



RESEARCH STUDIOS AUSTRIA
RSA - *iSPACE*

FORSCHUNGSSTUDIO FÜR GEOREFERENZIERTE
MEDIEN UND TECHNOLOGIEN

Bericht zum Interreg IV A - Projekt

EULE - EuRegionale Raumanalyse

EuRegionale Raumpotenziale, Raumindikatoren und Raumszenarien
als Entscheidungsgrundlage für eine innovative Raumentwicklung
in Südostoberbayern / Salzburg

Klassifikation von Grünstrukturtypen in der Masterplanregion

August 2011

Verfasser: David Powell, Petra Füreder

Zentrum für Geoinformatik
Schillerstraße 30
5020 Salzburg, Austria
www.zgis.at/research



Inhaltsverzeichnis

1.	Einleitung	1
2.	Klassifikation von Grünstrukturen in der Masterplanregion mit SPOT-5 Daten	3
2.1.	Datenaufbereitung	3
2.1.1.	SPOT-5 Satellitenbildszene	3
2.1.2.	Weitere Daten	5
2.2.	Objektbasierte Klassifikation in eCognition Developer 8.0	7
2.2.1.	Grundlagen objektbasierter Bildanalyse	7
2.2.2.	Klassifikation des Satellitenbildes	8
2.2.3.	Überprüfung der Klassifikationsgenauigkeit	12
2.3.	Berechnung der Grünindizes	13
2.3.1.	Binärer Grünindex (GI)	13
2.3.2.	Gewichteter Grünindex (GI_w)	14
3.	Klassifikation von Grünstrukturen in der Stadt Salzburg und im nahen Umland mit WorldView-2 Daten	17
3.1.	Untersuchungsgebiet	17
3.2.	Datenaufbereitung	17
3.2.1.	WorldView-2 Satellitenbildszene	17
3.2.2.	Luftbilder	19
3.3.	Klassifikation	20
3.3.1.	Analyse des Satellitenbildes	20
3.3.2.	Analyse der Luftbilder	23
3.3.3.	Kombination der Klassifikationsergebnisse	23
3.3.4.	Überprüfung der Klassifikationsgenauigkeit	25
3.4.	Berechnung der Grünindizes	27
3.4.1.	Binärer Grünindex	27
3.4.2.	Gewichteter Grünindex (GI_w)	28
4.	Gegenüberstellung SPOT-5 und WorldView-2	30
5.	Verzeichnisse	32
5.1.	Abbildungen	32
5.2.	Tabellen	32
5.3.	Formeln	33
5.4.	Karten	33
5.5.	Literatur	33
6.	Anhang I – Error Matrizen der Accuracy Assessments	35
7.	Anhang II - Ergebniskarten	37

1. Einleitung

Neben der Nähe zu Infrastruktureinrichtungen (Schulen, Nahversorger etc.) ist der Grünanteil im Wohnumfeld ein entscheidendes Kriterium für die Beurteilung der Wohnstandortattraktivität.

Grünflächen im urbanen Bereich stellen für die Bevölkerung einen sehr wichtigen Faktor für die Wohnqualität dar, insbesondere wenn sie als Freizeit- und Erholungsraum genutzt werden können. Für die subjektive Wahrnehmung von Grünflächen im Hinblick auf die Lebensraumqualität spielt neben der Art von Grünflächen (Wiese, Wald, landwirtschaftliche Flächen, einzelnstehende Bäume etc.) auch deren Erreichbarkeit eine entscheidende Rolle (vgl. HÖLBLING 2006). Nach GÄLZER (2001) werden sogenannte „wohngebietsbezogene“ öffentliche Grünflächen von der Bevölkerung nur dann angenommen, wenn sie in fünf bis zehn Gehminuten vom Wohnstandort erreichbar sind. Neben öffentlichen Grünflächen wird der Grüncharakter einer Stadt jedoch auch von privaten Gärten und halböffentlichem Grün in Wohnbereichen beeinflusst (TAMMS & WORTMANN, 1973).

Zur qualitativen sowie quantitativen Analyse der Grünflächen im Untersuchungsgebiet wurden Luft- und Satellitenbilder herangezogen. In einem ersten Schritt wurden die Grünflächen der Masterplanregion basierend auf einer SPOT-5 Satellitenbildszene von 2005 analysiert. Darauffolgend wurden das Stadtgebiet Salzburg und zum Teil die umliegenden Gemeinden anhand eines sehr hochauflösenden Satellitenbildes von WorldView-2 (WV-2) von September 2010 in einem höheren Detailgrad klassifiziert. Allerdings befanden sich während der Aufnahme von WV-2 Wolken über dem Untersuchungsgebiet. Um die von Wolken bedeckten Bereiche ebenfalls analysieren zu können, wurden zusätzlich Luftbilder, welche im selben Jahr aufgenommen wurden, in die Klassifikation einbezogen.

Die Klassifikationsergebnisse der beiden Untersuchungsgebiete wurden im Anschluss in einen einfachen (binären) Grünindex umgerechnet, der den Anteil von Grünflächen pro Rasterzelle (50 x 50 m) widerspiegelt. Um auch die subjektive Wahrnehmung der Bevölkerung zu berücksichtigen, wurde in Anlehnung an eine Umfrage zur Bewertung von einzelnen Grüntypen, durchgeführt im Jahr 2005 vom Institut für Integrative Stadt- und Regionalentwicklung (IISR) (HÖLBLING 2006), zusätzlich ein „gewichteter Grünindex“ ausgewiesen.

Der Arbeitsablauf der gesamten Analyse ist schematisch in Abb. 1 dargestellt. Sämtliche Fernerkundungsdaten wurden mittels objektbasierter Bildanalyse-Software in Bildobjekte segmentiert und klassifiziert. Davon konnte ein rasterbasierter Grünindex abgeleitet werden, dessen Zellenwerte sich aus den Flächenanteilen verschiedener Landbedeckungsklassen sowie deren Wertigkeiten hinsichtlich Wohnstandortattraktivität ergeben.

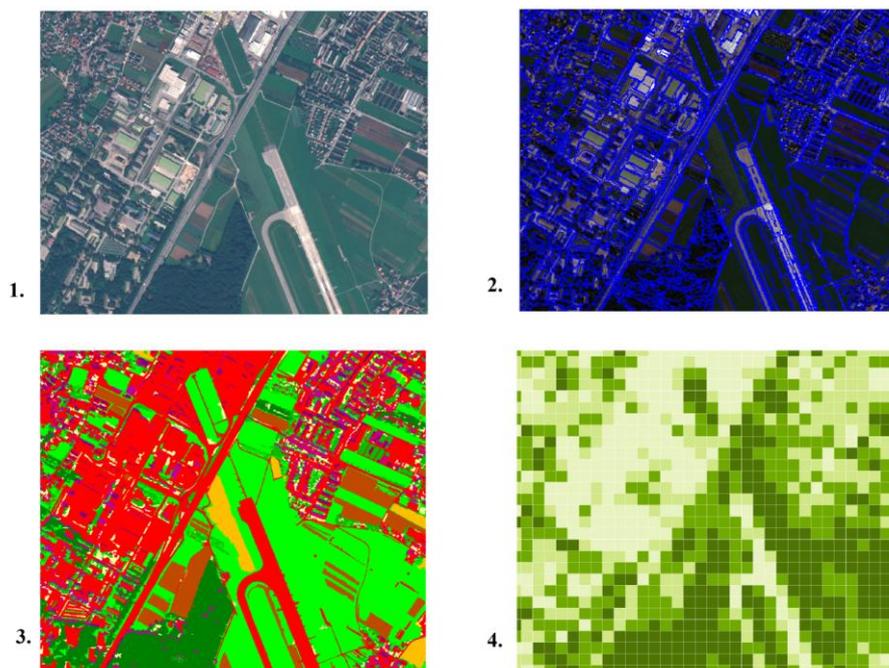


Abb. 1 Schematische Darstellung des Workflows zur Klassifikation von Grünstrukturtypen. Man startet mit den Rohdaten (1). Diese werden in Bildobjekte segmentiert (2), welche anschließend klassifiziert werden (3). Daraus kann ein rasterbasierter Grünindex (4) abgeleitet werden.

2. Klassifikation von Grünstrukturen in der Masterplanregion mit SPOT-5 Daten

Die Bewertung von Wohnstandorten hinsichtlich der umgebenden Grünflächen wurde für die Masterplanregion in einer mehrstufigen Analyse gelöst. Die Bestimmung des Grüncharakters der Masterplanregion wurde mit Methoden der Fernerkundung durchgeführt. Dabei wurden die unterschiedlichen Grünstrukturen auf Basis eines SPOT-Satellitenbildes mittels objektbasierter Bildanalysemethoden klassifiziert. Im Anschluss wurden die Ergebnisse in einen einfachen (binären) Grünindex und einen gewichteten Grünindex, der die Grünklassen anhand ihres Erholungswertes unterschiedlich bewertet, umgerechnet. Das Ergebnis dieser „gewichteten Durchgrünung“ wird als Indikator aufbereitet und fließt in dieser Form in die Gesamtbewertung der Wohnstandorte ein.

2.1. Datenaufbereitung

Zur Ermittlung des Grünindex in der Masterplanregion standen folgende Daten zur Verfügung:

- SPOT-5 Satellitenbildszene, aufgenommen am 21.06.2005, 10:01 Uhr
- Grenzübergreifendes Straßennetz (Shapefile)
- SRTM Digitales Höhenmodell (DHM)

2.1.1. SPOT-5 Satellitenbildszene

Das Satellitenbildmaterial lag noch im Rohzustand vor und bestand aus einem panchromatischen (5 x 5 m Bodenauflösung) sowie einem multispektralen (10 x 10 m Bodenauflösung) GeoTIFF-Bild.

Kanal	Bodenauflösung (Nadir)	Wellenlänge (nm)
Panchromatisch	5 m	480 - 710
Nahes Infrarot	10 m	780 - 890
Rot	10 m	610 - 680
Grün	10 m	500 - 590
Mittleres Infrarot	20 m	1.580 - 1.750

Tab. 1 Spezifikationen des SPOT-5 Sensors

Um sowohl die hohe räumliche Auflösung des panchromatischen Bildes als auch die hohe spektrale Auflösung des multispektralen Bildes nutzen zu können, wurden die Bilder im ersten Schritt synchronisiert, um eine exakte Lageübereinstimmung zu gewährleisten, und danach pangeschärft.

Synchronisation der Bilder

Das panchromatische und das multispektrale Bild lagen nicht exakt übereinander, was für ein Pansharpening jedoch Voraussetzung ist. Deshalb wurden beide Bilder synchronisiert. Dafür wurde der in Erdas IMAGINE 2010 implementierte *IMAGINE AutoSync Georeferencing Wizard* verwendet. Als Referenzbild

wurde das hochauflösende panchromatische Bild verwendet, auf welches das multispektrale Bild synchronisiert werden sollte. Da der Versatz zwischen den Bildern nur sehr gering und über die ganze Szene konsistent in eine Richtung vorlag, reichten ein affines geometrisches Modell sowie die Standardeinstellungen des Tools, um ein zufriedenstellendes Ergebnis zu erhalten.

Pansharpening & Orthorektifikation

Beim Pansharpening werden das Multispektralbild und das Pan-Bild fusioniert, um die Vorteile von beiden Bildern – hohe räumliche vs. hohe spektrale Auflösung - nutzen zu können (vgl. Abb. 2). Da bei der Klassifikation objektbasierte Bildanalysemethoden zum Einsatz kamen, wurde beim Pansharpening die Priorität auf die Erhaltung der Objekte gelegt. Verwendet wurde dazu die Methode der „Modified IHS Resolution Merge“ in Erdas IMAGINE.

