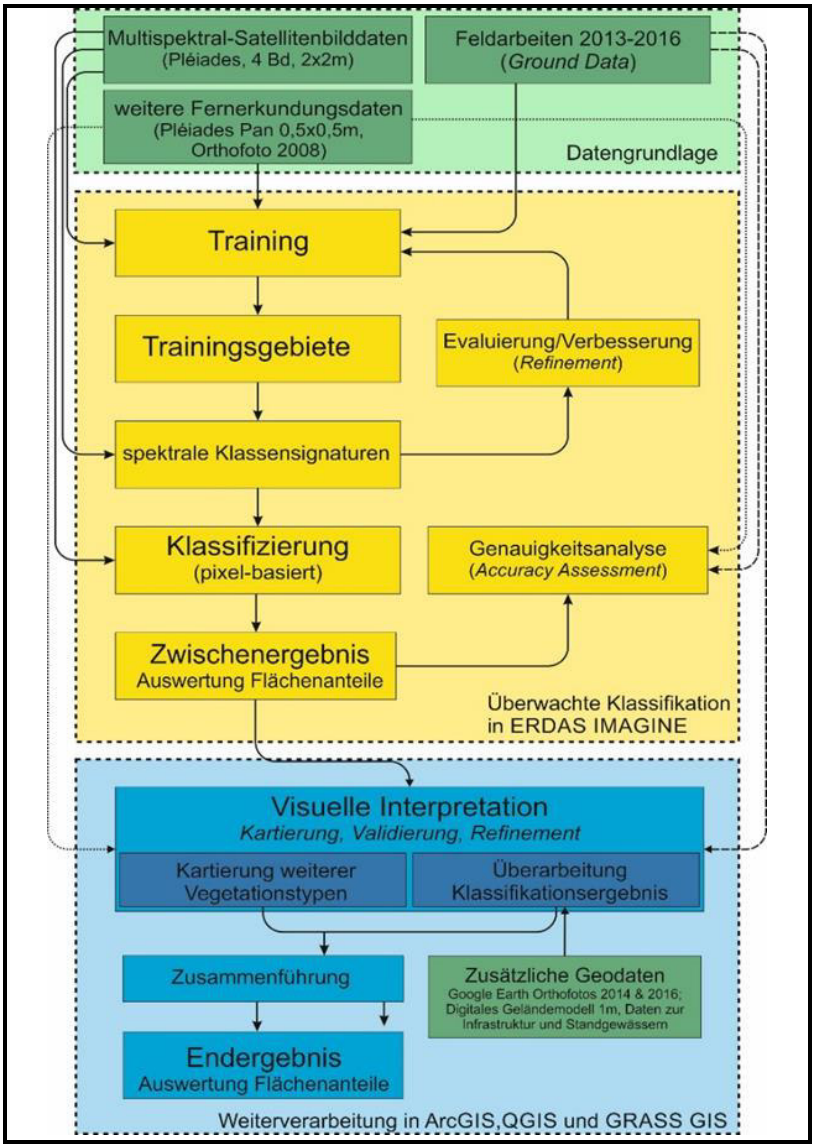

Abb. 2: Übersicht über die Datengrundlage und den Arbeitsablauf.

3.1 Datengrundlagen und Preprocessing

Die für die Klassifizierung vorgesehene Satellitenbildaufnahme (s. Abb. 2) entstammt dem Aufnahmesystem Pléiades 1A aus dem französisch-italienischen Satellitenprogramm Orfeo (Optical and Radar Federation for Earth Observation). Die multispektrale Satellitenbildaufnahme besitzt vier Bänder, davon drei im Bereich des sichtbaren Lichtes (Rot 590-710 nm, Grün 500-620 nm, Blau 430-550 nm) und ein weiteres im Bereich des nahen Infrarots (NIR 740-940 nm). Die multispektralen Bilddaten weisen eine geometrische Auflösung von 2 x 2 m auf (ASTRIUM 2012:2).

Die bereits vom Vertreiber der Bilddaten durchgeführte Vorverarbeitung (*preprocessing*) des Pléiades-Satellitenbildes umfasste folgende Arbeitsschritte:

- Vier-Punkt-Georeferenzierung im projizierten Koordinatensystem WGS 84 UTM Zone 32 N (EPSG: 32632),
- Radiometrische Korrekturen (ASTRIUM 2012:21f.).

Um die Beeinflussung durch die das Festland der Insel umgebende Wasserflächen (Reflexion auf Wellen, weiße Gischt im Grenzbereich Festland-Meer) zu verhindern, wurde ein Subset des Inselfestlandes erstellt. Zusätzlich zu der multispektralen Bildausgabe liegt die oben beschriebene Pléiades-Bildszene auch in Form von panchromatischen Bilddaten vor. Die geometrische Auflösung der Bilddaten beträgt

0,5 x 0,5 m. Die Wahl der Aufnahme geschah einerseits aufgrund der Wolkenfreiheit der Bildszene, andererseits auch aufgrund der zeitlichen Einordnung in die Vegetationsperiode. Zeitpunkt der Aufnahme ist der 14. Mai 2014. Damit liegt der Aufnahmezeitpunkt innerhalb der 2013 und 2014 durchgeführten Feldarbeiten zur Vegetationsaufnahme, sowie vor der einsetzenden Sommertrockenheit.

Unterstützend standen weitere Fernerkundungs- und GIS-Datensätze zur Verfügung. Diese wurde insbesondere in der Trainingsphase und bei der Genauigkeitsanalyse hinzugezogen. Das verwendete Luftbild-Dataset (R,G,B; RADS 2010b) stellt das Untersuchungsgebiet in einer hohen räumlichen Auflösung von 0,2 x 0,2 m dar. Die Aufnahmen dienten als zusätzliche hochauflösende Referenzdaten während der Trainingsphase und der Genauigkeitsanalyse. Hierbei muss jedoch auf die, durch ihr Aufnahmedatum im Jahr 2008, entstehende zeitliche Differenz von über sechs Jahren und die jahreszeitliche Abweichung gegenüber dem zu klassifizierenden Satellitenbild hingewiesen werden. Zur Kontrolle und als Ausgleich der unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkte von Satellitenbild (Mai 2014) und Orthofoto (Frühjahr 2008) wurden insbesondere bei der Nachbearbeitung des Klassifizierungsergebnisses Orthofotos aus Google Earth (Aufnahmedaten: 24.5.2014 und 30.03.2016) hinzugezogen. Ergänzend zu den Rasterdatensets lagen unterschiedliche Vektordaten vor. Es handelt sich um die Position der Untersuchungsplots der Vor-Ort-Vegetationsaufnahmen in den Jahren 2013 und 2014 in Form von Punktdaten, sowie eine detaillierte Kartierung der Bestände an Steineichen erarbeitet von WÄTZOLD (2015). Diese Daten spielten insbesondere bei der Auswahl der Trainingsgebiete und der Orientierung auf der Bildszene eine Rolle. Bei der Nachbearbeitung wurden zudem Daten über das Wegenetz und die bestehenden Gebäude sowie die Gewässer der Insel verwendet (RADS 2012). Ein digitales Geländemodell (1 m Auflösung, RAdS 2010a) lag für das Untersuchungsgebiet vor und wurde im Rahmen der Nachbearbeitung des Zwischenergebnisses verwendet.

Auf Grundlage der Feldarbeiten des Projektes in den Jahren 2013 und 2014 wurden, unter Berücksichtigung der auf der Insel vorkommenden Pflanzengesellschaften, neun Vegetationstypen ausgewiesen (Tab. 1). Diese wurden in die Klassenauswahl für die Klassifizierung aufgenommen.

Tab. 1: Hauptvegetationstypen, ausgewiesen in den Feldarbeiten der Jahre 2013 und 2014.

Code	Beschreibung	Leitarten
CEN	Niedrige Vegetation, dominiert durch *Centaurea horrida*.	*Centaurea horrida, Helichrysum italicum* subsp. *microphyllum*
EUP	Durch Baumartige Wolfsmilch (*Euphorbia dendroides)* dominierte Macchie. Vergesellschaftet mit *Asparagus albus*, *Cistus monspeliensis*, *Calicotome villosa* und *Pistacia lentiscus*.	*Euphorbia dendroides*
CIS	Durch Montpellier-Zistrose (*Cistus monspeliensis*) dominierte, niedrig- und höherwüchsige Vegetation. Vergesellschaftet mit *Lavandula stoechas*, *Calicotome villosa*, *Pistacia lentiscus*.	*Cistus monspeliensis*
JUN	Dichtere Bestände aus Phönizischem Wacholder (*Juniperus phoenicea* subsp. *turbinata*). Häufig vergesellschaftet mit *Euphorbia characias*.	*Juniperus phoenicea* subsp. *turbinata*
LOW	Niedrige Vegetation (bis 50 cm). Besonders auf felsigen Bereichen in Küstennähe.	*Helichrysum italicum* subsp. *microphyllum, Euphorbia pithyusa* subsp. *pithyusa*
OLI	Klein-, und Kleinstwald mit Olivenbäumen (*Olea europaea* var. *europaea*)	*Olea europaea* var. *europaea*
QUE	Steineichenwald (*Quercus ilex* subsp. *ilex*), vergesellschaftet mit *Prasium majus.*	*Quercus ilex* subsp. *ilex*
GRD	Trockenes Grasland mit intensiver Beweidung, kaum verbuscht.	Graminoide
GRW	Wechselfeuchtes Grasland mit intensiver Beweidung. Enthält im Vergleich zu GRD zusätzliche feuchtezeigende Arten.	Graminoide

Insbesondere bei der Ausweisung der Trainingsgebiete und bei der Genauigkeitsanalyse war das Einbringen von Expertenwissen notwendig. Zudem konnte auf eine umfangreiche Fotodokumentation der Inselvegetation zurückgegriffen werden.

3.2 Überwachte Klassifizierung

3.2.1 Training I: Klassifikationssystem und Trainingsgebiete

Auswahl der Trainingsgebiete

Anforderungen, die an verlässliche Trainingsgebiete gestellt werden, sind einerseits, dass sie die charakteristische Reflexion der jeweiligen Klasse gut abbilden und somit als repräsentativ für die Kategorie auf der gesamten Bildszene angesehen werden können. Andererseits ist es wichtig, dass die Trainingsgebiete in sich homogen gehalten werden und so wenig Pixel einer anderen Klasse enthalten wie möglich (JENSEN 2015:376). Es können auch geringe Anzahlen von Trainingspixeln, sofern diese sorgfältig ausgewählt sind, die Grundlage einer erfolgreichen Klassifizierung sein (FOODY & MATHUR 2006). Eine höhere geometrische Auflösung der Bilddaten erfordert jedoch auch eine höhere Anzahl an Trainingspixeln (CHEN & STOW 2002:1161).

Das Klassifikationssystem, d.h. die konstruierte thematische Klasseneinteilung (JENSEN 2015:365), basiert initial auf den Daten der Feldarbeiten (s. Tab. 1). Diese Einteilung wurde zusätzlich um die Klasse PIS erweitert. Sie umfasst Bereiche mit flächenhaftem Vorkommen des Mastixstrauchs (*Pistacia lentiscus*). Die Pflanze ist fast überall auf der Insel anzutreffen und durch die geometrische Auflösung des Satellitenbildes für die Reflektion vieler Pixel in der Bildszene verantwortlich. Zusammen mit den zu berücksichtigenden Bereichen mit stehenden Gewässern und vegetationsfreiem Gelände (Felsen und Infrastruktur) umfasst das Klassifikationssystem die folgenden zwölf Klassen:

- QUE, EUP, CIS, JUN, PIS, OLI, LOW, CEN, GRD, GRW, ohne Vegetation, Wasser.