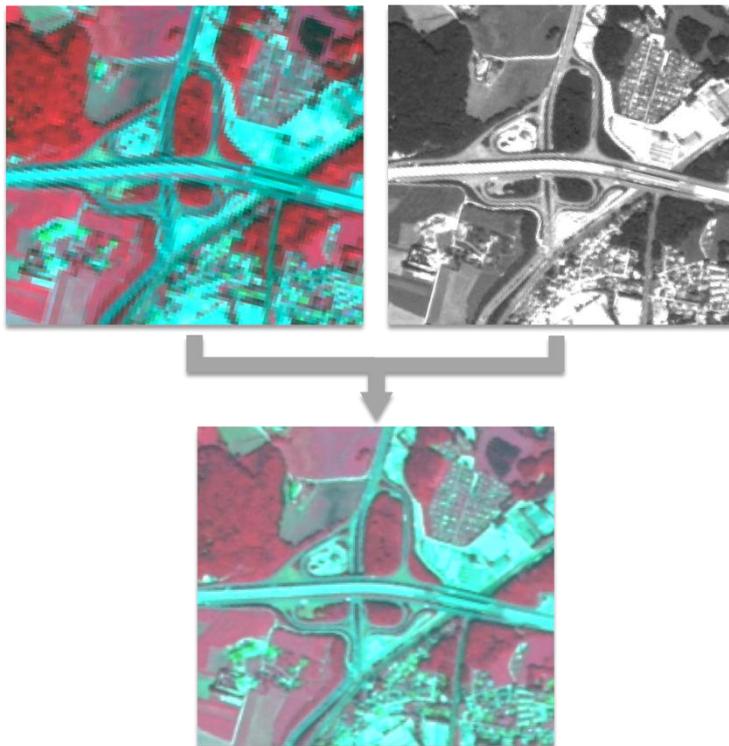


Abb. 2 Ergebnis des Pansharpenings (*Modified IHS Resolution Merge*)

Zur Eliminierung geometrischer Verzerrungen wurde abschließend das pangeschärfte Satellitenbild noch rektifiziert. Da das Satellitenbild Gebiete sowohl auf österreichischem als auch deutschem Staatsgebiet abdeckt, mussten zwei Quellen als Referenz für die Orthorektifikation herangezogen werden: Für Bereiche innerhalb der Masterplanregion konnte das „Salzburger Geographische Informationssystem“ (SAGIS) herangezogen werden, das im nahen Grenzbereich für die Landkreise Berchtesgadener Land und Traunstein auch noch exakte Koordinatenangaben liefert. Da die SPOT-Szene eine größere Ausdehnung als die Masterplanregion hat, wurden für jene Gebiete, wo SAGIS keine Daten zur Verfügung stellt, Koordinaten von Google verwendet. Hier wurde im Vorhinein anhand von sechs markanten Punkten die Abweichung von Google zu SAGIS überprüft. Die Abweichung der geographischen Breite betrug 1,80 m, die der geographischen Länge 1,35 m. Aufgrund der räumlichen Auflösung der pangeschärfte SPOT-Szene von 5 x 5 m sind die Abweichungen der Referenzen vernachlässigbar.

Um eine echte Orthorektifikation durchzuführen, benötigt man ein Geländemodell. Mithilfe dessen wird das Satellitenbild noch besser an das Relief angepasst. Als Geländemodell diente ein digitales Höhenmodell (DHM) der Shuttle Radar Topography Mission (vgl. Kapitel 2.1.2).

Zu guter Letzt wurde die SPOT-Szene, u. a. um eine schnellere Prozessierung zu gewährleisten, auf den Kartenrahmen des Untersuchungsgebiets zurechtgeschnitten. Ein kleiner Teil im Südwesten des Untersuchungsgebietes konnte leider nicht durch die vorhandene SPOT-Szene abgedeckt werden (vgl. Abb. 3). Bei diesen Flächen handelt es sich, mit Ausnahme einiger einzelstehender Häuser, um nicht besiedeltes Gebiet.

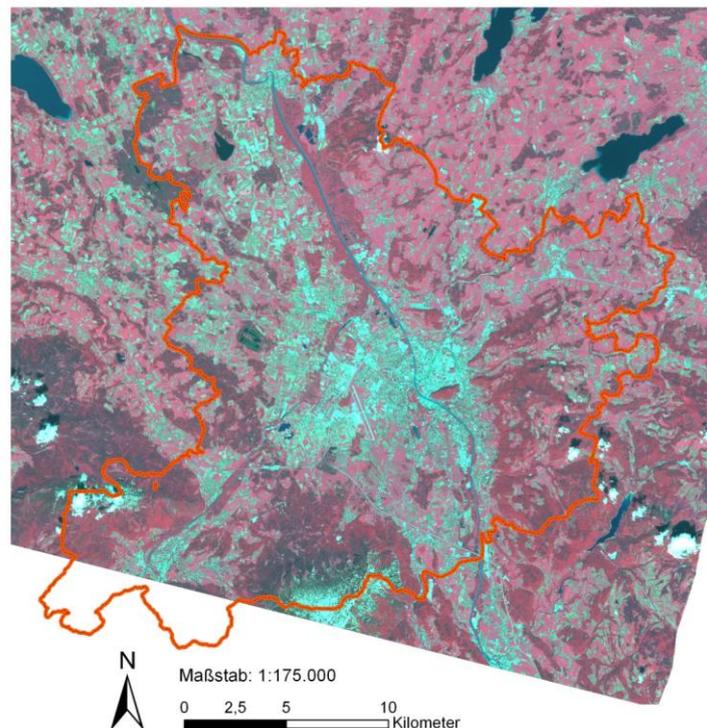


Abb. 3 Pangeschärftes, orthorektifiziertes SPOT-5 Satellitenbild (Grenze der Masterplanregion in orange dargestellt)

2.1.2. Weitere Daten

Grenzübergreifendes Straßennetz

Die Bodenauflösung von 5 m im panchromatischen Kanal des SPOT-Sensors reicht für eine exakte Abgrenzung und Klassifikation von Straßen nicht aus. Um dieses Problem zu umgehen, wurde ein Datensatz mit den wichtigsten Verkehrswegen in den Klassifikationsprozess integriert. Dieser Datensatz beinhaltet für das Untersuchungsgebiet grenzübergreifend sämtliche Straßen, unterteilt in fünf Kategorien: Autobahn, Bundesstraße, Landesstraße, Gemeindestraße und untergeordnetes Straßennetz. Letztere Klasse wurde aufgrund des zu hohen Detailgrades aus dem Datensatz entfernt.

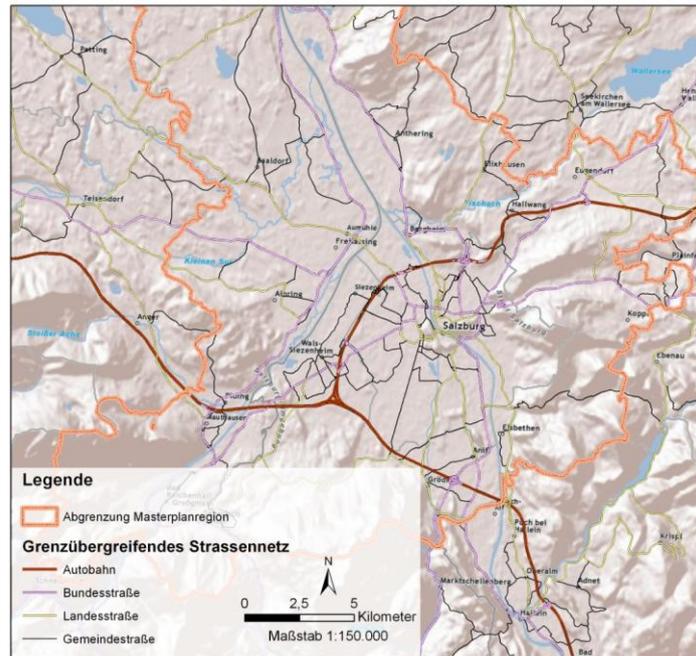


Abb. 4 Grenzübergreifendes Straßennetz wie es zur Klassifikation des Satellitenbildes verwendet wurde

Für ein realistisches Ergebnis wurde um die einzelnen Straßen im Datensatz ein Puffer gelegt, wobei für jede Straßenkategorie ein spezifischer Pufferradius verwendet wurde:

Kategorie	Pufferradius
Autobahn ¹	7,5 m
Bundesstraße	5 m
Landesstraße	5 m
Gemeindestraße	4 m

Tab. 2 Pufferradien der Straßenkategorien

SRTM Digitales Höhenmodell

Als weitere zusätzliche Datenschicht wurden ein SRTM-Höhenmodell und die daraus abgeleitete Hangneigung als separate Layer in die Klassifikation einbezogen. *Shuttle Radar Topography Mission* (kurz SRTM) ist ein Projekt der NASA, welches im Februar 2000 mittels Radar auf globaler Ebene Höhenwerte aufgenommen hat. Die daraus abgeleiteten Höhenmodelle mit einer Bodenauflösung von 90 m (am Äquator) und einer vertikalen Genauigkeit von ca. 10 m sind frei zugänglich und können als Mosaik heruntergeladen werden. Aufgrund der beschränkten horizontalen Auflösung fanden das DHM sowie die Hangneigung in der Klassifikation jedoch nur begrenzt Verwendung.

¹ Der Datensatz enthält für die Kategorie Autobahn jeweils 2 Linien (für jede Fahrtrichtung eine); daraus ergibt sich nach dem Puffern eine Gesamtbreite von 30 m.

2.2. Objektbasierte Klassifikation in eCognition Developer 8.0

2.2.1. Grundlagen objektbasierter Bildanalyse

Unsere Wahrnehmung von Bildern beruht auf Farben sowie Objekten, letztere werden auf Basis von Erfahrung und Wissen zu Netzwerken verbunden. Entgegen dem pixelorientierten Ansatz, versucht man mittels Bildverarbeitungsprogrammen (in diesem Fall eCognition Developer 8.0 der Firma Trimble) den beschriebenen Ansatz umzusetzen.

Die Grundbausteine objektbasierter Bildanalyse (*object based image analysis - OBIA*) sind Bildobjekte (*image objects*). BENZ et al. (2004) beschreiben Bildobjekte als kontinuierliche Regionen innerhalb eines Bildes, die durch das Zusammenfassen ähnlicher benachbarter Pixel als Vorstufe zur Klassifikation gebildet werden (*Segmentation*).

Ein weiterer Vorteil von OBIA gegenüber dem pixelbasiertem Ansatz ist, dass zur Beschreibung einzelner Klassen nicht nur spektrale Informationen, sondern auch Form-, Texturmerkmale oder Nachbarschaftsbeziehungen zur Verfügung stehen (DE KOK et al., 2002). Weiters können durch mehrere Segmentierungsschritte verschiedene Hierarchielevel (bspw. von größeren Objekten hin zu kleineren, feineren Subobjekten, siehe Abb. 5) erzeugt werden, wodurch Hierarchiebeziehungen genutzt werden können.

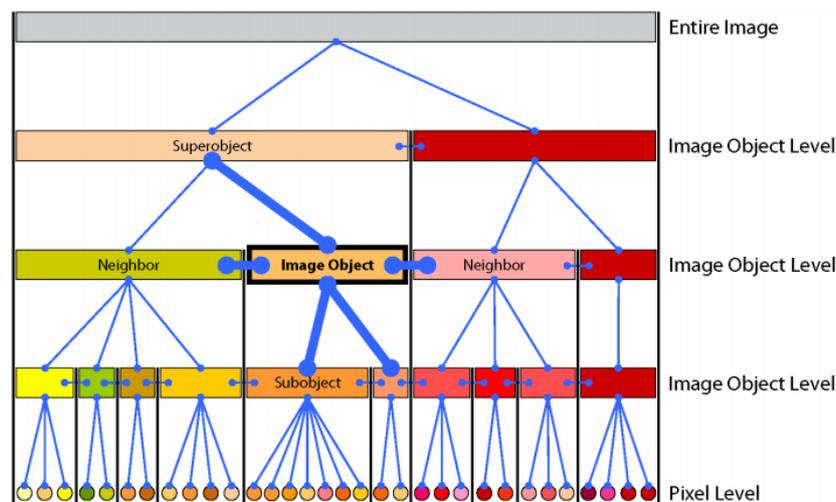


Abb. 5 Objekthierarchie in eCognition Developer. Jedes Objekt ist mit seinen Nachbar-, Super- so-wie Subobjekten verbunden.

Für diese Arbeit wurde zur Segmentierung die Methode der *Multiresolution Segmentation* verwendet. Dabei werden Einzelpixel aufgrund bestimmter Homogenitätskriterien ihrer spektralen Signatur entsprechend zu Pixelgruppen (Segmenten) zusammengefasst. Schrittweise werden dabei kleine Objekte zu immer größeren Objekten verbunden, bis die vom Anwender definierten Abbruchkriterien Größe, Form und spektrale Ähnlichkeit erreicht werden. Somit sollen spektral homogene und von der Form her sinnvolle Objekte generiert werden.