Um eine möglichst optimale Auswahl der Trainingsgebiete zu gewährleisten, wurden diese nach Möglichkeit über die gesamte Bildszene verteilt. Dies soll dem Einfluss von Reflexionsunterschieden vorbeugen (LILLESAND et al. 2015:547). Die Ausweisung von einheitlichen Trainingsgebieten gestaltete sich durch die hohe räumliche Auflösung der Bilddaten als anspruchsvoll, da für Klassen, in denen einzelne Pflanzenindividuen mehrere Pixel beeinflussen, nur schwer zusammenhängende Pixelbereiche gefunden werden konnten. Gleiches galt für Klassen von generell begrenzter Verbreitung (z.B. CEN, OLI).

3.2.2 Training II: Evaluierung und Verbesserung der Klassensignaturen

Bis zur abschließenden Erzeugung einer zusammengefassten Signatur für jede Klasse gestaltet sich die Trainingsphase als iterativer Prozess aus der Auswahl von Trainingsgebieten, deren Evaluierung und erneuter Verbesserung der Auswahl. Instrumente bzw. Methoden der Evaluierung sind u.a. die hier durchgeführte Ermittlung der Trennbarkeit (s*eperability*) über die transformierte Divergenz (*transformed divergence*) (JENSEN 2015:387, LILLESAND et al. 2015:552) sowie die qualitative Beurteilung über die Darstellung von Kanälen in 2D-Scatterplots (RICHARDS 2013:387). Zudem wird eine Selbstklassifizierung der Trainingsgebiete vorgenommen, um die Homogenität der Trainingsgebiete abzuschätzen (LILLESAND et al. 2015:553f.). Die genannten Werkzeuge sind Teil einer Verfeinerungsphase (*refinement*). Ihr Ziel ist es, die spektralen Signaturen jedes Trainingssamples in Bezug auf seine Repräsentativität zu optimieren und die Trennbarkeit (*seperability*) der Klassensignaturen untereinander zu verbessern.

In ERDAS IMAGINE wurden folgende Werkzeuge zur Evaluierung von Klassensignaturen verwendet:

- Histogramme,
- Darstellung im Scatterplot (*feature space*),
- Evaluierungsstatistiken (Distanzmatrix und Kontingenzmatrix).

Evaluierung der Normalverteilung

Mittels Ausgabe von Histogrammen wurde die Verteilung der Grauwerte einer Signatur überprüft. Bei der hier angestrebten Verwendung des Maximum-Likelihood-Klassifikators ist eine normalverteile Ausprägung einer Klasse bedeutend für die Qualität des Klassifizierungsergebnisses (JENSEN 2015:398f.). Nicht bei allen Klassen konnte eine annähernde Normalverteilung festgestellt werden. So weisen die Klassen GRD und GRW in unterschiedlichen Kanälen verzerrte bis bimodale Verteilungen auf.

Selbstklassifizierung der Trainingsgebiete

Die Selbstklassifizierung der Trainingspixel wird in ERDAS IMAGINE über die Ausgabe einer Kontingenz-Matrix (*Contingency*-Matrix) ermöglicht (vgl. Abb. 3).

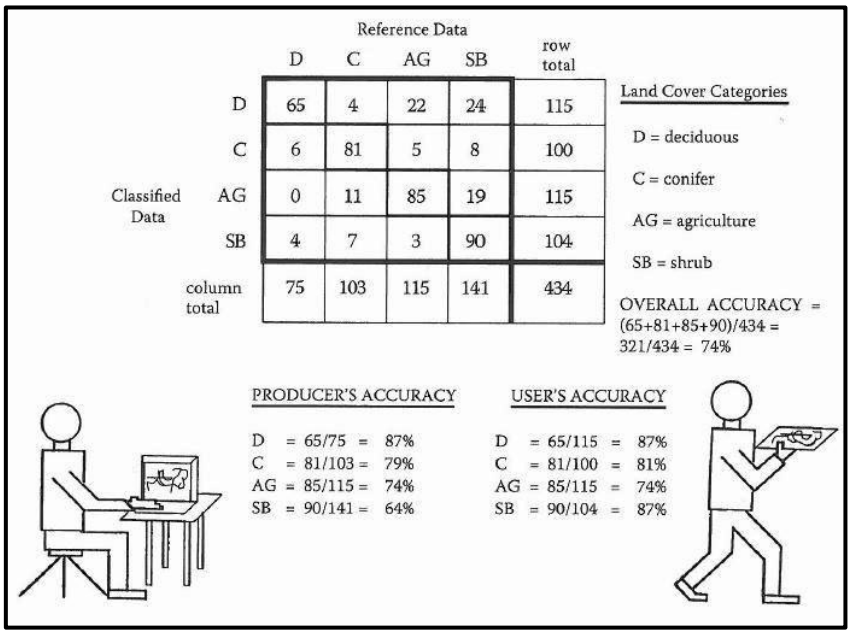

Abb. 3: Beispiel einer Fehlermatrix und der aus ihr abgeleiteten Informationen zur Genauigkeit von thematischen Fernerkundungsdaten (CONGALTON & GREEN 2009:17).

Aus ihren Zeilen- und Spaltensummen, sowie der Kreuzfelder lassen sich Werte für die Genauigkeit des Gesamtergebnisses und der einzelnen Klassen ableiten und somit effektiv evaluieren. So gibt die Herstellergenauigkeit (*producer's accuracy*) die Genauigkeit einer Klasse im Bezug auf Auslassungsfehler (*errors of omission*) an, d.h. sie macht Aussagen über den Anteil der richtig klassifizierten Referenzdaten einer Klasse. Die Nutzergenauigkeit (*user's accuracy*) besagt hingegen, wie hoch der Anteil der richtig klassifizierten Stichproben an der Gesamtheit der klassifizierten Stichproben für eine bestimmte Klasse ist. Hier werden also auch fälschliche Zuschläge (*errors of commission*) berücksichtigt. Die Herstellergenauigkeit einer Klasse kann also durchaus hoch sein, wenn diese mit deutlicher Überschätzung klassifiziert wurde. Durch das Betrachten der Nutzerwahrscheinlichkeit wird dann deutlich, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Benutzer der thematischen Informationen diese Klasse im Gelände auch wirklich antreffen würde (CONGALTON & GREEN 2009:58f.).

Tab. 2 zeigt das Ergebnis der Berechnung. Die hohe Gesamtgenauigkeit der Selbstklassifizierung resultiert insbesondere aus dem großen Anteil der korrekt klassifizierten Gebiete der Klassen Wasser und ohne Vegetation, deren Trainingsgebiete homogen und aufgrund ihrer Großflächigkeit einfach auszuwählen waren. Somit ergibt diese Größe keinen Aufschluss über die Qualität der Vegetationsklassen. Auffällig ist, dass die Klasse OLI trotz einer mäßigen Herstellergenauigkeit von 62% eine sehr geringe

Nutzergenauigkeit (10%) aufweist. Die Klasse wurde also nicht nur ungenügend in ihren eigenen Trainingsgebieten klassifiziert, sondern nimmt auch einen großen Anteil an falsch zugeordneten Pixeln innerhalb der anderen Klassen ein. Die Fehlklassifizierungen dieser Klasse liegen im Bereich von QUE, PIS und EUP, jedoch auch in GRW. Auch die Klasse JUN hat eine höhere Herstellergenauigkeit als Nutzergenauigkeit und wird daher häufiger als Klassifikationsergebnis ausgegeben als eigentlich durch die Zuordnung der Trainingsgebiete festgelegt.

Tab. 2: Kontingenz-Matrix der Selbstklassifizierung der Trainingsdaten

		Trainingsdaten													
		Wasser	ohne Veg.	QUE	EUP	PIS	OLI	JUN	CIS	CEN	LOW	GRD	GRW	Total	Users's Accuracy
Klassifizierte Daten	Wasser	14067	265	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	14332	14067/14332 98%
	ohne Vegetation	268	18655	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18923	18655/18923 99%
	QUE	0	0	1700	230	163	27	27	3	0	0	0	50	2200	1700/2200 77%
	EUP	0	0	51	3105	79	13	10	0	0	1	488	240	3987	3105/3987 78%
	PIS	0	0	154	221	1493	33	67	19	0	0	0	97	2084	1493/2084 72%
	OLI	0	0	213	243	263	155	1	0	0	0	6	747	1628	155/1628 10%
	JUN	0	0	61	3	103	0	1173	271	0	57	0	0	1668	1173/1668 70%
	CIS	0	19	0	0	3	0	56	5558	0	62	95	0	5793	5558/5793 96%
	CEN	0	3	0	0	0	0	0	2	217	4	0	0	226	217/226 96%
	LOW	0	91	0	0	0	0	18	179	14	3301	737	0	4340	3301/4340 76%
	GRD	0	55	3	39	0	0	0	4	0	197	31573	98	31969	31573/31969 99%
	GRW	0	0	60	168	208	22	3	0	0	32	443	2174	3110	2174/3110 70%
	Total	14335	19088	2242	4009	2312	250	1355	6036	231	3654	33342	3406	90260	
Producer's Accuracy:		14067 /14335 98%	18655 /19088 98%	1700 /2242 76%	3105 /4009 77%	1493 /2312 65%	155 /250 62%	1173 /1355 87%	5558 /6036 92%	217 /231 94%	3301 /3654 90%	31573 /33342 95%	2174 /3406 64%		

Spektrale Trennbarkeit (Seperability)

Die spektrale Trennbarkeit der aus den Einzelsignaturen der Trainingsgebiete zusammengeführten Klassensignaturen wurde auf zweierlei Arten überprüft. Einerseits statistisch mit der Berechnung der Distanz zwischen den Klassen. Ausgewählt wurde die transformierte Divergenz (*transformed divergence*). Andererseits wurden die Signaturen über die Auswertung von 2D-Scatterplots beurteilt.

Tab. 3: Transformierte Divergence aller Klassenpaare bei der Kombination aller vier Spektralkanäle, kritische Werte (<1700) rot markiert.

Spektrale Signatur	Wasser	ohne Veg.	QUE	EUP	PIS	OLI	JUN	CIS	CEN	LOW	GRD	GRW
Wasser	0											
Ohne Veg	2000	0										
QUE	2000	2000	0									
EUP	2000	2000	1759	0								
PIS	2000	2000	**1054**	1791	0							
OLI	2000	2000	**1306**	**1410**	**867**	0						
JUN	2000	2000	1729	1895	1703	1902	0					
CIS	2000	2000	1995	1974	1998	1998	**1681**	0				
CEN	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	2000	0			
LOW	2000	2000	2000	1988	2000	1999	1956	1890	2000	0		
GRD	2000	2000	2000	1906	2000	1999	2000	1986	2000	1821	0	
GRW	2000	2000	**1562**	1710	**1314**	**907**	1913	1999	2000	2000	1963	0

Die Matrix der Transformierten Divergenz (s. Tab. 3) lässt erkennen, dass einige Klassen im Merkmalsraum aller 4 Kanäle, wie er für die Klassifizierung genutzt werden soll, schlecht voneinander zu trennen

sind. Insbesondere die Klassenkombinationen PIS–OLI (866), OLI-GRW (907), PIS-QUE (1054), OLI-QUE (1305), PIS-GRW (1314), OLI-EUP (1410), GRW-QUE (1562), sowie CIS-JUN (1680) sind aus der Tabelle hervorzuheben. Schlussfolgernd kann aus der Analyse der Matrix abgeleitet werden, dass insbesondere Großteile der Hartlaubvegetation (PIS, OLI, QUE) spektral nur schlecht unterscheidbar sind. Probleme sind auch durch die spektrale Ähnlichkeit von feuchtem Grasland (GRW) zu den genannten Klassen zu erwarten. Bestätigt wird das Ergebnis der Trennbarkeitsmatrix durch eine graphische Darstellung der Klassen im 2D-Scatterplot (Abb. 4). Insbesondere die starke Überlappung der Klassen QUE, OLI und PIS wird hier deutlich.