Um zu vermeiden, das Größenabbruchkriterium der Segmentierung durch systematisches Testen eruieren zu müssen, wurde das ESP-Tool (*Estimation of Scale Parameters*, DRAGUT et al., 2010) eingesetzt, mit dessen Hilfe die optimalen Scale-Parameter approximativ ermittelt werden können.

2.2.2. Klassifikation des Satellitenbildes

Für die Klassifikation des Satellitenbildes wurde ein objektbasierter Ansatz gewählt, bei dem nicht nur spektrale Informationen, sondern auch Form-, Texturmerkmale und Nachbarschaftsbeziehungen zur Verfügung stehen. Der erste Schritt der Klassifikation bestand in der Ausweisung von Straßen. Da ein detailliertes Straßennetz nur schwer anhand des vorliegenden Satellitenbildes abgeleitet werden konnte, wurde der aufbereitete, gepufferte Straßendatensatz (siehe Kapitel 2.1.2) in die Klassifikation integriert. Dazu wurden die Straßen in den Segmentierungsprozess einbezogen, um die Objektgrenzen der Straßen übernehmen zu können, und anschließend wurden jene Objekte, die sich räumlich mit dem Straßendatensatz überlagerten, dementsprechend klassifiziert.

Für die Ausweisung der weiteren Klassen waren neben den spektralen Werten der einzelnen Kanäle v. a. die Vegetationsindizes *RVI* (*Ratio Vegetation Index*) und *NDVI* (*Normalized Differenced Vegetation Index*) von großer Hilfe. Beide Indizes setzen sich aus dem Verhältnis des roten Spektralkanals mit jenem des nahen Infrarots (NIR) zusammen. Der Wellenlängenbereich des nahen Infrarots eignet sich sehr gut zur Bestimmung des Vegetationszustandes, wobei gesunde Vegetation ein Reflexionsmaximum aufweist und abgestorbene oder vegetationsfreie Oberflächen im Gegensatz dazu sehr geringe Reflexionswerte haben.

Beim *RVI* wird die Reflexion des nahen Infrarots durch die des roten Spektralbereichs dividiert (vgl. Formel 1).

$$RVI = \frac{NIR}{Rot}$$

<i>RVI</i>	→	Ratio Vegetation Index
<i>NIR</i>	→	Kanal im Spektralbereich des Nahen Infrarots
<i>Rot</i>	→	Kanal im roten Spektralbereich

Formel 1 Berechnung des *RVI*

Der *NDVI* ergibt sich ebenfalls aus dem Verhältnis des roten Spektralkanals mit jenem des nahen Infrarots (NIR) und wird folgendermaßen berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

<i>NDVI</i>	→	Normalized Differenced Vegetation Index
<i>NIR</i>	→	Kanal im Spektralbereich des Nahen Infrarots
<i>Rot</i>	→	Kanal im roten Spektralbereich

Formel 2 Berechnung des *NDVI*

Der Wertebereich des *NDVI* liegt zwischen -1 und +1, wobei negative Zahlen tote bzw. nicht vorhandene Vegetation bedeuten und positive Werte auf intakte, vitale Pflanzen hindeuten.

Die räumliche Auflösung der SPOT-Satellitenbildszene mit 5 m reicht nicht aus, um kleinere Grünflächen von bebauten Flächen (z. B. Einfamilienhaus und Garten) zu unterscheiden. Um dennoch eine möglichst realitätsnahe Analyse der Grünstrukturen zu erreichen und so eine optimale Grundlage für die Bewertung

der Wohnstandortattraktivität liefern zu können, wurden die verbauten Flächen in zwei Klassen eingeteilt: *Versiegelt*, was sich auf stark verbaute Flächen, wie sie in Gewerbegebieten oder in einer Innenstadt vorkommen, bezieht und *offene Verbauung*. In letztere Klasse fallen in erster Linie Objekte wie Wohnanlagen mit Gärten, welche teilweise versiegelt sind und dennoch einen gewissen Grünanteil aufweisen. Zur Klassifikation dieser Objekte wurden zunächst auf einem sehr hohen Objektlevel (sehr grobe Segmentierung) Ortschaften, Flächen u. ä. als *Städtisches Gebiet* klassifiziert. Um innerhalb dieser Klasse zwischen offener Verbauung und stark versiegelten Flächen unterscheiden zu können, wurde in erster Linie der *NDVI* herangezogen.

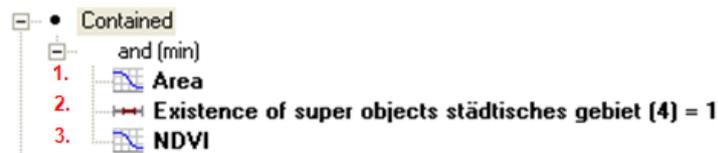


Abb. 6 Klassendefinition von Offener Verbauung in eCognition. (1) Da es sich bei dieser Klasse um relativ kleine Objekte handelt, kam der Flächenparameter *Area* zum Einsatz, der die Fläche für jedes Objekt in m² angibt. (2) Verknüpfung zur Klasse *Städtisches Gebiet*, die auf einem höheren Objektlevel abgegrenzt wurde. (3) Unter die Klasse *Städtisches Gebiet* fallen Objekte mit einem *NDVI* von $<0,2$, die im ersten Schritt als offene Verbauung klassifiziert werden, um sie von Grünflächen zu differenzieren. In einem späteren Schritt werden jene Objekte von offener Verbauung mit einem *NDVI* von $<-0,2$ als *Versiegelt* klassifiziert.

Das Digitale Höhenmodell diente in erster Linie zur Unterscheidung von versiegelten Flächen und offenen Felsen, da diese sehr ähnliche spektrale Werte besitzen. Letztere findet man zwar auch im Stadtgebiet Salzburgs (z. B. Mönchsberg, Kapuzinerberg), doch sind diese im Satellitenbild auf Grund des Aufnahmewinkels nicht zu identifizieren. Somit wurde eine Regel erstellt, womit die Klasse *Fels* auf Höhen von 900 m und darüber eingegrenzt wurde.

Das Höhenmodell wurde darüber hinaus auch bei der Klassifikation von Waldtypen eingesetzt, da ab einer Höhe von 1.300 m das Vorkommen von Laubwäldern sehr unwahrscheinlich ist. In tieferen Lagen wurde zur Unterscheidung der Waldtypen v. a. das in eCognition bereitgestellte *Feature brightness* verwendet, das aus allen Spektralkanälen die durchschnittliche Intensität eines Objektes berechnet. Letzteres wurde auch zur Klassifikation von Gewässern verwendet, die sehr geringe Helligkeitswerte aufweisen (vgl. hierzu Abb. 3).

Neben spektralen Eigenschaften (Mittelwerte, Standardabweichungen, Ratios) wurden für viele Klassen auch unterschiedliche Formparameter und Nachbarschaftsbeziehungen angewendet, um in erster Linie Fehlklassifikationen zu eliminieren.

Die Klassifikation wurde vorwiegend mittels des Konzepts der *Fuzzy-Logic* durchgeführt, bei dem berücksichtigt wird, dass in der Natur selten scharfe Grenzen existieren. Die Beschreibung der einzelnen Klassen erfolgt dabei über verschiedene Features (spektrale Eigenschaften, Formparameter, Nachbarschaftsbeziehungen), für die unterschiedliche mathematische Funktionen, so genannte *Membership Functions* (Zugehörigkeitsfunktionen) (z.B. scharfe/unsharp Grenzen, Abdeckung/Ausschluss bestimmter Wertebereiche) vom Anwender festgelegt werden (vgl. Abb. 7). Der Wertebereich zwischen dem linken und rechten festzulegenden Grenzwert ist „fuzzy“ und gibt den Grad der Zugehörigkeit eines Objektes zu einer potentiellen Klasse zwischen 0 und 1 an (BLASCHKE, 2003).

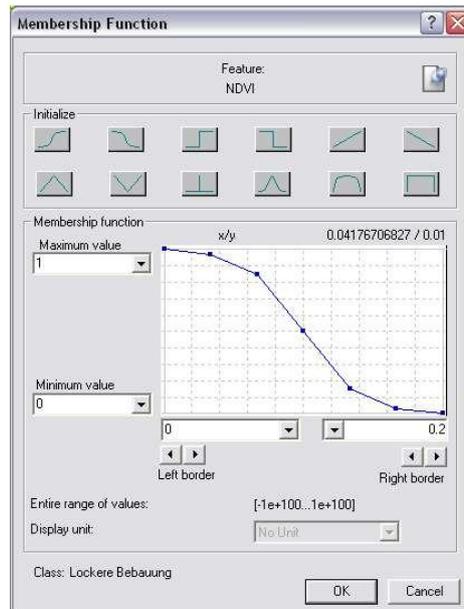


Abb. 7 Beispiel für eine *Membership Function*

Insgesamt konnten 15 Klassen identifiziert und klassifiziert werden, davon 10 unterschiedliche Klassen von Grünstrukturen:

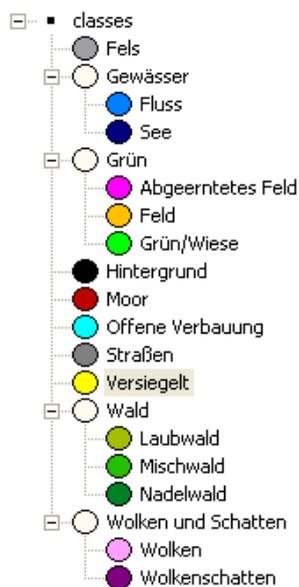
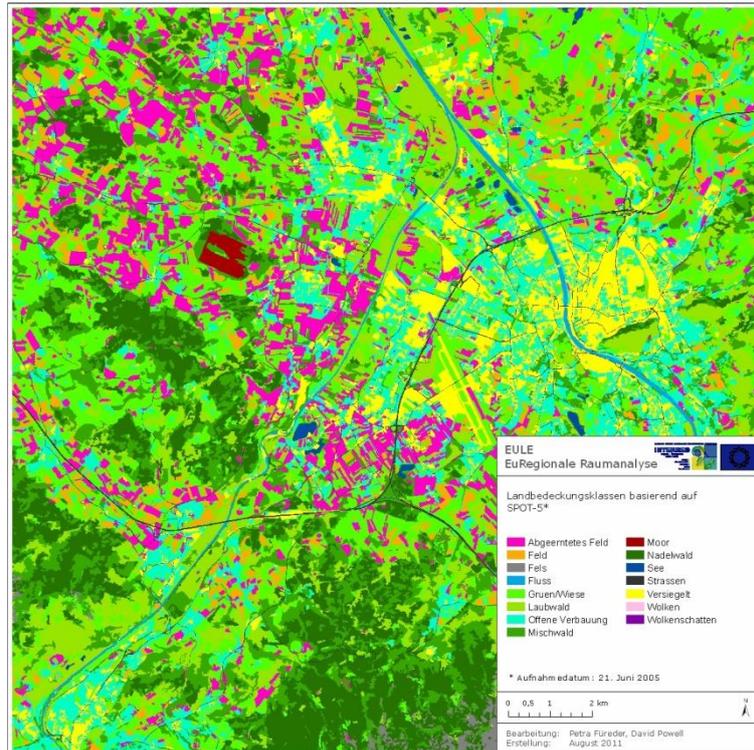


Abb. 8 Klassenhierarchie der 15 ausgewiesenen Klassen in eCognition. Durch die Hierarchie werden Eigenschaften von übergeordneten Klassen zu ihren Subklassen weitervererbt.



Karte 1 Klassifikationsergebnis der SPOT-Daten (2005)

2.2.3. Überprüfung der Klassifikationsgenauigkeit

Klassifikationen von Fernerkundungsdaten können nie fehlerfrei sein. Daher ist eine qualitative Überprüfung einer Klassifikation notwendig, die die Aussagekraft des Ergebnisses evaluiert und die Verlässlichkeit der Klassifikation angibt (vgl. JENSEN, 2005)

Aus diesem Grund wurde eine Überprüfung der Genauigkeit der Klassifikation mit Hilfe der Software Erdas IMAGINE 2010 durchgeführt². Dazu wurde punktbasiert das Klassifikationsergebnis mit Referenzdaten - mittels GPS-Kamera aufgenommene Punkte sowie auf dem Satellitenbild zufällig verteilte und visuell interpretierte Punkte – verglichen (siehe Tab. 3). Die Auswertung ergab eine Gesamtgenauigkeit von 83,33 % (*Kappa*: 0,81).

Klassenname	Anzahl Referenz	Anzahl Klassifikation	Anzahl korrekt klassifiziert	Producer's Accuracy	User's Accuracy
Abgeerntetes Feld	30	28	23	76,67%	82,14%
Feld	30	30	26	86,67%	86,67%
Fels	30	30	30	100%	100%
Gewässer	30	25	25	83,33%	100%
Grün/Wiese	30	26	21	70%	80,77%
Offene Verbauung	30	27	18	60%	66,67%
Versiegelt	30	35	27	90%	77,14%
Wald	30	39	30	100%	76,92%

Tab. 3 Auswertung der Genauigkeitsabschätzung des Klassifikationsergebnisses der SPOT-5 Daten

Interessant sind vor allem die *Producer's* sowie *User's Accuracy*. Ersteres gibt an, wie viel Prozent einer Klasse richtig klassifiziert wurden, während *User's Accuracy* anzeigt, wie sehr die Klassifikation die Realität widerspiegelt. Am Beispiel *Versiegelt* bedeutet dies, dass 90 % der versiegelten Flächen richtig erfasst und klassifiziert wurden (*Producer's Accuracy*), während 77,14 % der klassifizierten Objekte *Versiegelt* auch in Wirklichkeit versiegelt sind (*User's Accuracy*).

Man darf dabei nicht außer Acht lassen, dass hier ein objektbasierter Ansatz mittels Punkten validiert wird. *Offene Verbauung*, die sich aus einer Mischung von verbauten Gebieten und Grünflächen zusammensetzt, kann als solche nur als Objekt erfasst werden, nicht anhand einzelner Pixel. Kleine Baumgruppen würden pixelbasiert als Bäume und nicht als offene Verbauung klassifiziert werden, dementsprechend ist es auch im Zuge der Genauigkeitsabschätzung, bei der man die Objektgrenzen nicht kennt, schwierig, diese Pixel „richtig“ zu bewerten. Somit überraschen auch die relativ niedrigen Werte dieser Klasse wenig.

Die Kreuztabelle (*Error Matrix*, siehe Anhang I) schlüsselt das Ergebnis der Genauigkeitsabschätzung genau auf und lässt erkennen, mit welchen Klassen es Überschneidungen gibt.

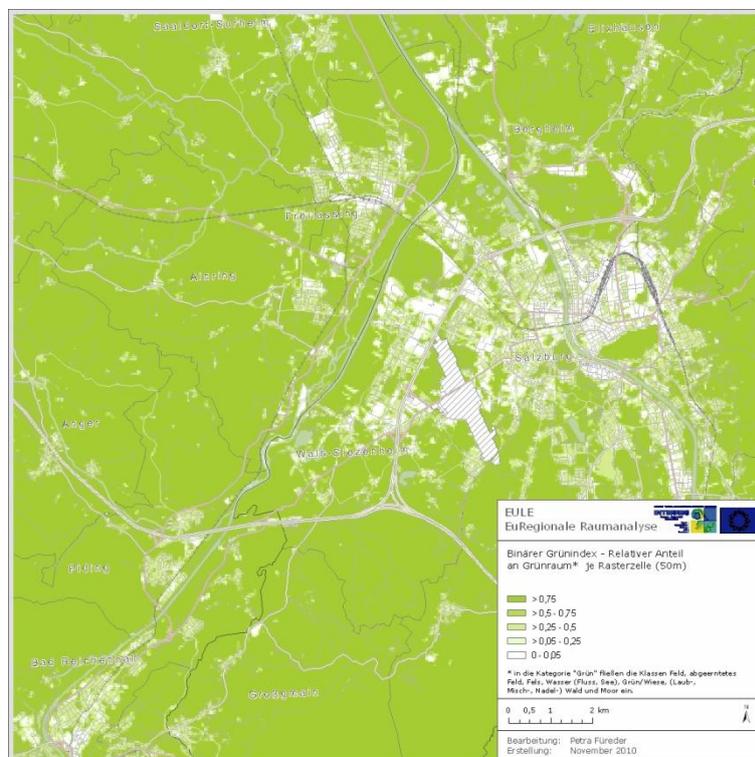
² Die Klassen *Straßen* und *Moor* wurden von der Validierung exkludiert, da erstere nur mittels eines bereits vorhandenen Datensatzes und letztere manuell klassifiziert wurden.

2.2.4. Berechnung der Grünindizes

Für die Ermittlung der Grünindizes wurde das Klassifikationsergebnis auf ein 50 x 50 m Raster übertragen und im ersten Schritt für jede Rasterzelle der relative Flächenanteil jeder Klasse berechnet (binärer Grünindex, GI). Aufbauend auf diesem Ergebnis wurde der gewichtete Grünindex berechnet.

2.2.5. Binärer Grünindex (GI)

Dieser Index gibt den relativen Anteil von Grünstrukturen wider und sagt damit aus, wie „grün“ eine Rasterzelle ist. Hierfür wurde das Klassifikationsergebnis in ein binäres Schema überführt: Die Klassen *Abgeerntetes Feld*, *Feld*, *Fels*, *Gewässer (Fluss, See)*, *Grün/Wiese*, (*Laub-, Misch-, Nadel-*)*Wald* und *Moor* wurden als „grün“ eingestuft, da sie – auch wenn nicht jede von ihnen generell zu den Grünstrukturtypen gezählt werden würde – wesentlich zur Steigerung der Attraktivität eines Wohnstandortes beitragen. So werden etwa Wasserflächen von der Bevölkerung als wesentlicher Bestandteil des städtischen Grüns wahrgenommen, was auch im Rahmen der Umfrage bestätigt wurde. Die Klassen *Straßen* und *Versiegelt* wurden als „nicht grün“ eingestuft. Die Klasse *offene Verbauung*, die sich sowohl aus versiegelten als auch grünen Flächen zusammensetzt wurde speziell behandelt: Ausgehend von der Annahme, dass ein Objekt dieser Klasse zu einer Hälfte versiegelt, zur anderen Hälfte vegetationsbedeckt ist, floss der halbe Flächenanteil von offener Verbauung pro Rasterzelle in die Berechnung des Index zur Kategorie „grün“ mit ein. Mittels dieses Schemas wurde der relative grüne Flächenanteil pro Rasterzelle berechnet. Um den Effekt von Randzellen auszugleichen, wurde nicht die gesamte theoretische Flächengröße pro Rasterzelle (2.500 m²) in die Berechnung einbezogen, sondern immer nur die Gesamtfläche der pro Zelle vorkommenden Klassen.



Karte 2 Binärer Grünindex (GI), der den relativen Flächenanteil an „grün“ pro Rasterzelle (50x50 m) darstellt, basierend auf SPOT-Daten (2005)

Aus den Ergebnissen kann man die urbanen Zentren der Masterplanregion (Salzburg, Freilassing, Bad Reichenhall, Laufen/Oberndorf, Eugendorf, Elixhausen, Bergheim) deutlich erkennen. In der Stadt Salzburg selbst stechen die Stadtberge als Grünoasen sowie ein deutlicher Unterschied zwischen dem stark verbauten Schallmoos/Neustadt und dem „grünen“ Morzg hervor. Ebenfalls auffällig ist, dass sich die Gebiete mit den höchsten Grünwerten meist in höheren Lagen (südöstlich der Stadt Salzburg, Untersberg, Hochstauden) und entlang der Salzach befinden.

2.2.6. Gewichteter Grünindex (GI_w)

Um den subjektiven Grüneindruck der Bevölkerung besser widerspiegeln zu können, wurden die einzelnen Klassen aus ökologischer Sicht aber auch entsprechend deren Bedeutung als Erholungs- und Freizeitflächen gewichtet. Die Gewichtung (Wertebereich von 0 bis 5) orientiert sich an einer Umfrage des Instituts für Integrative Stadt- und Regionalentwicklung (IISR), durchgeführt in den Monaten Juni und Juli des Jahres 2005, bei der 128 Probanden unterschiedliche Grünstrukturtypen nach deren persönlicher Relevanz bewerteten (vgl. HÖLBLING, 2006 und siehe Tab. 4). Für die Klassen *Fels*, *Moor* und *offene Verbauung*, die nicht Bestandteil der Umfrage waren, wurden selbst gewählte Gewichte vergeben.

Der Wertebereich der Gewichte von 0 bis 5 wurde mittels linearer Interpolation auf den Wertebereich 0 bis 1 normiert:

$$gl = \frac{gl_{max} - gl_{min}}{gE_{max} - gE_{min}} (gE - gE_{min}) + gl_{min}$$

gl → interpolierter Wert

gE → Eingangswert

Formel 3 Lineare Interpolation zur Berechnung der Gewichtungsfaktoren

Klasse	Gewicht	Gewichtungsfaktor
Feld/abgeerntetes Feld	2,3	0,46
Fels	2	0,4
Moor	4	0,8
(Laub-, Misch-, Nadel-) Wald	4,1	0,82
Wiese	3,6	0,72
Gewässer (Fluss, See)	4	0,8
Offene Verbauung	1	0,2
Straßen	0	0
Versiegelt	0	0

Tab. 4 Gewichte und auf den Wertebereich 0-1 transformierte Gewichtungsfaktoren der einzelnen Klassen³ für die Berechnung des GI_w 2005

Zu beachten gilt, dass der Maximalwert der Gewichte nur 4,1 beträgt, weshalb in Folge auch der Maximalwert der Gewichtungsfaktoren nicht bis 1 reicht, sondern nur bis 0,82.

³ Wolken und Wolkenschatten wurden in dieser Berechnung als *NoData* behandelt und von der Fläche der jeweiligen Rasterzellen abgezogen.

Das Ergebnis des gewichteten Grünindex wurde im Anschluss noch geglättet, um großflächig die Qualität der Grünflächen schneller einstufen zu können (siehe Karte 4). Dazu wurden die Werte im Umkreis von 300 m pro Rasterzelle einbezogen und daraus der Mittelwert generiert.



Karte 4 Gewichteter Grünindex je Rasterzelle (50x50 m) unter Einbezug des Wohnumfeldes (r=300 m), basierend auf SPOT-Daten (2005)

3. Klassifikation von Grünstrukturen in der Stadt Salzburg und im nahen Umland mit WorldView-2 Daten

3.1. Untersuchungsgebiet

Für die Berechnung des Grünindex wurde das Untersuchungsgebiet auf die Stadt Salzburg und ihre unmittelbare Umgebung inkl. der Stadt Freilassing und Mitterfelden (Westen) bzw. den Vororten Bergheim (Norden) und Anif (Süden) begrenzt.

3.2. Datenaufbereitung

Zur Ermittlung des Grünindex für das Jahr 2010 wurden folgende Daten verwendet:

- WorldView-2 Satellitenbildszene, aufgenommen am 11. September 2010, 10:12 Uhr
- Luftbilder, bereitgestellt vom Salzburger Geographischen Informationssystem (SAGIS), aufgenommen am 9. Juni 2010

3.2.1. WorldView-2 Satellitenbildszene

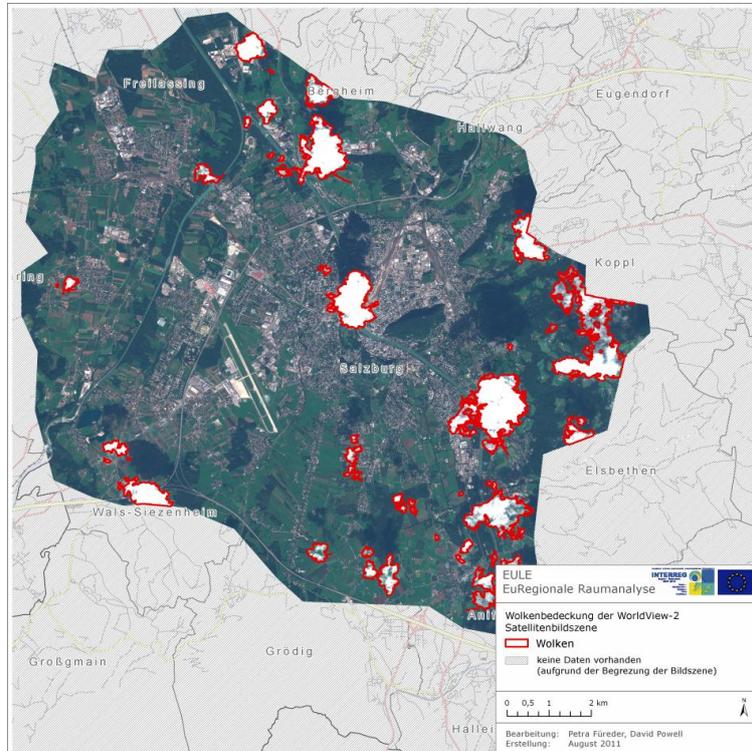
Für die Analyse der Stadt Salzburg und des nahen Umlands wurde ein WV-2 Satellitenbildszene bestellt. Der Satellit WorldView-2, welcher im Januar 2010 in Betrieb ging, ist momentan der wohl fortschrittlichste unter den hochauflösenden Fernerkundungssensoren für zivilen Gebrauch. Verglichen mit SPOT-5 verspricht er noch genauere und qualitativ hochwertigere Analysen.