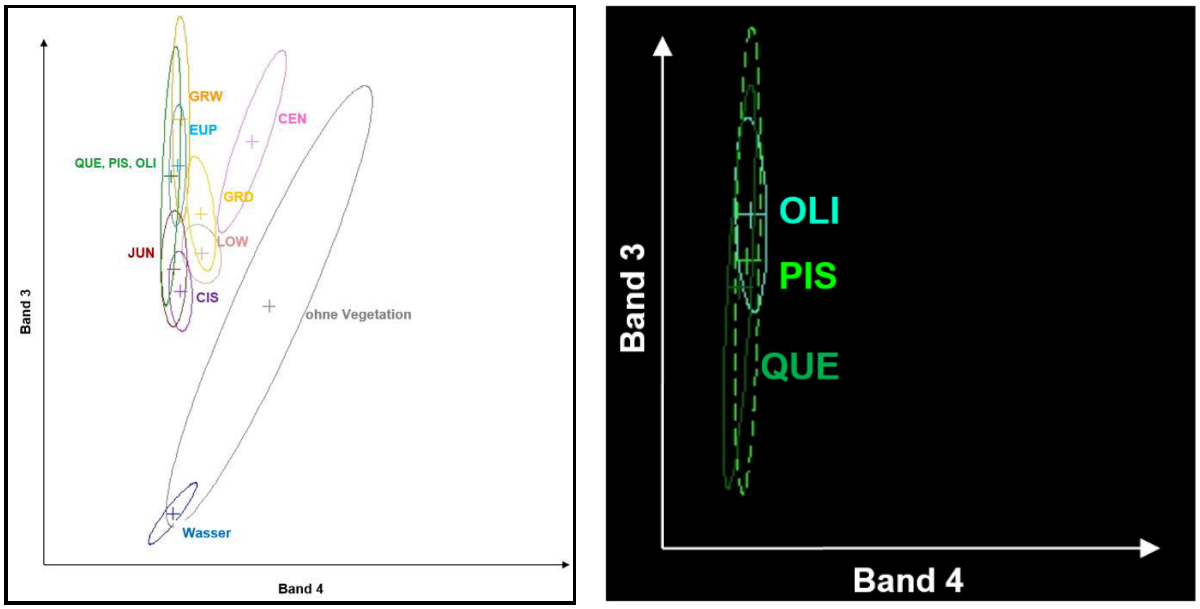

Abb. 4: Klassenellipsen (doppelte Standardabweichung) im Merkmalsraum der Bänder 3 (Rot) und 4 (Infrarot) nach der Zusammenführung der Klassen QUE, PIS, OLI (links). Klassenellipsen (doppelte Standardabweichung) der Klassen QUE, PIS und OLI belegen eine schlechte Trennbarkeit (rechts).

Schlussfolgerungen der Evaluierung

Aus der Evaluierung der Klassensignaturen wurden Schwächen des bestehenden Klassifikationssystems ersichtlich. Im Hinblick darauf wurde einerseits versucht schwache Trainingsgebiete, z.B. mit vielen Fehlklassifizierungen in der Selbstklassifikation, aufzufinden und zu ersetzen bzw. zu löschen. Andererseits war die Änderung des Klassifikationssystems durch ein Zusammenfassen der Klassen OLI, QUE und PIS unumgänglich, sodass am Ende der Trainingsphase das in Tab. 4 gezeigte Klassifikationssystem bestand.

Tab. 4: Überblick über die Klassen und zugehörigen Trainingsdaten im Anschluss an die Evaluierung.

Klasse	Trainings-gebiete	Pixel (total)	Klasse	Trainings-gebiete	Pixel (total)
EUP	28	630	**LOW**	8	3654
QUE, PIS, OLI	51	4804	**GRD**	12	33007
JUN	9	1355	**GRW**	8	3484
CEN	30	231	**ohne Vegetation**	18	19086
CIS	12	6036	**Wasserflächen**	11	14335
			Gesamt	**187**	**83622**

Auswahl der Klassifizierungsmethode

Die nach der Verfeinerung verbleibenden zehn Klassen stellten die Grundlage im anschließenden Prozess der pixelbasierten Klassifizierung. Ausgewählt wurde der Maximum-Likelihood-Klassifikator, da dieser in vergleichbaren Studien sehr oft gute Ergebnisse liefert (vgl. ARONOFF 2005:311, KEUCHEL et al. 2003, MAHMON et al. 2015). Für die Auswahl des pixelbasierten Ansatzes einer Überwachten Klassifikation sprach zudem die Verfügbarkeit eigener umfangreicher Geländeergebnisse sowie die bereits durchgeführte statistische Einteilung der Vegetationstypen auf Basis floristischer Ähnlichkeit (DRISSEN et al., eingereicht), deren Ziel die Umsetzung in eine digitale Klassifizierung war. Die zahlreichen Überschneidungen der Klassen im spektralen Merkmalsraum schließen weiterhin akzeptable Ergebnisse bei Verwendung einiger anderer Standard-Klassifikatoren aus (ARONOFF 2005:311).

Festlegen von Gewichtungswerten (Probabilities)

Aus der Evaluierung der Klassensignaturen wurde die Notwendigkeit zur Festlegung von Wahrscheinlichkeitswerten für einzelne Klassen abgeleitet, um ihren Einfluss auf die Klassifizierung zu regulieren. Dies ermöglicht der BAY'sche Klassifikator als Variante des Maximum-Likelihood Verfahrens (LILLESAND et al. 2015:545). Die Verwendung von *a priori*-Gewichtungswerten kann bedeutenden Einfluss auf die Ergebnisse der Klassifizierung nehmen (vgl. STRAHLER 1980; KEUCHEL et al. 2003:535).

Hinweise auf eine übermäßige Zuordnung von Pixeln zur Klasse JUN ging bereits aus der Selbstklassifizierung mit einer höheren *Producer's Accuracy* (87%) im Vergleich zur *User´s Accuracy* (70%) hervor. Da aus den Feldarbeiten bekannt ist, dass sich flächendeckende Vorkommen dieser Klasse lediglich auf wenige Bereiche der Insel beschränken, wird die Wahrscheinlichkeit diese Klasse einem Pixel zuzuweisen als geringer eingeschätzt und ihr ein *Probability*-Wert von 0,25 zugewiesen.

Auf der Grundlage von Schätzung und Vorwissen über die flächenhafte Häufigkeit der Vegetationstypen und ihrem Potential zur Fehlklassifikation wurden vor der Klassifizierung die in Tab. 5 gezeigten Gewichtungswerte festgelegt.

Tab. 5: Festgelegte Gewichtungswerte der Klassen vor der Klassifizierung.

Klasse	*A priori*-Gewichtung	Klasse	*A priori*-Gewichtung
Water	0.75	CIS	1.25
NoVeg	1.25	CEN	0.10
QUE,PIS,OLI	1.00	LOW	0.50
JUN	0.10	GRD	1.25
EUP	1.00	GRW	1.00

3.2.3 Genauigkeitsanalyse

Zur Ermittlung der Übereinstimmung zwischen dem Klassifikationsergebnis und Referenzdaten wurde eine Genauigkeitsanalyse durchgeführt.

Als Referenzdaten zur Überprüfung des Klassifizierungsergebnisses werden in der Regel Testgebiete ausgewählt, deren Klassenzugehörigkeit dem Nutzer zwar bekannt ist, die jedoch nicht bereits Teil der Trainingsgebiete zur Durchführung der Klassifikation waren. Auf diese Weise wird eine Verzerrung des Analyseergebnisses verhindert (FOODY 2002, CONGALTON & GREEN 2009). Die Ausgabe der statistischen Genauigkeitsanalyse erfolgte in Form einer Fehlermatrix, welche die in den Stichproben verwendeten Werte der Referenzdaten den klassifizierten Daten gegenüber stellte (CONGALTON & GREEN 2009:17).

Zudem wurde der Kappa-Koeffizient nach COHEN (1960), als standardisierte und vergleichbare Gesamtgenauigkeitsaussage, berechnet (CONGALTON & GREEN 2009:105). Um einen Kompromiss zwischen Arbeitsaufwand und Qualität der Analyse zu erzielen wurden in Anlehnung an CONGALTON & GREEN

(2009:75) 75 Samples pro Klasse, also Insgesamt 750 Einzelstichproben, erzeugt. Die Verteilung von Zufallspunkten für die Stichprobe wurde dabei als geschichtete Zufallsstichprobe (*stratified random sampling*) ausgewählt, um auch Klassen mit einer geringen Flächenausdehnung in der Analyse zu berücksichtigen. Dabei wurde jedoch die Mindestgröße der Stichproben pro Klasse auf 50 festgelegt. Eine Klasse enthält daher, je nach ihrer Größe, zwischen 50 und 75 Stichproben.

3.3 Visuelle Interpretation

Sowohl bei der Erstellung und Evaluierung der Trainingsgebiete und des Zwischenergebnisses, als auch bei der Überarbeitung des Klassifikationsergebnisses wurde die visuelle Interpretation als klassisches Mittel der Fernerkundung eingesetzt. Dies ermöglichte die Einbringung von Geländeerkenntnissen aus dem Untersuchungsgebiet und die Einbeziehung zusätzlicher Geodaten bei der Auswertung.

4. Ergebnisse

4.1 Visuelle Beschreibung und Interpretation

Vor der statistischen Genauigkeitsanalyse des Klassifizierungsergebnisses wird eine kurze, visuelle Interpretation des Ergebnisses vorangestellt. Hierzu werden Auffälligkeiten und Besonderheiten der klassifizierten Rasterdaten herausgearbeitet. Die Bildszene erscheint bei erster Betrachtung unruhig und ist durch viele gestreute Einzelpixel unterschiedlicher Klassenzuordnung schwer optisch zu erfassen. Dennoch kommt die großräumige Gliederung der Vegetationstypenverteilung bei genauerem Hinsehen durchaus zur Geltung (vgl. Abb. 5). So sind große Flächen der Insel, insbesondere im nördlichen Teil, als CIS klassifiziert. Wo diese nicht dominiert, sind vor allem Grasflächen (GRD/GRW) ausgewiesen.

Bereits bei kleinmaßstäbiger Betrachtung wird jedoch deutlich, dass immer wieder kleinräumig freiliegender Fels oder auch anthropogene Strukturen wie Lesesteinmauern als niedrige Vegetation (LOW) ausgewiesen wurden. Werden die Ursprünge des so genannten *Salz-und-Pfeffer-Effektes* (DE LANGE 2013:455), d.h. eingesprengte Einzelpixel und Pixelcluster, die anders als ihre Umgebung klassifiziert wurden, betrachtet, so fallen hier die Klassenzuordnungen CEN, JUN und GRW auf. An wenigen Stellen der Bildszene sind Pixel der Klasse Wasser abseits der realen Wasserflächen ausgewiesen.

Die häufige Fehlklassifizierung von LOW ist dem Umstand geschuldet, dass kleinräumige Bereiche, in denen Fels und Bewuchs abwechseln, durch Mischpixel dominiert sind. Hier weisen nur zentrale Pixel von felsigen Bereichen die repräsentative Signatur für vegetationsfreien Fels auf und werden richtig klassifiziert. Da derartige Bereiche auf der gesamten Insel häufig vorkommen, führt dies zu einer deutlich übersteigerten Klassifizierung von niedriger Vegetation. Diese Klasse wurde in Feldarbeiten ursprünglich insbesondere für Küstenbereiche ausgewiesen. Der Bedeutungsumfang dieser Klasse muss daher auf Binnenbereiche mit niedriger Vegetation und Einfluss offener Bodenoberfläche erweitert werden.

Ein ähnlicher Effekt ist auch bei der Klassifizierung der Klasse CEN zu beobachten. Die nur kleinräumig und zumeist an der Westküste dichter wachsenden Flockenblumen (*Centaurea horrida*) werden an vielen Stellen des Bildes klassifiziert, in denen sich Randbereiche von Felsen mit Vegetation zu Mischsignaturen verbinden. Die entsprechenden Pixel wurden in den Trainingsgebieten der Klasse ohne Vegetation nicht berücksichtigt, um die Homogenität der Trainingsdaten zu gewährleisten. In der Evaluierung der Klassensignaturen blieb dieser Konflikt daher unentdeckt.