Die Bodenauflösung beträgt 2 m im multispektralen und 0,5 m im panchromatischen Spektralbereich. Die hohe Auflösung ermöglicht eine präzise Extraktion von Objekten, was das Hinzufügen eines Straßendatensatzes, wie bei den Analysen mit SPOT-5, überflüssig macht. Eine Neuigkeit bei WV-2 ist die Aufnahme von Spektralinformation in acht verschiedenen Kanälen. Dies, kombiniert mit der hohen räumlichen Auflösung und einer hohen Farbtiefe, verspricht hochqualitative Analysen.

Kanal	Bodenauflösung	Wellenlänge (nm)
Panchromatisch	0,5 m	450 – 800
„Coastal Blue“	2 m	400 – 450
Blau	2 m	450 - 510
Grün	2 m	510 – 580
Gelb	2 m	585 – 625
Rot	2 m	630 – 690
„Red-Edge“	2 m	705 – 745
Nahes Infrarot 1	2 m	770 – 895
Nahes Infrarot 2	2 m	860 - 1040

Tab. 5 Spektralkanäle des WV-2 Sensors

Das WV-2 Satellitenbild von Salzburg wurde am 11. September 2010 aufgenommen und weist eine Wolkenbedeckung von 6,7 % auf (siehe Karte 5). Da für die von Wolken verdeckten Gebiete keine Grünstrukturen abgeleitet werden können, wurden diese Bereiche mit Luftbildern der aktuellen Befliegung (Juni 2010) ersetzt. Die Analyse der von den Wolken geworfenen Schatten konnte hingegen mit dem Satellitenbild durchgeführt werden, bei dem aufgrund der hohen Farbtiefe auch in Schattenbereichen noch ausreichend genaue Klassifikationsergebnisse erzielt werden können.



Karte 5 Wolkenbedeckung der WorldView-2 Aufnahme

Das WV-2 Satellitenbild lag noch im Rohzustand vor (GeoTIFF Format) und musste für die kommenden Analysen zunächst bearbeitet werden.

Pansharpening

Beim Pansharpening werden das Multispektralbild und das Pan-Bild fusioniert, um die Vorteile von beiden Bildern – hohe räumliche vs. hohe spektrale Auflösung - nutzen zu können (vgl. Kapitel 2.1.1). Hierfür wurde, wir beim SPOT-5 Satellitenbild, die „Modified IHS Resolution Merge“ - Methode gewählt, welche ein sehr zufriedenstellendes Ergebnis lieferte (siehe Abb. 10).

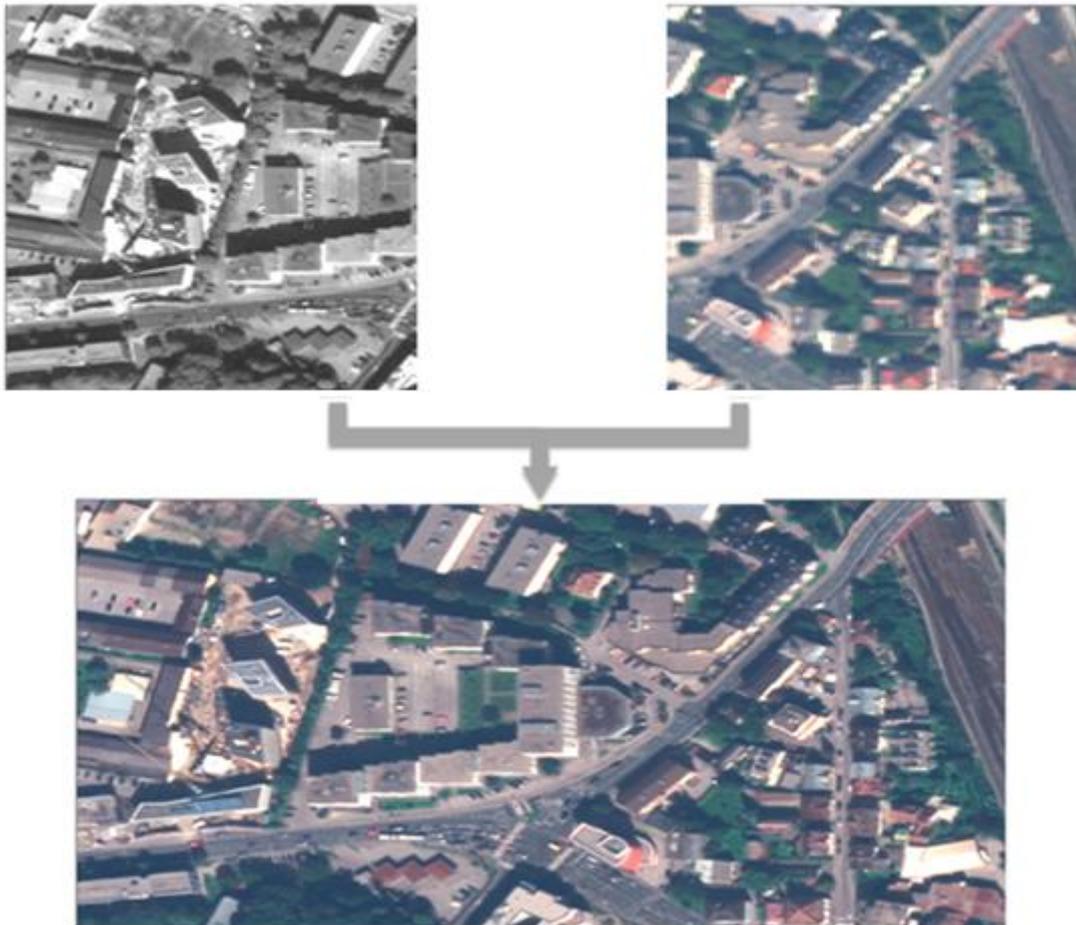


Abb. 10 Ergebnis des Pansharpenings des WV-2 Satellitenbilds (Echtfarbendarstellung - Kanäle 5, 3, 2)

Orthorektifikation

Die Grundprinzipien der Orthorektifikation wurden bereits in Kapitel 2.1.1 erwähnt. Die Orthorektifikation der WV-2 Satellitenbildszene wurde durch ein RPC (*Rational Polynomial Coefficient*) – File, welches Informationen über die Position des Sensors während der Aufnahme enthält, erleichtert. Dieses File kann bei der Orthorektifikation verwendet werden, wodurch weniger GCP benötigt werden. In diesem Fall genügten 24 Punkte, wobei die Mehrheit der Punkte im Osten des Untersuchungsgebiets (Richtung Gaisberg) gesetzt wurde, da hier die Verzerrung durch das Relief am größten war. Die für die Entzerrung benötigten GCP konnten zur Gänze dem SAGIS entnommen werden. Da die räumliche Auflösung des DHM von SRTM in diesem Fall zu ungenau ist, wurde ein Höhenmodell mit einer Auflösung von 1 m verwendet (aufgrund begrenzter räumlicher Abdeckung konnte dieses nicht für das SPOT-5 Bild verwendet werden).

3.2.2. Luftbilder

Die Wolkenbereiche im WV-2 Satellitenbild, die keine Klassifizierung von Grünstrukturen zulassen, wurden mit Luftbildern aufgefüllt. Die Luftbilder mit drei spektralen Kanälen (Blau, Grün, Rot) und einer Bodenauflösung von 0,1 m wurden von SAGIS ebenfalls im Rohzustand, also ohne Georeferenzierung, zur Verfügung gestellt. Insgesamt 37 Luftbilder wurden benötigt, um die Wolkenbereiche abzudecken. Ähnlich wie bei dem

Satellitenbild mussten bei der Georeferenzierung in den Bereichen mit stärkeren Reliefunterschieden (Gaisberg, Mönchsberg) mehr GCP gesetzt werden.

Nach der Georeferenzierung wurden sämtliche Luftbilder zu einem einzigen Bild mosaikiert und danach auf die Wolkenbereiche des Satellitenbilds zurechtgeschnitten. Die aus dem WV-2 Bild generierte Wolkenmaske (siehe Karte 5) wurde mit einem 20 m Puffer vergrößert, um die von den Wolken beeinflussten Randbereiche ebenfalls mit Luftbildern abzudecken. Um die Segmentierung des Mosaiks in eCognition zu beschleunigen wurde das Luftbildmosaik auf die Auflösung der WV-2 Szene resampled (0,5 m). Sämtliche Klassifizierungsparameter wurden jedoch vom Original (0,1 m) abgeleitet.

3.3. Klassifikation

Zunächst wurden von dem WV-2 Satellitenbild Masken für die Wolken- sowie Wolkenschattenbereiche abgeleitet. Aufgrund unterschiedlicher spektraler Reflektionen in Sonnen- und Schattenbereichen, wurden im ersten Schritt nur die sonnenbelichteten Bereiche (engl. „sunlit areas“, abgekürzt SLA) analysiert und danach die Wolkenschattenbereiche (engl. „cloud shadow areas“, abgekürzt CSA). Jene Bereiche, die im Satellitenbild von Wolken bedeckt waren, wurden anhand der Luftbilder klassifiziert. Zu guter Letzt wurden alle drei Klassifikationen zu einem Gesamtergebnis zusammengefügt.

3.3.1. Analyse des Satellitenbilds

Sowohl für das Satellitenbild als auch für die Luftbilder wurde ein objektbasierter Ansatz gewählt (vgl. Kapitel 2.2).

Durch die acht spektralen Kanäle des WV-2 bot es sich an, verschiedene Indizes zu verwenden, welche die Klassifikation maßgeblich erleichtern:

NDVI

Das Prinzip des NDVI wurde bereits in Kapitel 2.2.2 (vgl. Formel 2) erklärt. Im Unterschied zu SPOT-5 deckt WV-2 das NIR mit zwei Kanälen ab, womit theoretisch mehrere Möglichkeiten zur Berechnung des NDVI zur Verfügung stehen. Letztendlich stellte sich die Verwendung des NIR2 als am effektivsten heraus.

$$NDVI = \frac{NIR2 - Rot}{NIR2 + Rot}$$

<i>NDVI</i>	→	Normalized Differenced Vegetation Index
<i>NIR2</i>	→	Kanal im Spektralbereich des Nahen Infrarots
<i>Rot</i>	→	Kanal im roten Spektralbereich

Formel 4 Berechnung des *NDVI* mit WV-2

MSAVI

Der *Modified Soil-Adjusted Vegetation Index* ist ein fortgeschrittener Index, welcher versucht, die Reflexion des Bodens von jener der Vegetation zu trennen. Er ist ebenfalls sehr hilfreich bei der Extraktion von Vegetation und half bei der Unterscheidung zwischen versiegelten Flächen und brachliegenden Feldern. Auch hier wurde der NIR2-Farbkanal verwendet.

$$MSAVI = \frac{2 * NIR2 + 1 - \sqrt{(2 * NIR2 + 1)^2 - 8(NIR2 - Rot)}}{2}$$

MSAVI → Modified Soil-Adjusted Vegetation Index

NIR2 → Kanal im Spektralbereich des Nahen Infrarots

Rot → Kanal im roten Spektralbereich

Formel 5 Berechnung des *MSAVI*

NDWI

Der *Normalized Differenced Water Index* ist dem *NDVI* sehr ähnlich, jedoch wird er verwendet, um Wasserflächen zu extrahieren. Hierbei nutzt man die Eigenschaft, dass Wasser im Bereich des „Coastal Blue“ sehr stark, und im NIR sehr gering reflektiert.

$$NDWI = \frac{Coastal\ Blue - NIR2}{Coastal\ Blue + NIR2}$$

NDWI → Normalized Differenced Water Index

NIR2 → Kanal im Spektralbereich des Nahen Infrarots

Coastal Blue → Kanal im blauen Spektralbereich

Formel 6 Berechnung des *NDWI*

Objekte können einen *NDWI* von -1 bis +1 besitzen, wobei höhere Werte auf Wasser hindeuten. Die Ergebnisse des *NDWI* sind erstaunlich gut, womit man nur wenige zusätzliche Parameter zur Extraktion von Seen, Flüssen und Swimming Pools benötigt.

Die gesamte Klassifikation sollte auf einer im Jahr 2005 durchgeführten Grünindexberechnung basieren, bei der ein QuickBird-Satellitenbild analysiert wurde (vgl. HÖBLING, 2006). Aufgrund der unterschiedlichen Sensoren sowie Aufnahmezeit (QuickBird: Juni; WV-2: September) mussten sämtliche Spektralwerte angepasst werden. Allerdings konnte die entwickelte Klassenhierarchie, mit Ausnahme der Schattenklassen, welche in Wolkenschatenbereichen kaum vorkommen, komplett übernommen werden⁴.

Insgesamt konnten 13 Klassen identifiziert und klassifiziert werden:

⁴ Auf eine Unterscheidung von Waldtypen, wie sie bei der SPOT-Klassifikation für die Masterplanregion vorgenommen wurde, wurde verzichtet, da (i) in der Klassifikation von HÖBLING (2006) ebenfalls nur eine Waldklasse ausgewiesen wurde und (ii) in diesem Untersuchungsgebiet Großteils Mischwälder vorkommen; andere Waldtypen haben einen zu vernachlässigenden Anteil.

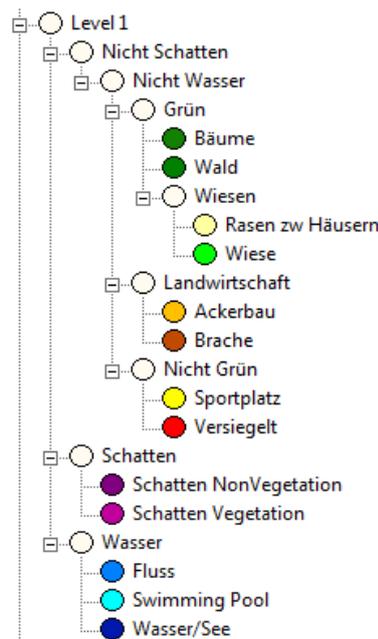
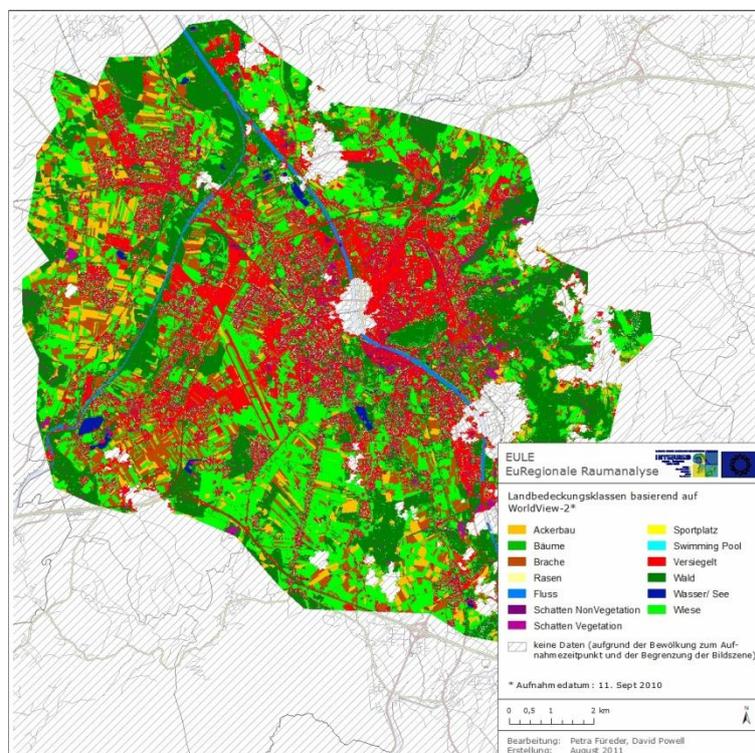


Abb. 11 Klassenhierarchie der WV-2 Klassifikation

Es wurde zum Ziel gesetzt, denselben Regelsatz für SLA und CLA des Satellitenbildes zu verwenden. Dabei galt die Annahme, dass der Schatten wie ein linearer Filter des Lichts funktioniert und somit in beiden Bereichen dieselben relativen Wertebereiche zutreffen. Daher wurden statt absoluten Spektralwerten relative Spektralwerte zur Klassifikation verwendet. Es stellte sich heraus, dass diese Mutmaßung nur eingeschränkt zutrifft. Zwar konnten sowohl Klassenhierarchie als auch zum Teil die Spektralwerte übernommen werden, Letztere mussten jedoch teilweise geändert bzw. mit anderen Werten ersetzt werden, um auch in den Wolkenschattenbereichen ein gutes Klassifikationsergebnis zu erhalten.

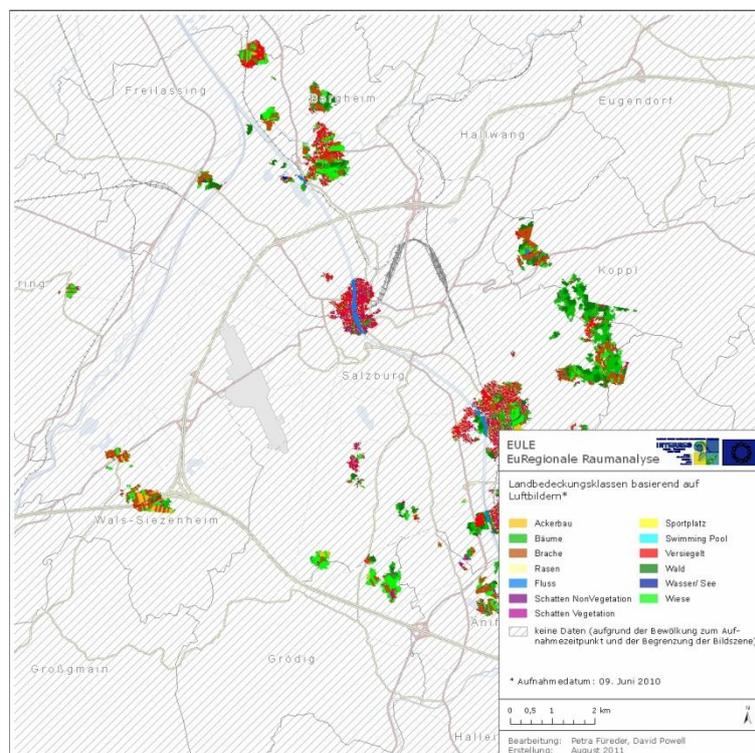


Karte 6 Klassifikationsergebnis des WV-2 Satellitenbildes

3.3.2. Analyse der Luftbilder

Bei der Klassifikation der Luftbilder wurde dieselbe Klassenhierarchie wie bei der Klassifikation des WV-2 Bildes verwendet. Allerdings beinhaltet das Bildmaterial nur drei Farbkanäle (Rot, Grün, Blau), wodurch eine Anwendung von Vegetationsindizes, die Informationen über das NIR heranziehen, nicht möglich war. Diese Einschränkung machte die Klassifikation der Luftbilder wesentlich aufwändiger verglichen zur Satellitenbildszene. Um dennoch ein gutes Klassifikationsergebnis zu erzielen, wurden weitere in eCognition implementierte Features verwendet, wodurch hinsichtlich der Genauigkeit ein zufriedenstellendes Ergebnis erzielt werden konnte (siehe Kapitel 3.3.3):

- **Ratio:** Die Menge, die ein Farbkanal zur Helligkeit eines Objekts beiträgt.
- **HSI-Features:** Hier wird der RGB-Farbbereich in das Hue – Saturation – Intensity - Farbschema⁵ konvertiert. Somit können Helligkeit, Farbsättigung und Farbton einzelner Bildobjekte zur Klassifikation verwendet werden.
- **Texturparameter:** eCognition bietet eine Reihe an verschiedenen Parametern, um die Textur von Objekten zu messen.



Karte 7 Klassifikationsergebnis der Luftbilder

3.3.3. Kombination der Klassifikationsergebnisse

Sämtliche Klassifikationsergebnisse wurden nun zu einem Gesamtergebnis zusammengefügt. Zunächst wurden die Analysen von SLA und CSA in einem automatisiertem Prozess kombiniert, danach wurde die Klassifikation der Luftbilder in einem separaten Schritt hinzugefügt.

⁵ Hue = Farbton; Saturation = Farbsättigung; Intensity = Helligkeit.

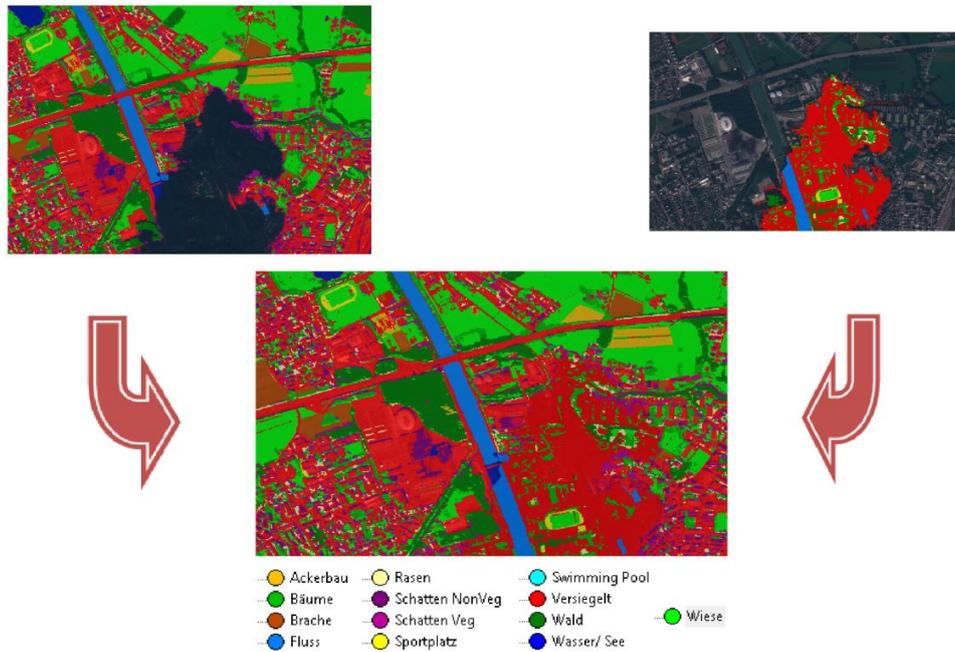


Abb. 12 Beispielhafte Darstellung der Kombination von Klassifikationsergebnissen. Hier werden Bereiche von SLA und CSA miteinander kombiniert.

Da, wie bereits erwähnt, beim Zurechtschneiden der Luftbilder ein 20 m Puffer angewandt wurde, gibt es Überschneidungsbereiche der Klassifikationsergebnisse an den Rändern der Wolken. Hier ist anzumerken, dass kleine Wolkenschwaden, welche bei der Maskierung der Wolken nicht erfasst wurden, Fehlklassifikationen bei der Analyse des WV-2 Bildes zur Folge hatten und die Wolkenschwaden durchgehend als Versiegelt klassifiziert wurden (siehe Abb. 13). Deshalb wurde in diesem Fall die Klassifikation der Luftbilder auf das Endergebnis übertragen.