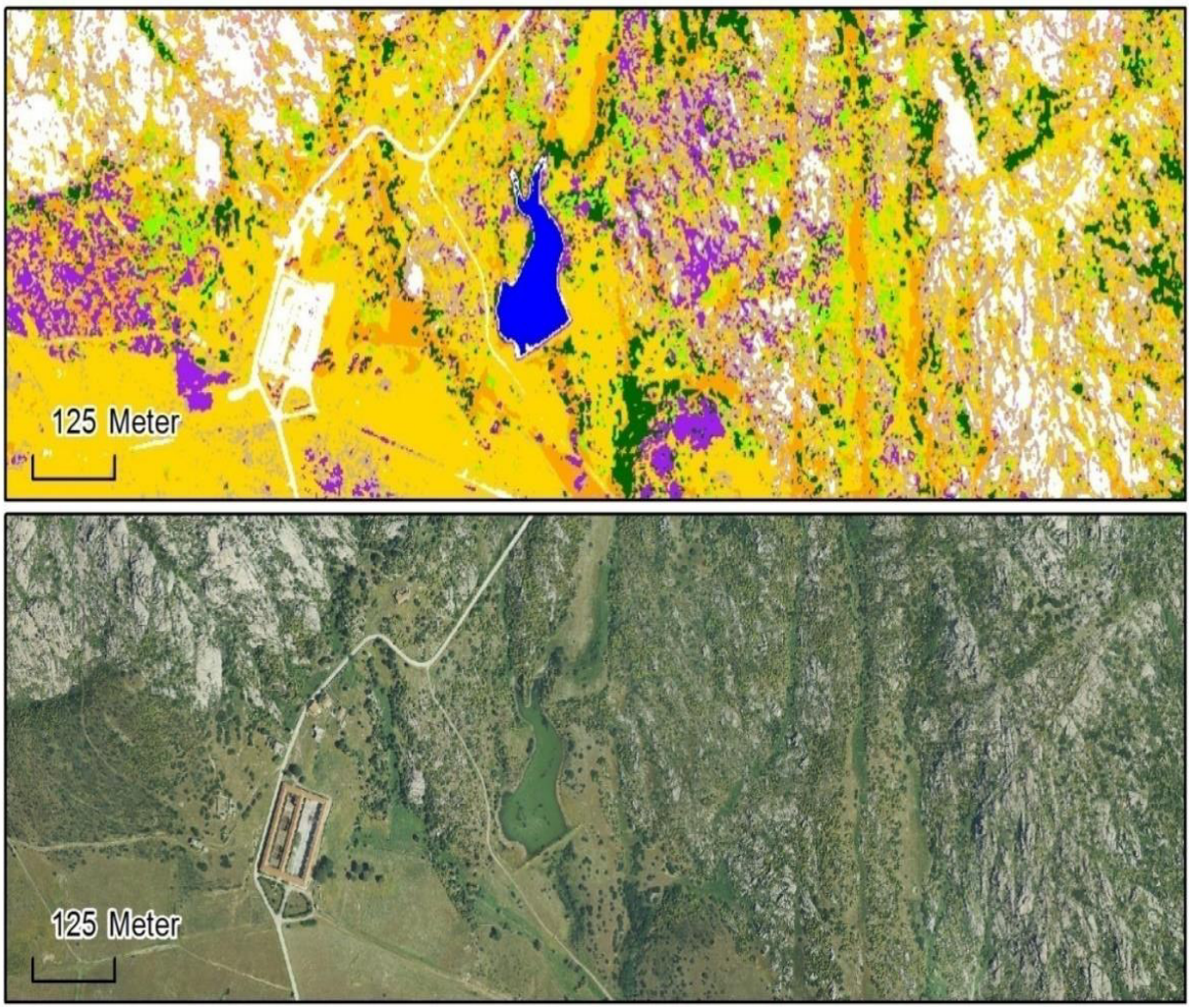

Abb. 5: Vergleichender Eindruck von Klassifikation und Luftbildreferenz. Die Vegetationswechsel von Grasland (gelb), Bereichen mit *Cistus monspeliensis* (violett) und Hartholzvegetation (dunkelgrün) werden deutlich (Maßstab ca. 1:12 000).

Weiterhin existieren Bereiche, in denen sich der Schattenschlag, wenngleich dieser auf der Gesamtszene nur gering auftritt, auf das Klassifizierungsresultat auswirkt. Besonders im Norden der Insel, aber auch an vereinzelten Stellen des restlichen Küstenverlaufs, kommt es dadurch zu einer Fehlklassifizierung von Wasser bei deutlichem Schattenwurf der Felsvorsprünge in Küstennähe. Die Klasse GRW wurde häufig in Bildsituationen ausgewiesen, die auf Grundlage der Einteilung durch die Vegetationsaufnahmen als Bereiche mit *Cistus monspeliensis* (CIS) beschrieben werden müssten.

4.2 Genauigkeitsanalyse

Die Ergebnisse zur thematischen Genauigkeit des Klassifizierungsergebnisses sind in Form einer Fehlermatrix (vgl. Kap. 3.2.2) und aus dieser abgeleiteten *Producer's Accuracy* und *User's Accuracy* (Tab. 6), sowie durch die Berechnung des Kappa-Koeffizienten, ausgewertet worden.

Die Gesamtgenauigkeit, ermittelt aus der Fehlermatrix, beträgt 55,1 %. Der errechnete Kappa-Koeffizient zeugt mit 0,49 (49 % Übereinstimmung) von einer mäßigen, wenn auch nicht schlechten Genauigkeit (CONGALTON & GREEN 2009:108).

Tab. 6: Fehler-Matrix der Genauigkeitsanalyse (10 Klassen, Geschichtete Stichprobe mit insg. 750 und mind. 50 Samples pro Klasse, ermittelt aus Klassenmehrheit in zufällig platziertem 3 x 3-Pixel-Auswahlfenster).

		Referenzdaten (*Ground truth*)										
		Wasser	ohne Veg.	QUE, OLI, PIS	EUP	JUN	CIS	CEN	LOW	GRD	GRW	Total x_{i+}
Klassifizierte Daten	Wasser	34	16	0	0	0	0	0	0	0	0	50
	ohne Vegeta-tion	1	75	0	0	0	0	0	1	1	0	78
	QUE, PIS, OLI	0	0	68	5	0	4	0	0	2	1	81
	EUP	0	0	6	48	0	2	0	0	4	4	64
	JUN	0	0	27	1	0	20	0	2	1	1	51
	CIS	0	2	8	9	0	79	0	3	0	1	102
	CEN	0	35	0	1	0	0	6	7	2	0	51
	LOW	0	16	8	9	0	16	0	38	5	1	93
	GRD	0	7	3	12	0	9	0	13	53	2	99
	GRW	0	0	22	19	0	21	0	1	6	12	81
	Total x_{+j}	35	151	142	103	0	151	6	65	74	22	750

Gesamtgenauigkeit: 34+75+68+48+0+79+6+38+53+12 / 750 = **55,1 %**

	Producer's Accuracy		**User's Accuracy**	
Wasser	34/35 =	**97,1%**	34/50 =	**68,0 %**
ohne Vegetation	75/151 =	**49,7%**	75/78 =	**96,2%**
QUE, PIS, OLI	68/142 =	**47,9%**	68/81 =	**83,9%**
EUP	48/103 =	**46,6%**	48/64 =	**75,0%**
JUN		-		-
CIS	79/151 =	**52,3%**	79/102 =	**77,5%**
CEN	6/6 =	**100,0%**	6/51 =	**11,8%**
LOW	38/65 =	**58,5%**	38/93 =	**40,9%**
GRD	53/74 =	**71,6%**	53/99 =	**53,5%**
GRW	12/22 =	**54,5%**	12/81 =	**14,8%**

Bei der Betrachtung der einzelnen Klassen über die *Producer's Accuracy* und die *User's Accuracy* geben die Stichproben eine zumeist ungenügende Güte an. Diese Ergebnisse sollen im Hinblick auf die visuelle Interpretation und das Design der Zufallsstichprobe interpretiert werden.

Die Klassifizierung der Wasserflächen erzeugte insbesondere *errors of commission*, d.h. fälschliche Zuschläge, in Form von Pixeln die in den Referenzdaten vegetationsfreie Bereiche darstellen. Schattenwurf und feuchte Felsoberflächen sind hier als Gründe anzuführen. Im Gegensatz dazu erreicht die Klasse ohne Vegetation, trotz einer hohen *User's Accuracy*, eine nur geringe *Producer's Accuracy*.

Die sich daraus ergebenden *errors of omission* sind vor allem durch die Klassen CEN und LOW erzeugt worden, deren Fehlklassifizierungen bereits in Kapitel 4.1 als Effekt von Mischpixeln im Übergangsbereich von Vegetation und vegetationsfreien Bereichen gedeutet wurden.

Da jeder Klasse im geschichteten Stichprobendesign eine Mindestanzahl von 50 Stichproben zugewiesen wurde, um auch Klassen mit geringer Verbreitung zu berücksichtigen, kommt es zu einer starken Überschätzung von Klassen wie JUN oder CEN. Dadurch steigt auch der Einfluss von Fehlklassifizierungen auf die Gesamtgenauigkeit.

Die Klasse JUN ist weiterhin verantwortlich für zahlreiche *errors of commission*, welche die Klassen CIS und QUE, PIS, OLI negativ beeinflussen. Dieser Einfluss war bereits aus dem Ergebnis der Klassenevaluierung ersichtlich. Ein Gegensteuern durch entsprechende Gewichtungswerte durch den Maximum-Likelihood-Klassifikator war nicht ausreichend, um diese Fehlklassifizierungen zu verhindern. Auch das Fehlerpotential durch Überlappungen der Klassen GRW, QUE, PIS, OLI und EUP war bereits in der Trainingsphase deutlich geworden. Allein die Fehlklassifizierung von GRW statt CIS erscheint im Hinblick auf die Evaluationsergebnisse als unbegründet. Diese Fehler können als unzureichende Repräsentativität der Trainingsgebiete für besonders feuchte Flächen mit Zistrosen interpretiert werden. Im Umkehrschluss ist jedoch anzumerken, dass hier eine quasi-Teilwahrheit für die Ausweisung von feuchtem Grasland (GRW) besteht, da aus dem Vergleich mit Luftbilddaten durchaus ein Einfluss besonders satter Grasbereiche zwischen den Individuen von *Cistus monspeliensis* abgeleitet werden kann.

Zusammenfassend ist die unzureichende thematische Genauigkeit insbesondere auf folgende Einflüsse zurückzuführen:

- Einfluss von Mischpixeln und der Auflösung der Bilddaten,
- große spektrale Ähnlichkeit einiger Klassen,
- Überschätzung durch Stichprobendesign.

5. Diskussion der Zwischenergebnisse und Fehleranalyse

5.1 Methodik

Rückblickend auf die angewandte Methodik und die zuvor beschriebenen Ergebnisse sollen nun die zu Beginn formulierten Fragestellungen aufgegriffen und diskutiert werden.

Grundsätzlich ist zu bemerken, dass sich die Vegetationsklassen der durchgeführten Klassifizierung teilweise in ihrer Bedeutung von den Kategorien der Feldarbeit unterscheiden. An vielen Stellen muss die Vorstellung eines Vegetationstyps, der durch bestimmte Arten dominiert wird, insofern verworfen werden, als dass vielmehr einzelne Gruppen von Pflanzenindividuen kartiert werden. Als Beispiel kann hier die Klasse EUP angeführt werden. Die ursprüngliche Zuordnung dieser Klasse ist eine von *Euphorbia dendroides* beherrschte Macchie, die jedoch auch durch Vergesellschaftung mit weiteren Arten wie *Pistacia lentiscus* charakterisiert wird. Im Verfahren der Klassifizierung wandelt sich diese Klasse in ihrer Bedeutung zu „reinen" Vorkommen der Wolfsmilchgewächse, da diese völlig andere Reflexionswerte erzeugt als andere Pflanzen der Vegetationsform. Eine Kartierung von Vegetationstypen im Sinne von Bereichen ähnlicher Vegetationszusammensetzung, wie sie in den *in-situ*-Bestimmungen vorgenommen wurde, ist durch die Methodik nur bedingt möglich. Ein positives Beispiel ist der flächenhaft verbreitete Vegetationstyp der Garrigue und niedrigen Macchie mit *Cistus monspeliensis* (CIS). Dieser ist homogen und großflächig genug, um eine geringe spektrale Varianz zu erzeugen. Die Größe der Zistrosen, die meist deutlich unterhalb von 2 m Durchmesser liegt, führt zu Mischpixeln mit den restlichen Geländeobjekten. Diese Pixel ergeben in der Fläche eine einheitliche Signatur, die auch durch ein pixelbasiertes Verfahren erfolgreich klassifiziert werden kann.