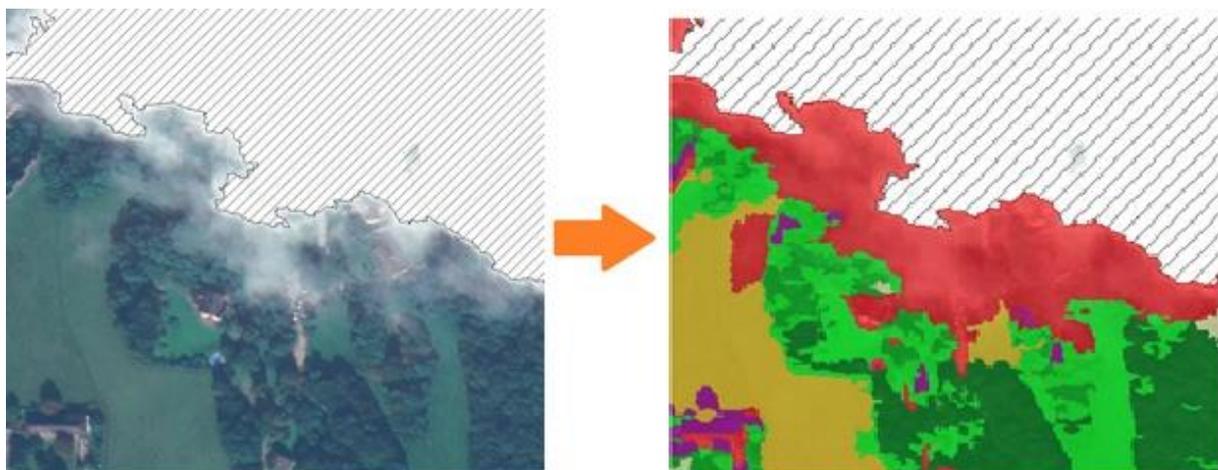


Abb. 13 Fehlklassifikation (Wolkenschwaden fälschlicherweise als Versiegelt – in rot dargestellt – klassifiziert) durch nicht ausmaskierte Wolkenschwaden.

3.3.4. Überprüfung der Klassifikationsgenauigkeit

Eine Genauigkeitsabschätzung wurde für die Klassifikation der Nicht-Schattenbereiche (SLA) bzw. Wolkenschattenbereiche (CSA) des Satellitenbildes sowie für die durch die Luftbilder abgedeckten Wolkenbereiche separat überprüft. Zusätzlich wurde auch die Klassifikationsgenauigkeit des Gesamtergebnisses durchgeführt. Dafür wurden zufällig verteilte Punkte visuell interpretiert und mit dem Klassifikationsergebnis verglichen.

Für die SLA des Satellitenbildes wurden 400 Zufallspunkte mit einem Minimum von 10 Punkten pro Klasse generiert. Die Auswertung ergab eine Gesamtgenauigkeit von 92,5% (Kappa = 0,9147).

Klassenname	Anzahl Referenz	Anzahl Klassifikation	Anzahl korrekt klassifiziert	Producer's Accuracy [%]	User's Accuracy [%]
Ackerbau	27	26	24	88,89	92,31
Bäume	30	27	25	83,33	92,59
Brache	32	29	26	81,25	89,66
Fluss	13	13	13	100	100
Rasen zw. Häusern	16	15	14	87,50	93,33
Schatten NonVeg	19	17	17	89,47	100
Schatten Veg	27	25	23	85,19	92
Sportplatz	8	10	8	100	80
Swimming Pool	10	10	10	100	100
Versiegelt	70	69	67	95,71	97,10
Wald	63	68	63	100	92,65
Wasser/See	10	11	10	100	90,91
Wiese	75	80	70	93,33	87,50

Tab. 6 Auswertung der Genauigkeitsabschätzung der SLA des Satellitenbilds (400 Referenzpunkte, min. 10 Punkte pro Klasse)

Für die Genauigkeitsabschätzung der CSA wurden lediglich 250 zufällig verteilte Referenzpunkte mit einem Minimum von 10 Punkten pro Klasse verwendet, da diese im Vergleich zu SLA einen wesentlich kleineren Bereich abdecken. Im Vergleich zu der relativ hohen Genauigkeit bei den SLA, liegt die Genauigkeit bei den CSA, wie zu erwarten war, mit 80,24 % (Kappa = 0,7663) darunter. Auffallend ist die vergleichsweise schlechte User's Accuracy der *Swimming Pools*. Dies ergibt sich aus der Charakteristik des *NDWI*, der dunklen Objekten gegenüber sehr sensibel und deshalb in Schattenbereichen weniger performant ist. Dennoch konnte ein mehr als akzeptables Resultat erreicht werden, was u.a. für die Qualität von WV-2 spricht.

Klassenname	Anzahl Referenz	Anzahl Klassifikation	Anzahl korrekt klassifiziert	Producer's Accuracy [%]	User's Accuracy [%]
Ackerbau	14	14	9	64,29	64,29
Bäume	18	19	14	77,78	73,68
Brache	17	15	13	76,47	86,67
Fluss	14	12	12	85,71	100

Rasen zw. Häusern	13	13	11	84,62	84,62
Sportplatz	8	10	8	100	80
Swimming Pool	5	11	5	100	45,45
Versiegelt	45	43	36	80	83,72
Wald	75	69	61	81,33	88,14
Wasser/See	10	10	10	100	100
Wiese	31	34	22	70,97	64,71

Tab. 7 Auswertung der Genauigkeitsabschätzung der CSA des Satellitenbilds (250 Referenzpunkte, min. 10 Punkte pro Klasse)

Dies ist vergleichbar mit der Klassifikationsgenauigkeit der Luftbilder. Hier wurden ebenfalls 250 Referenzpunkte (min. 10 pro Klasse) verwendet. Obwohl kein Kanal des nahen Infrarots vorlag, konnte eine Gesamtgenauigkeit von 81,6 % (Kappa = 0,7974) erzielt werden. Die relativ niedrige User's Accuracy der Klasse *Bäume* kann auf eine Vermischung der Klassen *Bäume* und *Wald* zurückgeführt werden. Da die Luftbilder auf die Wolkenbereiche angepasst wurden, sind auf diesen teilweise nur die Ränder von Wäldern abgebildet, während die größten Teile der Wälder ohnehin im WV-2 Bild erkennbar sind und damit aus dem Luftbildmaterial weggeschnitten wurden. Da zur Unterscheidung zwischen den beiden genannten Klassen u.a. die Fläche der Objekte verwendet wurde, wurden somit mehrere kleine Waldränder als *Bäume* klassifiziert.

Klassenname	Anzahl Referenz	Anzahl Klassifikation	Anzahl korrekt klassifiziert	Producer's Accuracy [%]	User's Accuracy [%]
Ackerbau	11	12	10	90,91	83,33
Bäume	17	34	16	94,12	47,06
Brache	30	28	26	86,67	92,86
Fluss	13	12	12	92,31	100
Rasen zw. Häusern	10	17	10	100	58,82
Schatten NonVeg	10	12	8	80	66,67
Schatten Veg	19	22	15	78,95	68,18
Sportplatz	10	10	10	100	100
Swimming Pool	10	10	10	100	100
Versiegelt	37	34	31	83,78	91,18
Wald	39	22	22	56,41	100
Wasser/See	10	10	10	100	100
Wiese	34	27	24	70,59	88,89

Tab. 8 Auswertung der Genauigkeitsabschätzung der Luftbilder (250 Referenzpunkte, min. 10 Punkte pro Klasse)

Anschließend wurde auch noch das Accuracy Assessment für das kombinierte Ergebnis durchgeführt. Verwendet wurden 500 zufällig generierte Referenzpunkte, mindestens 25 pro Klasse. Die Analyse ergab eine Gesamtgenauigkeit von 84 % (Kappa = 0.8236) für das gesamte Untersuchungsgebiet.

Klassenname	Anzahl Referenz	Anzahl Klassifikation	Anzahl korrekt klassifiziert	Producer's Accuracy [%]	User's Accuracy [%]
Ackerbau	27	34	24	88,89	70,59
Bäume	39	37	30	76,92	81,08
Brache	44	38	35	79,55	92,11
Fluss	27	27	27	100	100
Rasen zw. Häusern	25	29	22	88	75,86
Schatten NonVegetation	26	29	19	73,08	65,52
Schatten Vegetation	29	34	26	89,66	76,47
Sportplatz	17	25	17	100	68
Swimming Pool	21	25	21	100	84
Versiegelt	74	64	56	75,68	87,50
Wald	70	64	58	82,86	90,63
Wasser/See	25	26	25	100	96,15
Wiese	76	68	60	78,95	88,24

Tab. 9 Auswertung der Genauigkeitsabschätzung des Gesamtergebnisses (500 Referenzpunkte, min. 25 Punkte pro Klasse)

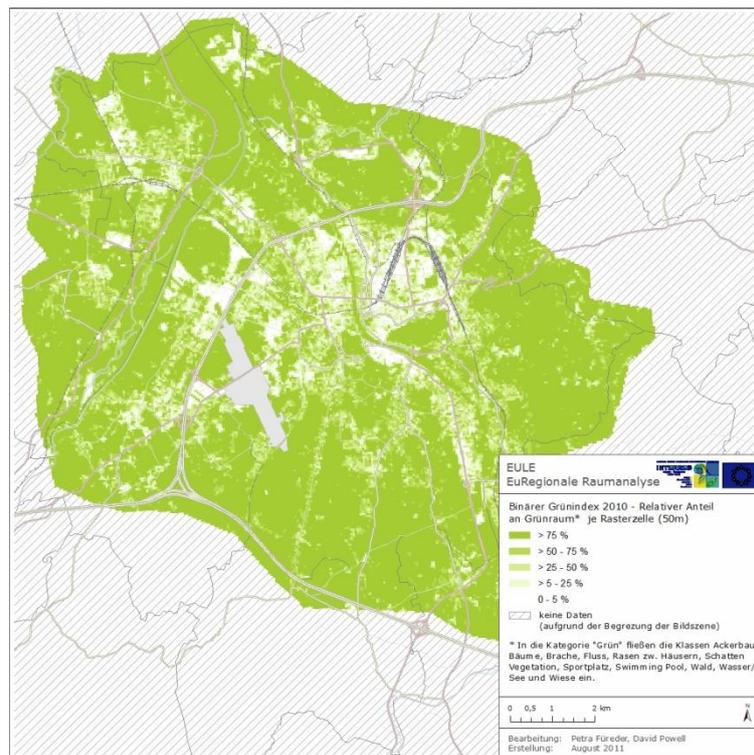
3.4. Berechnung der Grünindizes

Die Theorie zu den Grünindizes und deren Berechnung wurde bereits in Kapitel 2.2.4 erläutert. Dieselben Methoden wurden ein weiteres Mal verwendet, um Grünindizes basierend auf den Daten von 2010 zu erstellen.

3.4.1. Binärer Grünindex

Da bei den Klassifikationsanalysen von WV-2 und den Luftbildern auf die Klasse *offene Verbauung* verzichtet werden konnte, war die Unterscheidung zwischen „grünen“ und „nicht grünen“ Klassen wesentlich vereinfacht. Als „grün“ gelten *Ackerbau, Bäume, Brache, Fluss, Rasen zw. Häusern, Schatten Vegetation, Sportplatz, Swimming Pool, Wald, Wasser/See* und *Wiese*. Als einzige „nicht grüne“ Klassen verbleiben *Schatten NonVegetation* und *Versiegelt*. Diese Einteilung ergibt sich abermals aus der Annahme, dass die „grünen“ Klassen wesentlich zur Steigerung der Attraktivität eines Wohnstandorts beitragen. Dies deckt sich ebenfalls mit den Umfrageergebnissen des Instituts für Integrative Stadt- und Regionalentwicklung (IISR).

Das Ergebnis ähnelt dem auf SPOT-Daten basierenden binären Grünindex, was aufgrund des kurzen Zeitintervalls von fünf Jahren wenig überrascht. Flächen mit hohem Grünanteil überwiegen, besonders außerhalb der Innenstadt von Salzburg, welche bis auf den Kapuzinerberg eher weniger Grün aufweist. Weiters fallen die Gewerbezentren Siggerwiesen, Bergheim, Wals-Siezenheim und Freilassing sowie die stark bebauten Bereiche entlang der Alpenstraße auf.



Karte 8 Binärer Grünindex (GI), der den relativen Flächenanteil an „grün“ pro Rasterzelle (50 x 50 m) basierend auf WV-2- und Luftbild-Daten (2010) darstellt.