Abb. 6 zeigt eine Ansammlung von *Euphorbia dendroides*, welche gerade groß genug sind, um einen 2 x 2m-Pixel im auflösendem Pléiades-Satellitenbild zu dominieren. Stehen die Pflanzen jedoch nicht dicht genug, wie es häufig der Fall ist, so entstehen individuelle Mischpixel zwischen Pflanzenindividuen, Schatten zwischen Einzelpflanzen, Bodenoberfläche oder anderen Pflanzenarten, wie der häufig angrenzenden *Pistacia lentiscus* (vgl. ARONOFF 2003:87).

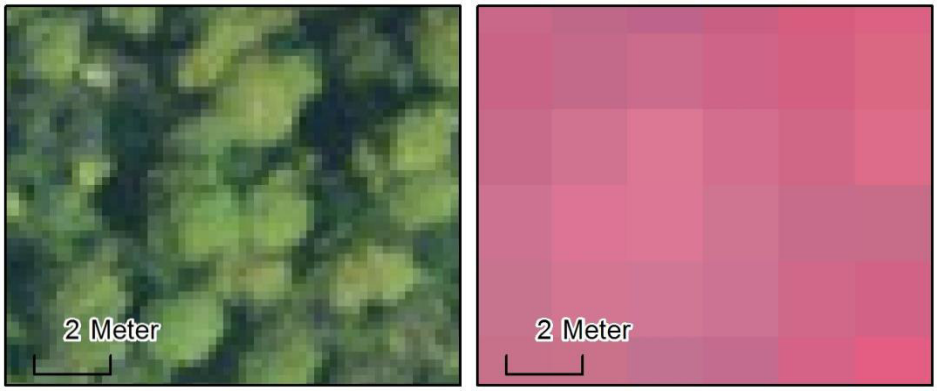

Abb.6: Mischpixel zwischen einzelnen Individuen von *Euphorbia dendroides.* Gleicher Bildausschnitt im Luftbild (links) und Pléiades-Satellitenbild (rechts).

Die auflösungsbedingte Varianz einer Klasse, bedingt durch die hohe Auflösung der Bilddaten, führt hier das Anstreben normalverteilter Trainingsdaten *ad absurdum.* Oft ist es schwierig, Trainingsgebiete mit einer geringen Streuung an Pixeln zu finden. Die Trainingsdaten des trockenen und wechselfeuchten Graslandes (GRD und GRW) belegen eine multimodale Verteilung der Spektralwerte in verschiedenen Kanälen (Abb. 7). Die in der Literatur beschriebene Schlussfolgerung, dass eine solche Signatur mehr als eine Klasse enthalte, ergäbe die Konsequenz der Auftrennung dieser Signatur (LILLESAND et al. 2015:549). Es handelt sich bei dieser Vegetationsbedeckung jedoch um einen homogenen Bedeckungstyp, der lediglich durch unterschiedliche Vitalität der Gräser und veränderlichem Einfluss der Bodenoberfläche abgestuft ist. Dass diese Unterschiede nicht ausreichend durch vermittelnde Strahlungscharakteristika größerer Bildelemente assimiliert werden, führt zum Verlust der Normalverteilung, auf die jedoch nicht mit Schlussfolgerungen der Evaluierung eingewirkt werden kann. Auch Nachbearbeitungsmethoden, bei denen die Umgebung von einzelnen Pixeln für eine Reduzierung eingesprengter Pixel genutzt wird (etwa Filterung, oder Klumpenbildung und anschließendes selektives Löschen), wie sie auch in dieser Arbeit verwendet wurden, können dieses Defizit nur bedingt ausgleichen (WEIDNER & LEMP 2005:106).

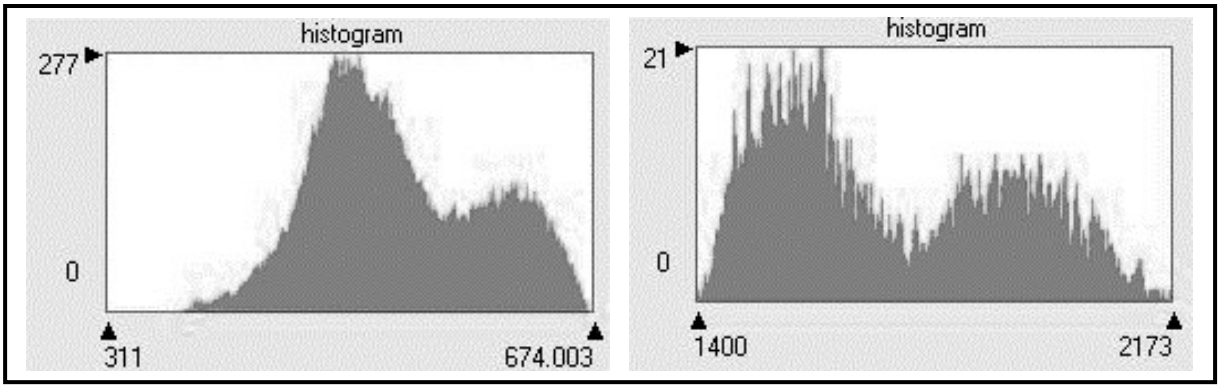

Abb.7: Links: Grauwerthistogramm der Klassen GRD, Band 1 (Blau). Rechts: Grauwerthistogramm der Klasse GRW, Band 4 (nahes Infrarot).

Zusammenfassend führen Bilddaten höherer Auflösung in Kombination mit Methoden der Einzelpixelklassifizierung zu einer deutlichen Ausprägung des „*Salz-und-Pfeffer-Effekts*“, bedingt durch die Vielzahl an Mischpixeln. Diese weichen von der spektralen Charakteristik einer Klasse individuell ab und erzeugen somit Fehlklassifizierungen (PEREA MORENO & MEROÑO DE LARRIVA 2012:150). Weiterhin widerspricht die zunehmende Relevanz von Einzelobjekten in vielen Stellen dem Wunsch, Vegetationstypen nach dem Verständnis einer Zusammensetzung aus verschiedenen Pflanzenarten, die eine gemeinsame und für den Vegetationstyp charakteristische Reflexion erzeugen, zu klassifizieren.

5.2 Ausblick: Potentielle Lösungen für das Auflösungsdilemma

Die im ersten Teil der Diskussion aufgezeigten Grenzen der pixelbasierten Verfahren führen zwingend zu der Frage, wie eine digitale Vegetationskartierung heterogener und kleinräumig gegliederter Gebiete, wie sie die Insel Asinara exemplarisch für den mediterranen Raum darstellt, mit einem angemessenen Ergebnis durchzuführen sei. Die Verringerung der Auflösung (*Downsampling*) durch Zusammenfassen mehrerer Pixel, etwa auf eine Größe von 10 x 10 m Bildeinheiten, wäre prinzipiell möglich und würde den Einfluss einzelner größerer Pflanzenindividuen verringern. Dies wiederspricht jedoch dem Anspruch einer möglichst detaillierten Wiedergabe der kleinräumigen Landschaftsverhältnisse.

Eine Verbesserung der pixelbasierten Klassifizierung, beispielsweise durch die Hinzunahme von weiteren Informationen etwa in Form eines Höhenmodells oder anderen zusätzlichen Daten, ist prinzipiell möglich und kann die Klassifikationsergebnisse erheblich aufwerten (XIE et al. 2008:16). Zudem können hierarchische Entscheidungsregeln zur Erzeugung komplexer Entscheidungsbäume (*decision trees*) genutzt werden (ALBERTZ 2009:161). Diese Möglichkeiten können zwar zu einer Verbesserung des Klassifizierungsergebnisses führen, jedoch lösen auch sie nicht das zuvor thematisierte Auflösungsdilemma. Viele Studien der letzten Jahre zeigen, dass modernere Klassifikationsmethoden, insbesondere bei der Verwendung von hochauflösenden Satellitenbilddaten, die erfolgreichsten Klassifikationsergebnisse erzielen und somit in diesem Feld den klassischen pixelbasierten Methoden überlegen sind (BLASCHKE 2010, WEIH & RIGGAN 2010, PEREA MORENO & MEROÑO DE LARRIVA 2012).

5.3 Zwischenfazit

Durchgeführt wurde eine Überwachte Klassifizierung, deren Grundlage mit Trainingsdaten unter Hinzunahme von *in-situ*-Informationen und Fernerkundungsdaten gelegt wurde. Dafür musste das Kategoriensystem der Feldarbeiten zum Teil abgeändert werden, da es in seiner Differenzierungs- und Bedeutungsebene nicht durchgehend mit den Eigenschaften der Satellitenbilddaten übereinstimmte. Das Ergebnis der pixelbasierten Klassifizierung mit dem Maximum-Likelihood-Klassifikator erzielt trotz eines langwierigen Trainingsprozesses und der Verwendung von Gewichtungswerten eine nicht zufriedenstellende thematische Genauigkeit.

Fehlklassifizierungen, und insbesondere der daraus resultierende ausgeprägte *Salz-und-Pfeffer-Effekt*, führen zu einer nur schwer verwendbaren optischen Version des Ergebnisses. Die Fehler der Klassifizierung sind stark kategorienabhängig und vor allem durch den Einfluss der Bildauflösung bedingt. Aufgrund der geringen Verlässlichkeit der Klassifizierung sind auch die Ergebnisse der flächenhaften Auswertung allenfalls als grobe Einstufung von Flächenanteilen der Vegetationstypen zu sehen.

Dies spiegelt sich auch in der durchgeführten Genauigkeitsanalyse mit einer Übereinstimmung nach Kappa-Koeffizient von nur knapp 50% wider. Sollte hier - ohne die sich in Kapitel 6 anschließende Überarbeitung - ein befriedigendes Ergebnis auf Grundlage hochauflösender Satellitenbilder erreicht werden, müssten komplexere Verfahren zur Klassifizierung angewendet werden. Hier eignen sich insbesondere kontext- und objektbezogene Methoden, welche für die Klassifizierung räumlich hochauflösender Bilddaten entwickelt wurden.

6. Überarbeitung der Zwischenergebnisse

6.1 Visuelle Interpretation und zusätzliche Geodaten

Auf die in Kapitel 4 und 5 deutlich gewordenen Nachteile der erzeugten Vegetationskartierung konnte anschließend durch Einbeziehung der Geländeerkenntnisse und zusätzlicher Geodaten reagiert werden. Dies wurde zum einen durch umfangreiche manuelle Digitalisierungsarbeiten basierend auf visueller Interpretation von Orthofotos erreicht. Zum anderen wurden Fehlklassifizierungen durch Entscheidungsregeln, basierend auf dem digitalen Geländemodell und anderer Geodaten, aufgedeckt und mittels GIS überarbeitet (s. Abb. 8). Grundlage hierfür bildete das bereits im GIS überarbeitete und in Polygone überführte Klassifikationsergebnis. Aus dem *Accuracy Assessment* und der Fehleranalyse lassen sich folgende Problemfelder ableiten:

- Die Klasse LOW, welche in den Felddaten eigentlich eine Küstengarrigue (DRISSEN et al., eingereicht) darstellt, wird durch das Klassifikationsverfahren auf der ganzen Insel in Bereichen mit niedriger Vegetation detektiert und sorgt für zahlreiche *errors of omission*.
- Dies gilt auch für durch die endemische Pflanze *Centaurea horrida* dominierte Vegetation, welche ausschließlich an der Westküste vorkommt, aber durch das Klassifikationserfahren verteilt über die ganze Insel ausgewiesen wurde.
- Unterrepräsentanz der Klasse EUP. Die Geländeergebnisse zeigten deutlich größere Flächen von durch *Euphorbia dendroides* dominierter Macchie.
- Die mangelnde Trennbarkeit der Klassen QUE, PIS & OLI.
- Die Klasse GRW weist viele stark verstreute Flächen (*Salz-und-Pfeffer-Effekt*) und zudem offensichtliche Fehlklassifizierungen auf.
- Umfangreiche Fehlklassifikationen der Klasse JUN.

6.2 Zusätzliche Objektklassen

Die Vegetationstypen, für welche die Überwachte Klassifikation durchgeführt wurde, wurden mit Ausnahme der Klasse CEN aufgrund ihrer flächenhaften Verbreitung auf der Insel ausgewählt. Für diese Klassen liegt durch die Arbeit von DRISSEN et al. (eingereicht) eine umfangreiche Datengrundlage vor. In der Nachbereitung wurden nun weitere Objektklassen eingearbeitet, die bei der Überwachten Klassifikation keine Berücksichtigung finden konnten. Die Begründung hierfür liegt in der naturschutzfachlichen Relevanz dieser Vegetationstypen für den Nationalpark und für zukünftige Managementmaßnahmen. Es wurden folgende Vegetationstypen, die nur sehr kleinräumig vorkommen und deren Verbreitung durch die Geländearbeiten bekannt war, in die Kartendarstellung eingefügt:

- Von *Tamarix africana* (Code: TAM) dominierte Haine, welche sich in brackwasserbeeinflussten Bereichen (PISANU et al. 2014:49) bei Cala d'Arena, Cala S. Andrea oder an der südlichen Küste der Insel in einigen räumlich sehr beschränkten Arealen finden. Hinzu kommen einige wenige weiter im Inland gelegene Flächen, welche im Jahresgang besonders feuchte Standorte darstellen. Die Flächen sind als FFH Lebensraumtyp 92D0 für den Nationalpark Asinara ausgewiesen (EEA 2014),
- Die Insel weist einige aufgeforstete Flächen mit *Pinus pinea* (PIN) auf (WÄTZOLD 2014: 25), deren Kartierung mit Hinblick auf die Entwicklung der Waldflächen von Bedeutung ist,
- Von *Juncus acutus* (Juncus) (PISANU et al. 2014:36,49f.) geprägte Flächen finden sich vor allem in Küstennähe und brackwasserbeeinflussten Bereichen, wo sie den FFH Lebensraumtyp 1410 darstellen (PISANU et al. 2014:36,49f.; EEA 2014),
- Durch die Überwachte Klassifikation wurde die Infrastruktur der Insel (Straßen, Wege, existierende Gebäude, Ruinen) als NOVEG (ohne Vegetation) klassifiziert. Durch die Verschneidung des

Ergebnisses mit Daten der REGIONE AUTONOMA DELLA SARDEGNA (RADS 2012), die durch eigene Kartierungen zum Schließen von Datenlücken ergänzt wurden, konnte die Infrastruktur konkreter von Steinflächen abgegrenzt und als eigene Klasse (INFRA) ausgewiesen werden.

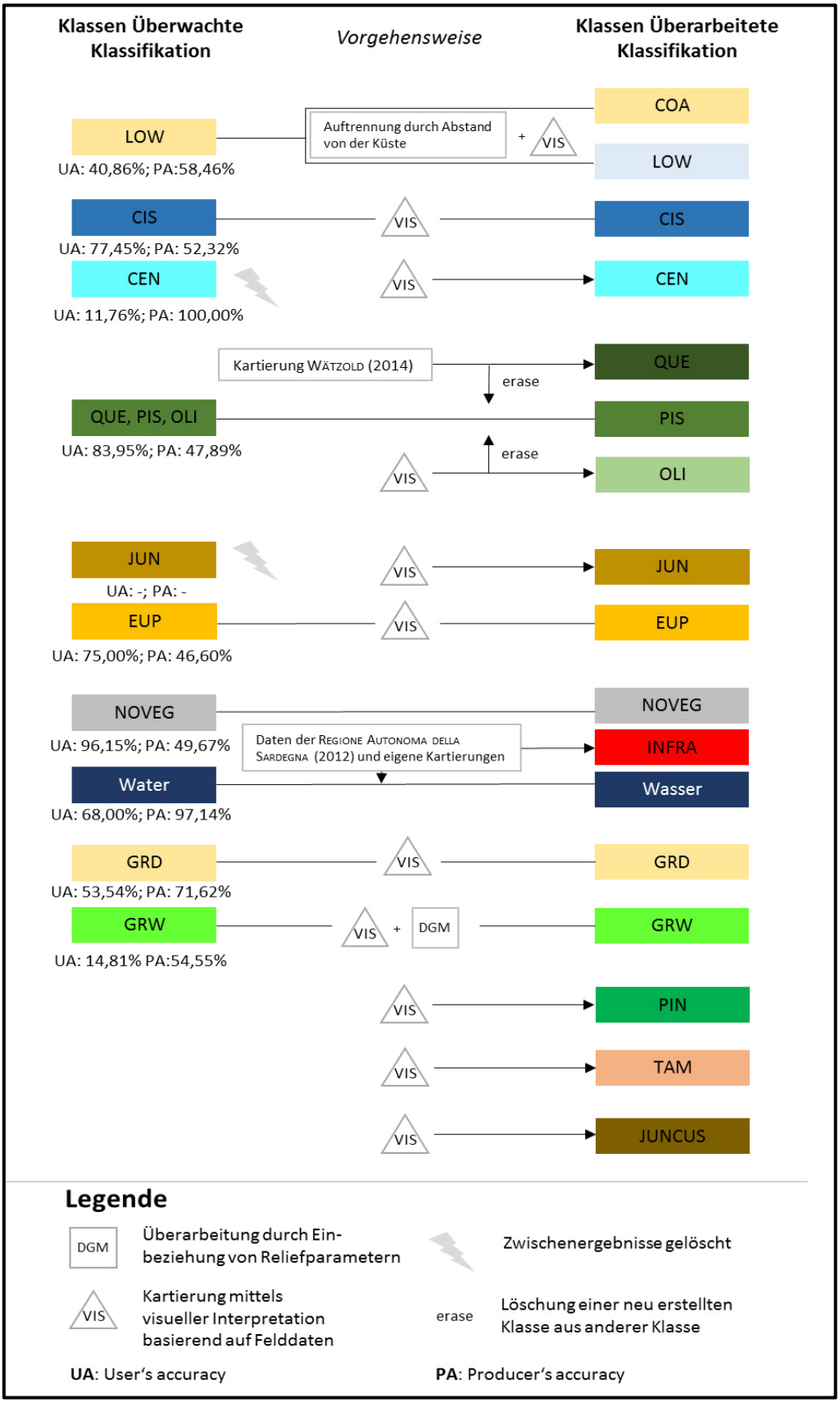

Abb. 8: Schritte der Überarbeitung des Zwischenergebnisses.

6.3 Endergebnisse

Tab. 7 und Abb. 9 zeigen die Flächenanteile der Klassen im Zwischenergebnis sowie im Endergebnis der Bearbeitung. Die Auswirkungen der Nachbearbeitung werden hierbei sehr deutlich. Die Aufspaltung der Klasse QUE, OLI, PIS zeigt den eigentlich kleinen Flächenanteil der Klassen QUE und OLI. Auch die Maßnahmen, CEN und JUN neu zu erarbeiten, zeigt sich anhand ihrer sehr geringen Flächenanteile im Endergebnis als sinnvolle Maßnahme. Durch die Aufspaltung der Klasse LOW aus dem Zwischenergebnis lässt sich die Küstenvegetation COA nun deutlich ausweisen und zeigt mit etwa 450 Hektar relevante Flächenanteile. Die Klasse EUP nimmt im Vergleich zum Zwischenergebnis, bei dem die von *Euphorbia dendroides* dominierte Macchie noch deutlich unterrepräsentiert war, erheblich zu. Eine ähnlich deutliche Veränderung zeigt die Klasse GRW, welche durch die Eliminierung von Fehlklassifikationen sehr deutlich über 500 Hektar abnimmt. Trotz der Hinzunahme der Klasse INFRA nimmt die als ohne Vegetation ausgewiesene Fläche zu, was durch die Überarbeitung von Fehlklassifikationen durch Schattenwurf oder der Klassen LOW und COA durch Mischpixel zu erklären ist.

Verhältnismäßig stabile Werte zeigen die Klassen CIS, welche auch bereits beim Zwischenergebnis die größte Fläche einnahm, sowie die Graslandflächen GRD. Diese Typen wurden auch bereits in der Diskussion in Kapitel 5 als die Klassen identifiziert, für die das Einzelpixelverfahren aufgrund ihrer Struktur bessere Ergebnisse ergaben.

Das Endergebnis der Überarbeitung ist in Abb. 10 zu sehen, wenngleich im dargestellten Maßstab nicht alle Klassen fetailliert erkennbar sind.

Tab. 7: Vergleich der Flächenanteile der Vegetationstypen bei Zwischen- und Endergebnis.

	Zwischenergebnis		**Endergebnis**	
Landbedeckungs-klasse	**Zwischenergebnis (Hektar)**	**Zwischener-gebnis (Prozent)**	**Endergebnis (Hektar)**	**Endergebnis (Prozent)**
QUE, OLI, PIS	625,3	12,2	-	-
PIS	-	-	611,8	11,9
OLI	-	-	17,1	0,3
QUE			20,3	0,4
EUP	287,9	5,6	761,1	14,9
JUN	38,2	0,8	17,1	0,3
CIS	1053,5	20,6	1195,8	23,4
CEN	43,8	0,9	4,6	0,1
LOW	879,1	17,2	145,7	2,9
COA	-	-	448,9	8,8
GRD	986,5	19,2	950,7	18,6
GRW	633,4	12,4	80,3	1,6
ohne Vegetation	563,5	11,0	775,4	15,2
INFRA	-	-	64,9	1,3
Wasser	15,4	0,3	13,0	0,3
PIN	-	-	2,1	0,04
TAM	-	-	1,3	0,03
Juncus	-	-	7,9	0,2
		100%		**100%**

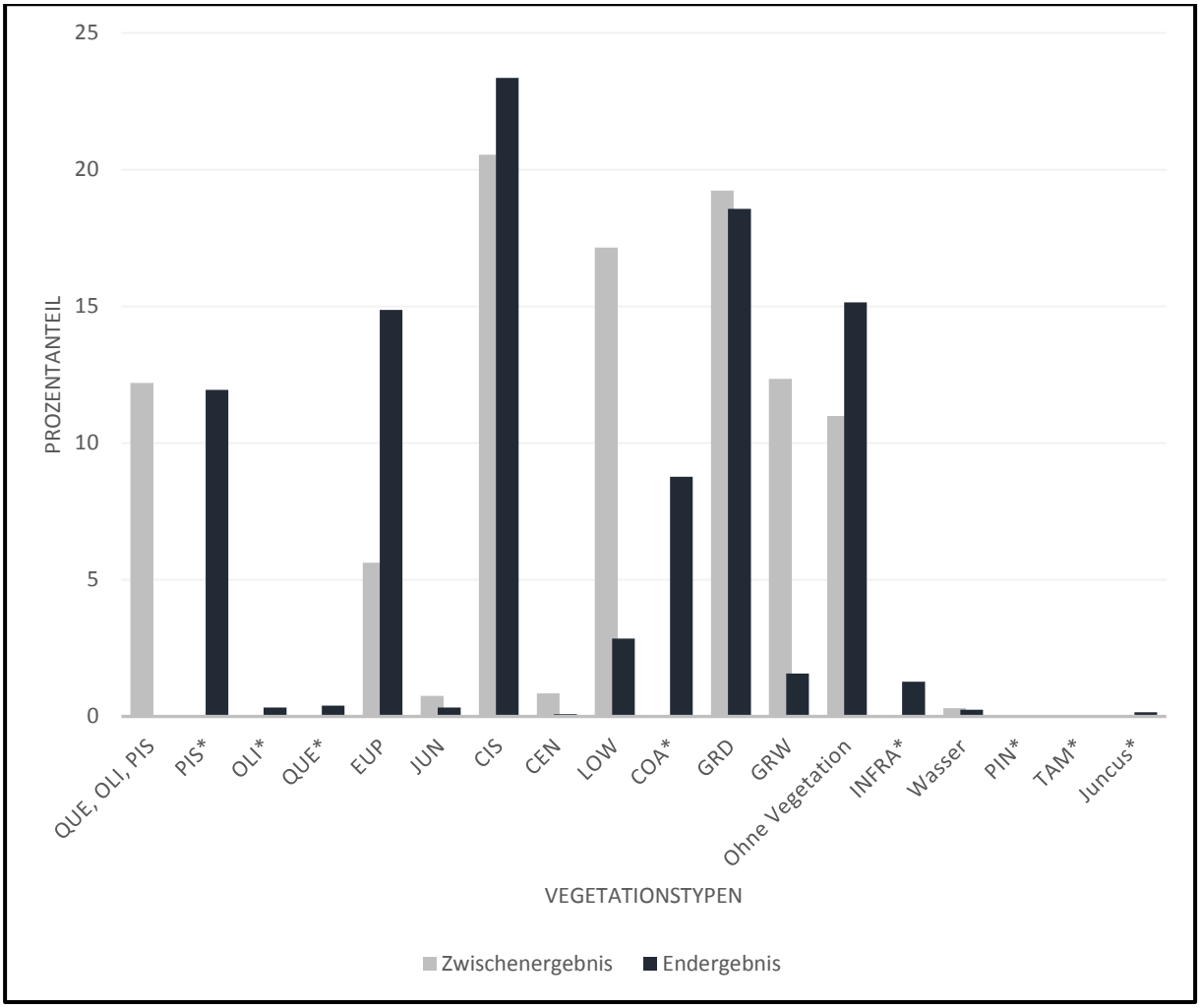

Abb. 9: Anteil der Vegetationstypen in Zwischen- und Endergebnis an der Gesamtfläche. Im Endergebnis neu hinzugekommene Klassen sind mit einem * gekennzeichnet.

6.4 Fehlerbetrachtung

Die bei der Überarbeitung intensiv eingesetzte visuelle Interpretation beinhaltet mögliche Fehlerquellen, die zu Fehlinterpretationen führen können. Grundlegend ist die Vegetation in vielen Bereichen der Insel nicht durch scharfe Abgrenzungen, sondern eher durch graduelle Übergänge zwischen den definierten Vegetationstypen mit teilweise ausgeprägten Mischtypen gekennzeichnet. Die subjektive Entscheidung zur Zuordnung des Vegetationstyps unterliegt klassischen Fehlerquellen der visuellen Interpretation wie optischen Täuschungen aufgrund von zeitlich bzw. geometrisch heterogenen Datengrundlagen. Allerdings kann dem durch Kenntnis des Untersuchungsgebietes und Felddaten entgegengewirkt werden. Die Einbeziehung der Google Earth Luftbilder von 2014 und 2016 senkte die Gefahr von Fehlinterpretationen aufgrund der zeitlichen Differenz zwischen dem verwendeten Luftbild aus 2008 und dem der Klassifikation zugrundeliegenden Satellitenbild aus 2014. Der jahreszeitliche Unterschied zwischen den Aufnahmezeitpunkten der Daten im Jahresverlauf konnte gering gehalten werden, was Fehlinterpretationen weniger wahrscheinlich macht. Die unterschiedliche Auflösung der Datengrundlagen lässt allerdings trotzdem Fehler zu. Die verwendeten Daten der Autonomen Region Sardinien (RADS 2012) waren teilweise nicht vollständig (z.B. Infrastruktur) und mussten überarbeitet werden, um die Qualität der Überarbeitung zu sichern.

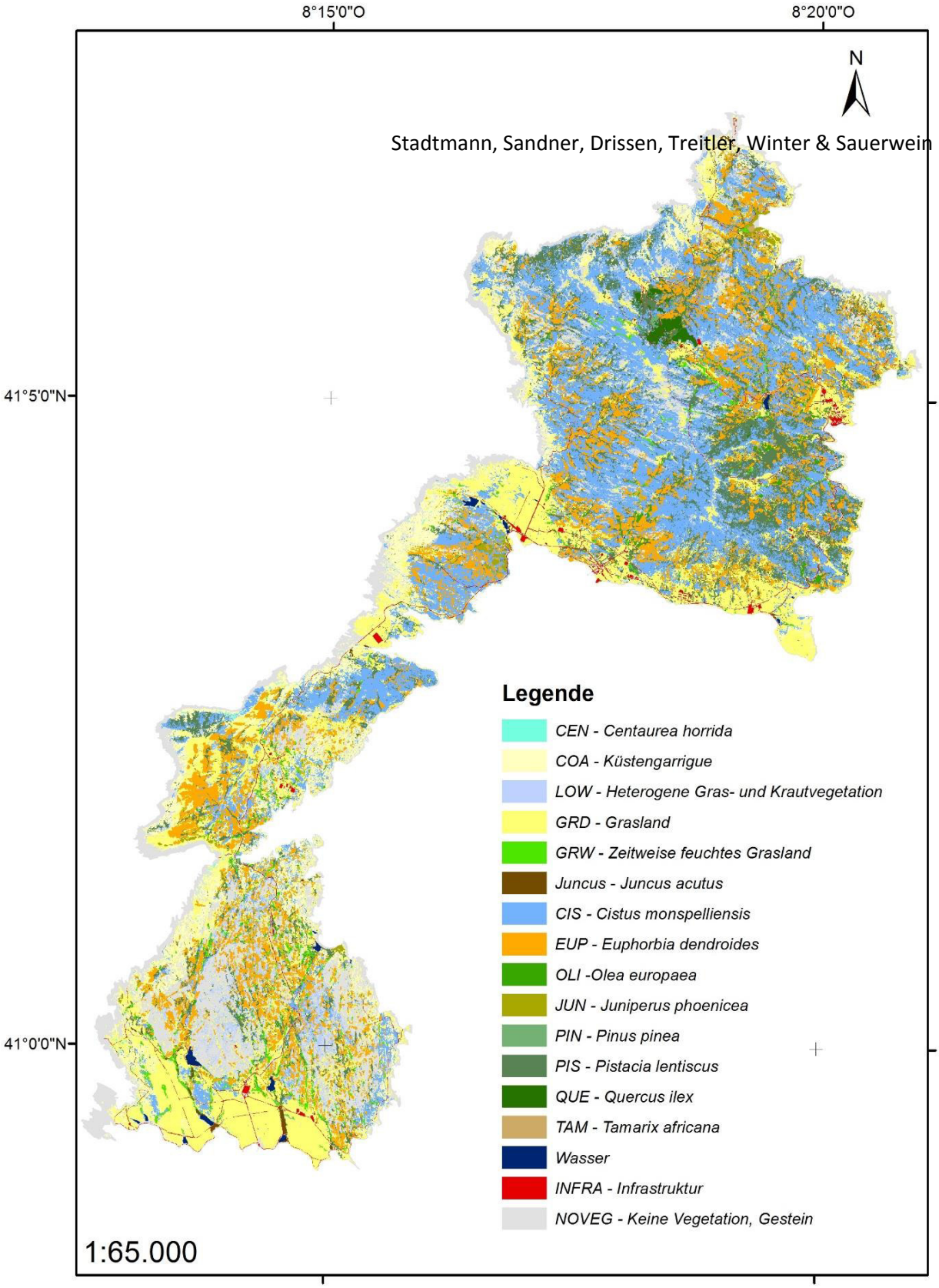

Abb. 10: Vegetationstypenkarte von Asinara.

7. Fazit und Ausblick

Das Ergebnis stellt die bislang hochauflösendste flächendeckende und mit Felddaten hinterlegte Vegetationsklassifizierung für die Insel Asinara dar. Die aufgeführten Nachteile des gewählten pixelbasierten Verfahrens, welche zu unzureichenden Genauigkeiten im Zwischenergebnis führten, konnten mit umfangreichen Kartierungen durch visuelle Interpretation, die Einbeziehung von Expertenwissen und zusätzlichen Geodaten in Anlehnung an eine Knowledge-Based-Classification überarbeitet werden. Durch die Neubearbeitung besonders konfliktreicher Klassen aus der Überwachten Klassifikation konnte der Fehler in der Klassifikation gesenkt und ein zufriedenstellendes Ergebnis erreicht werden. Die Klassifizierung beinhaltet kleinräumige Wechsel innerhalb der Vegetation und repräsentiert somit die thematisierte Heterogenität des Untersuchungsgebietes. Mit Blick auf die Methodik bietet das Ergebnis die Möglichkeit, die in Kapitel 5.2 thematisierten moderneren Methoden in einer zukünftigen Arbeit einzusetzen und die Eignung der Methoden für eine mediterrane Kulturlandschaft vergleichend zu testen.

Das Ergebnis kann zum einen die Basis für ein Monitoring der Vegetation im Nationalpark darstellen, indem in Zukunft weitere Klassifikationen durchgeführt und die Verbreitung der Vegetationstypen verglichen werden. Insbesondere bei der Etablierung eines angepassten Beweidungsregimes (DRISSEN et al., eingereicht; PISANU et al. 2014) zur Erhaltung der Biodiversität können diese Daten von Bedeutung sein. Zum anderen kann die Verbreitung von FFH Lebensraumtypen nun detaillierter beschrieben und so ein Beitrag zu Managementmaßnahmen des Nationalparks geleistet werden. Auch für faunistische Untersuchungen bietet die vorliegende Vegetationskartierung die Möglichkeit, potenzielle Habitate zu identifizieren und in die Betrachtungen einzubeziehen.

Literatur

ALBERTZ, J. (2009[4]): Einführung in die Fernerkundung. Grundlagen der Interpretation von Luft- und Satellitenbildern. Darmstadt: WBG.

ARONOFF, S. (2005): Remote Sensing for GIS Managers. Redlands, CA: ESRI Press.

BLASCHKE, T. (2010): Object based image analysis for remote sensing. – ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 65. 2-16.

BOCCHIERI, E. & R. FILIGHEDDU (2008): The Vegetation and Flowers. In: FORTELEONI, C. & V. GAZALE (Ed.): Asinara. National Park - Protected Marine Preserve. Sassari: Carlo Delfino editore. 129-152.

BONINU, A. (2008): Hercules' Island. In: FORTELEONI, C. & V. GAZALE (Ed.): Asinara. National Park - Protected Marine Preserve. Sassari: Carlo Delfino editore. 27-33.

COHEN, J. (1960): A coefficient of agreement for Nominal Scales. – Educational and Psychological Measurement XX (1), 37-46.

CONGALTON, R. & K. GREEN (2009²): Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data. Principles and Practices. Boca Raton: CRC Press.

CHEN, D. & D. STOW (2002): The Effect of Training Strategies on Supervised Classification at Different Spatial Resolutions. – Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 68 (11). 1155-1161.

DE LANGE, N. (2006²): Geoinformatik in Theorie und Praxis. Berlin, Heidelberg: Springer.

DONEDDU, G. (2008): The Modern and Contemporary Ages. In: FORTELEONI, C. & V. GAZALE (Ed.): Asinara. National Park - Protected Marine Preserve. Sassari: Carlo Delfino editore. 55-66.

DRISSEN, T., FAUST, C., STADTMANN, R., TREITLER, J., ZERBE, S. & J. MANTILLA-CONTRERAS (eingereicht): The importance of environmental factors influencing plant composi-tion and diversity in a semi-natural Mediterranean island landscape.

FALQUI, A. & M.R. VIRDIS (2008): The agricultural areas. In: FORTELEONI, C. & V. GAZALE (Ed.): Asinara. National Park - Protected Marine Preserve. Sassari: Carlo Delfino editore. 206-219.

FOODY, G.M. (2002): Status of land cover classification accuracy assessment. – Remote Sensing of Environment 80. 185-201.

FOODY, G.M. & A. MATHUR (2006): The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: Training on mixed spectral responses for classification by a SVM. – Remote Sensing of Environment 103. 179-189.

GAZALE, V. (2008): The Birth of the Park: Chronicle of Minor and Major Events. In: FORTELEONI, C. & V. GAZALE (Ed.): Asinara. National Park - Protected Marine Preserve. Sassari: Carlo Delfino editore. 83-92.

GRAEN, H., STADTMANN, R. & M. SAUERWEIN (2015): Modellierung von Temperaturdaten und Temperaturveränderungen im Nationalpark Asinara, Sardinien. – Hildesheimer Geographische Studien 5, 1-27.

JENSEN, J. R. (2015[4]): Introductory Digital Image Processing. A Remote Sensing Perspective. Glenview: Pearson.

HOFRICHTER, R. (Hrsg.) (2001): Das Mittelmeer: Fauna, Flora, Ökologie. Band I: Allgemeiner Teil. Heidelberg, Berlin: Spektrum Akademischer Verlag.

KEUCHEL, J., NAUMANN, S., HEILER, M. & A. SIEGMUND (2003): Automatic land cover analysis for Tenerife by supervised classification using remotely sensed data. – Remote Sensing of Environment 86. 530-541.

LILLESAND, T. M., KIEFER, R. W. & J. W. CHIPMAN (2015[7]): Remote Sensing and Image Interpretation. Hoboken: Wiley.

MAHMON, N.A., YA'ACOB, N. & A.L. YUSOF (2015): Differences of Image Classification Techniques for Land Use and Land Cover Classification. – IEEE, 11th International Colloquium on Signal Processing & its Apllications, Kuala Lumpur, Malaysia. 90-94.

MASSIDA, F. (2008): The Prison, Lighthouses and Sanitary Station. In: FORTELEONI, C. & V. GAZALE (Ed.): Asinara. National Park - Protected Marine Preserve. Sassari: Carlo Delfino editore. 67-82.

MÉDAIL, F. & P. QUÉZEL (1999): Biodiversity Hotspots in the Mediterranean Basin: Setting Global Conservation Priorities. – Conservation Biology 13 (6). 1510-1513.

MONBALLIU, X. & A. TORRE (2008): The Fauna. In: FORTELEONI, C. & V. GAZALE (Ed.): Asinara. National Park - Protected Marine Preserve. Sassari: Carlo Delfino editore. 153-178.

MYERS, N., MITTERMEIER, R., MITTERMEIER, C., DA FONSECA, G. & J. KENT (2000): Biodiversity hotspots for conservation priorities. – Nature 403. 853-858.

PEREA MORENO, A. J. & J.E., MEROÑO DE LARRIVA (2012): Comparison, between New Digital Image Classification Methods and Traditional Methods for Land-Cover Mapping. In: GIRI, C. P. (2012): Remote Sensing of Land Use and Land Cover. Remote Sensing Apllications, 8. Principles and Applications. Boca Raton: CRC Press. 137-152.

PISANU, S., FARRIS, E., CARRIA, M.C., FILIGHEDDU, R., URBANI, M. & BAGELLA, S. (2014): Vegetation and plant landscape of Asinara National Park (Italy). Plant Sociology 51: 31-57.

PISANU, F., FARRIS, E., FILIGHEDDU, R. & GARCÍA, M.B. (2012): Demographic effects of large, introduced herbivores on a long-lived endemic plant. Plant Ecology 213: 1543-1553.

RICHARDS, J. A. (2013[5]): Remote Sensing Digital Image Analysis. An Introduction. Berlin, Heidelberg: Springer.

SCHNEIDER, T., DE KOK, R., BUCK, A. & I. MANAKOS (2000): Objektorientierte Bildanalyse – Paradigmenwechsel in der thematischen Auswertung von Erdbeobachtungsdaten? In: LEHRSTUHL FÜR LANDNUTZUNGSPLANUNG UND NATURSCHUTZ (Hrsg.): Landnutzungsplanung und Naturschutz: Aktuelle Forschungsberichte. Berlin: Wissenschaft und Technik Verlag. 234-258.

SCHÖNFELDER, I. & P. SCHÖNFELDER (2011²): Kosmos Atlas Mittelmeer- und Kanarenflora. Stuttgart: Kosmos.

SCHULTZ, J. (2010): Ökozonen. Stuttgart: Ulmer.

STADTMANN, R., JUNG-DAHLKE, C. & M. SAUERWEIN (2013): Entwicklung einer Geodatenbank mittels GIS und Erdas Imagine für den Nationalpark Asinara (Sardinien). – Hildesheimer Geographische Studien 2, 1-33.

STRAHLER, A. (1980): The Use of Prior Probabilities in Maximum-Likelihood Classification of Remotely Sensed Data. – Remote Sensing of Environment 10. 135-163.

TREITLER, J.T., BUSE, J., CARPANETO, G.M., ZERBE, S. & J. MANTILLA-CONTRERAS (2017): Effects of dung-pad conditions and density on coprophagous beetle assemblages in a Mediterranean rangeland. Biodiversity and Conservation (in print).

WAGNER, H.-G. (2001): Mittelmeerraum. Darmstadt: WBG.

WÄTZOLD, M. (2015): Phytodiversity and ecological interactions of open, semi-open and closed forest habitats in the Asinara National Park (Sardinia, Italy): Forest habitats as the goal of restoration? Masterarbeit Univ. Hildesheim (unveröff.).

WEIDNER, U. & D. LEMP (2005): Objektorientierte Klassifizierung. In: BÄHR, H.-P. & T. VÖGTLE (Hrsg.) (2005⁴): Digitale Bildverarbeitung. Anwendung in Photogrammetrie, Fernerkundung und GIS. Heidelberg: Wichmann. 106-122.

WEIH, R.C. & N.D. RIGGAN (2010): Object-based classification vs. pixel-based classification: Comparitive importance of multi-resolution imagery. – The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XXXVIII-4/C7.

WINTER, R., MUCEDDA, M., PIDINCHEDDA, E., KIERDORF, U., SCHMIDT, S. & J. MANTILLA-CONTRERAS (2017): Small in size but rich in bats – species diversity and abandoned man-made structures put in Asinara Island (Sardinia) into conservation focus for bats in the Mediterranean region. – Acta Chiropterologica 19(1), in Druck.

XIE, Y., ZONGYAO, S. & M. YU (2008): Remote sensing imagery in vegetation mapping: a review. – Journal of Plant Ecology 1, 9-23.

Internet- und Datenquellen

ASTRIUM (2012): Pléiades Imagery - User Guide. CNES Geo-Information Services. <http://www.cscrs. itu. edu.tr/assets/downloads/PleiadesUserGuide.pdf> (Stand: 2012-10) (letzter Zugriff: 25.11.2015).

BUNDESAMT FÜR NATURSCHUTZ (2011): Anforderungen an die Managementpläne für Natura 2000-Gebiete. https://www.bfn.de/0316_anforderungen-management.html (Stand: 23.03.2011) (letzter Zugriff: 15.12.2016).

EMODNET (2014): Digitaler Datensatz mit bathymetrischen Daten des Mittelmeeres basierend auf GEBCO Daten. http://portal.emodnet-bathymetry.eu/mean-depth-full-coverage (Stand: 2014) (letzter Zugriff: 13.12.2016).

EUROPEAN ENVIRONMENT AGENCY (EEA) (2014): Isola dell'Asinara. Natura 2000 – Standard Data Form, site: ITB010082. http://natura2000.eea.europa.eu/Natura2000/SDF.aspx?site=ITB010082 (Stand: 10/2014) (letzter Zugriff: 15.12.2016).

GOOGLE EARTH (2014): Digitales Orthofoto mit Aufnahmezeitpunkt vom 24.5.2014.

GOOGLE EARTH (2016): Digitales Orthofoto mit Aufnahmezeitpunkt vom 30.03.2016.

INTERGRAPH CORPORATION (2013): ERDAS Field Guide™. < http://e2b.erdas.com/products/ERDAS-IMAGINE/ProductLiterature.aspx> (Stand: 2013-10) (letzter Zugriff: 2015-12-05).

REGIONE AUTONOMA DELLA SARDEGNA (RADS) (2010a): Modello digitale del Terreno. http://webgis2.regione.sardegna.it/catalogodati/card.jsp?uuid=R_SARDEG:BFPNM (Stand: 01.01.2010) (letzter Zugriff: 16.12.2016).

REGIONE AUTONOMA DELLA SARDEGNA (RADS) (2010b): Ortofoto 2008 – mosaico roma40. http://webgis2.regione.sardegna.it/catalogodati/card.jsp?uuid=R_SARDEG:LXJEF (Stand: 01.01.2010 (letzter Zugriff: 16.12.2016)

REGIONE AUTONOMA DELLA SARDEGNA (RADS) (2012): Datbase multiprecisione. http://webgis2.regione.sardegna.it/catalogodati/card.jsp?uuid=R_SARDEG:TJQYW (Stand: 27.01.2012) (letzter Zugriff: 16.12.2016).

REGIONE AUTONOMA DELLA SARDEGNA (RADS) (2014): Carta della distribuzione degli habitat di interesse comunitario_ZPS_ITB010001 www.parcoasinara.org/download.php?id=1030 (Stand: 05/2014) (letzter Zugriff: 16.12.2016).

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY (USGS) (2014): SRTM Datensätze SRTM1N40E009V3, SRTM1N40E009V3, SRTM1N41E008V3, SRTM1N41E008V3. https://earthexplorer.usgs.gov/ (Stand: 23.09.2014) (letzter Zugriff: 07.11.2016).

Danksagung

Die Arbeiten in o.g. Projekt wurden durch die Marianne und Dr. Fritz Walter Fischer-Stiftung gefördert. Der Nationalpark Asinara – insbesondere Giovanni Careddu, Pierpaolo Congiatu und Gianmaria Deriu – haben uns vielfältig unterstützt und die Arbeiten vor Ort erst ermöglicht. Marc Wätzold hat die Kartierung der *Quercus ilex* Flächen durchgeführt. Mira Ola Assouroko, Corinna Bock, Jasmin Fuhrberg, Ricarda Fuhrberg, Hanna Johnke, Isabelle Stangel und Maren Stockmann haben die Detailkartierungen unterstützt.

Die bathymetrischen Metadaten und das marine Digitale Geländemodell wurden vom EMODnet Bathymetry Portal - http://www.emodnet-bathymetry.eu - zur Verfügung gestellt. Die STRM1 Daten stellte U.S. Geological Survey bereit. Das Digitale Geländemodell Asinaras und das Orthofoto aus 2008 wurde über die Autonome Region Sardinien bezogen.

Anschrift der Autor/Innen:

M.Sc. Robin Stadtmann
robin.stadtmann@
uni-hildesheim.de
Prof. Dr. Martin Sauerwein
martin.sauerwein@
uni-hildesheim.de

Universität Hildesheim
Institut für Geographie
Universitätsplatz 1
D-31134 Hildesheim

B.Sc. Moritz Sandner
moritz.sandner@
uni-hildesheim.de

Neue Wiesen 18
D-30855 Langenhagen

M.Sc. Tim Drissen
tim.drissen@
uni-hildesheim.de
Dipl. Biol. Julia T. Treitler
julia.treitler@
uni-hildesheim.de
M.Sc. Rebecca Winter
rebecca.winter@
uni-hildesheim.de

Universität Hildesheim
AG Ökologie und Umweltbildung
Universitätsplatz 1
D-31141 Hildesheim