3.4.2. Gewichteter Grünindex (GI_w)

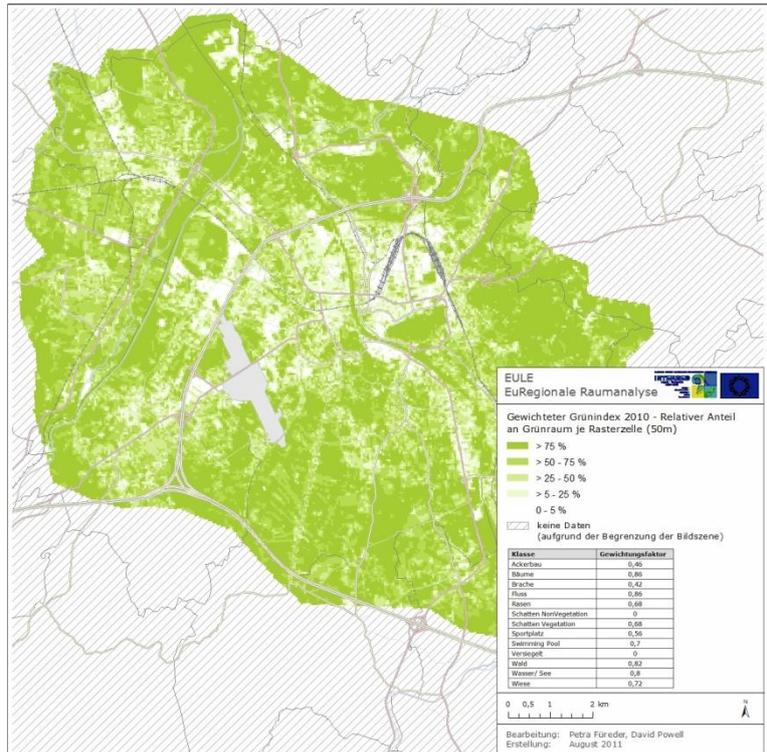
Die Berechnung des Gewichteten Grünindex ist ident mit jener beschrieben in Kapitel 2.2.6. Allerdings mussten aufgrund anderer Klassen zum Teil neue Gewichte angewendet werden. Diese wurden von HÖLBLING (2006) übernommen und repräsentieren die bereits erwähnten Umfrageergebnisse des IISR so gut wie möglich (vgl. Tab. 10).

Klasse	Gewicht	Gewichtungsfaktor
Ackerbau	2,3	0,46
Bäume	4,3	0,86
Brache	2,1	0,42
Fluss	4,3	0,86
Rasen zw. Häusern	3,4	0,68
Schatten NonVegetation	0	0
Schatten Vegetation	3,4	0,68
Sportplatz	2,8	0,56
Swimming Pool	3,5	0,70
Versiegelt	0	0
Wald	4,1	0,82
Wasser/See	4	0,80

Wiese	3,6	0,72
-------	-----	------

Tab. 10 Gewichte und auf den Wertebereich 0-1 transformierte Gewichtungsfaktoren der einzelnen Klassen für die Berechnung des GI_W 2010.

Aus dieser Gewichtung ergibt sich ein maximaler Wert von 4,3, was einem GI_W von 100 % entspricht. Das Ergebnis (vgl. Karte 9) ähnelt auf den ersten Blick jenem des binären GI stark. Allerdings wird bei genauerer Betrachtung deutlich, dass sich die beim binären GI stark grünen Bereichen beim GI_W doch strukturierter darstellen (bspw. Wals).



Karte 9 Gewichteter Grünindex je Rasterzelle (50 x 50 m), basierend auf WV-2- und Luftbild-Daten (2010).

4. Gegenüberstellung SPOT-5 und WorldView-2

Was WV-2 nicht nur von SPOT-5, sondern auch von weiteren hochauflösenden Satellitensensoren unterscheidet, sind seine acht multispektralen Kanäle, welche den für Menschen sichtbaren Spektralbereich fast komplett, sowie das nahe Infrarot großteils abdecken. Verglichen mit SPOT-5 liefert er zwar keine Information im mittleren Infrarot (1.580 – 1.750 nm), besitzt jedoch fünf andere Kanäle, welche eine Landschaftsanalyse erleichtern.

Folgende Graphik verdeutlicht den Unterschied des durch den jeweiligen Sensor abgedeckten Spektralbereichs zwischen WV-2 und SPOT-5:

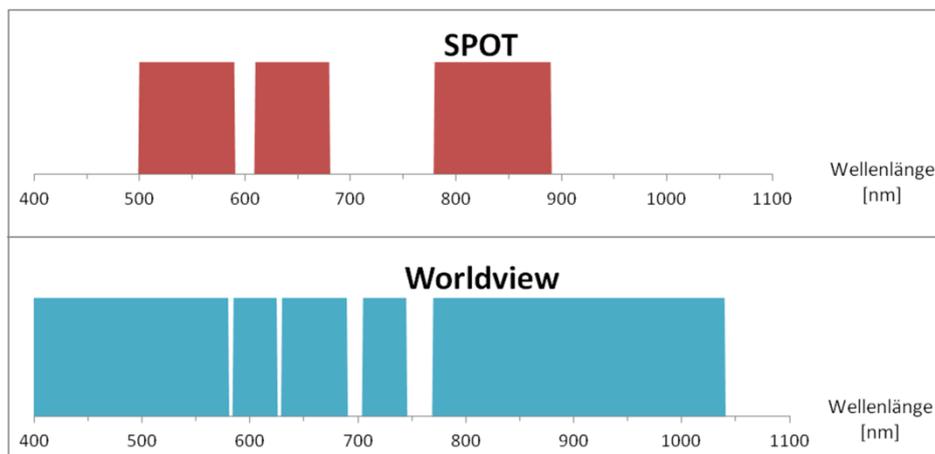
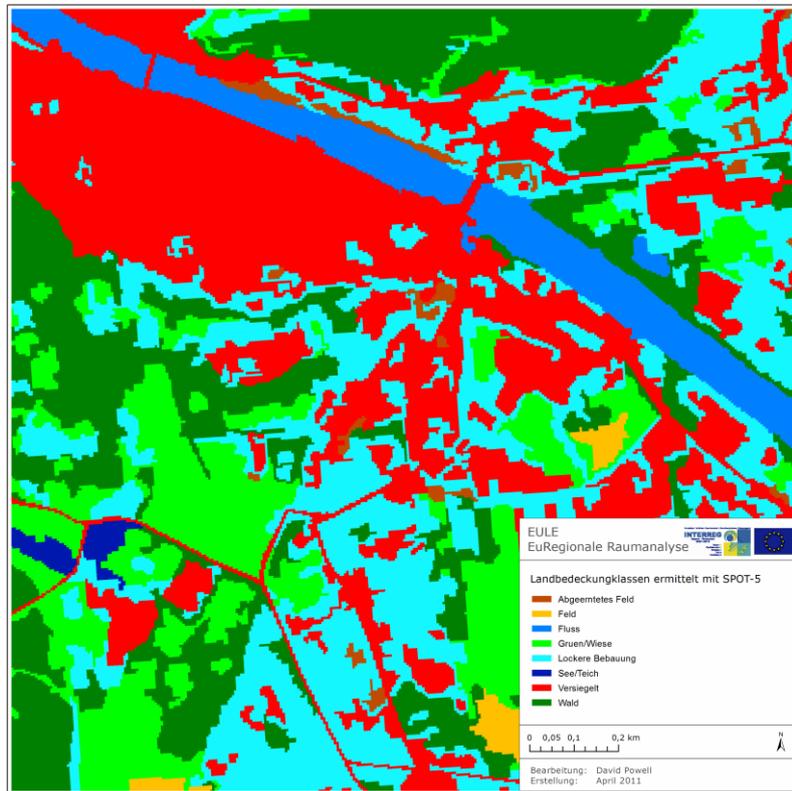


Abb. 14 Vergleich des abgedeckten Lichtspektrums durch SPOT-5 und WV-2 im Bereich von 400 bis 1100 nm

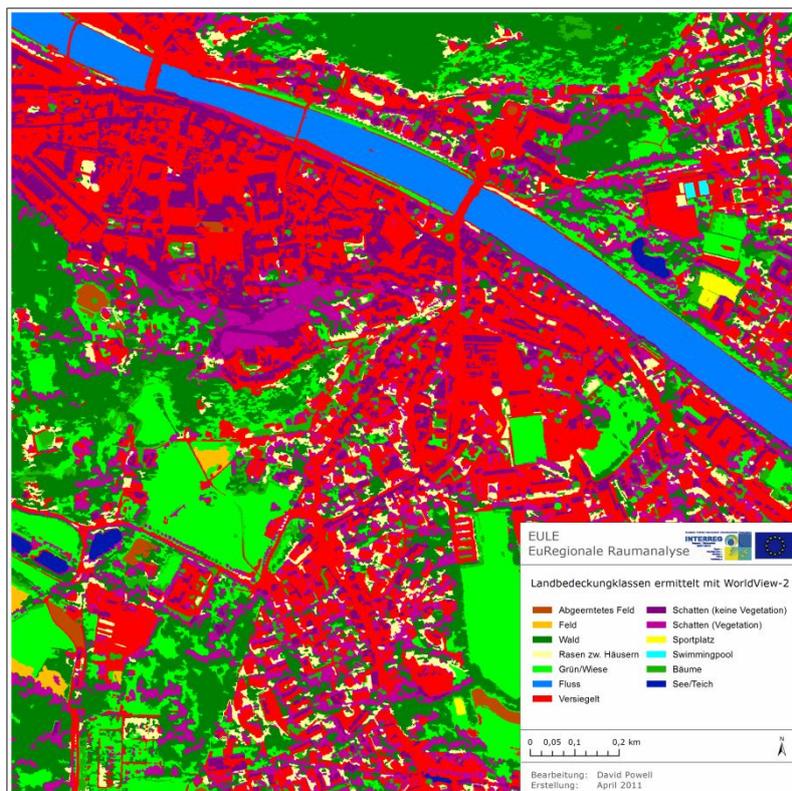
Folgende Abbildungen (vgl. Karte 10 und Karte 11), welche klassifizierte Ausschnitte der Salzburger Innenstadt darstellen, zeigen deutlich, dass mittels WV-2 im Vergleich zu SPOT-5 qualitativ hochwertigere Analysen zu erzielen sind. Durch die höhere räumliche Auflösung kann zwischen mehr Klassen unterschieden werden, und die in den Bildern enthaltene spektrale Information ermöglicht ein genaueres Klassifikationsergebnis.

Das wirkt sich vor allem im urbanen Gebiet mit kleinräumigen Strukturen aus. Mit SPOT-5 konnte für weniger stark versiegeltes Gebiet nur eine Klasse (*Offene Verbauung*) definiert werden. WV-2 ermöglicht wesentlich detailliertere Klassifikationen: so kann in Siedlungen zwischen versiegelter Oberfläche, Rasen und Bäumen unterschieden werden. Damit entledigt man sich einer gewissen Unsicherheit in der Klassifikation, da Objekte der Klasse *Offene Verbauung* meist unterschiedlich zusammengesetzt sind. Auch andere, kleine Strukturen (Teiche, einzelnstehende Häuser) können besser extrahiert und klassifiziert werden.

Hinsichtlich der Bewertung von Wohnstandorten sowie der Berechnung von Grünindizes bedeutet dies, dass urbane Räume hinsichtlich ihrer Durchgrünung wesentlich präziser analysiert werden können. Allerdings spricht für SPOT-5, dass durch eine einzige Aufnahme ein wesentlich größeres Gebiet abgedeckt werden kann, was bei der Analyse grenzübergreifender Gebiete nicht unwesentlich sein kann.



Karte 10 Klassifikation mittels SPOT-5 (Ausschnitt zeigt im Norden den Kapuzinerberg, südlich davon die linke Altstadtälfte, Nonntal)



Karte 11 Klassifikation mittels WV-2 (Ausschnitt zeigt im Norden den Kapuzinerberg, südlich davon die linke Altstadtälfte, Nonntal)

5. Verzeichnisse

5.1. Abbildungen

Abb. 1	Schematische Darstellung des Workflows zur Klassifikation von Grünstrukturtypen.....	2
Abb. 2	Ergebnis des Pansharpenings (<i>Modified IHS Resolution Merge</i>)	4
Abb. 3	Pangeschärftes, orthorektifiziertes SPOT-5 Satellitenbild	5
Abb. 4	Grenzübergreifendes Straßennetz wie es zur Klassifikation des Satellitenbildes verwendet wurde	6
Abb. 5	Objekthierarchie in eCognition Developer. Jedes Objekt ist mit seinen Nachbar-, Super- sowie Subobjekten verbunden.....	7
Abb. 6	Klassendefinition von Offener Verbauung in eCognition..	9
Abb. 7	Beispiel für eine <i>Membership Function</i>	10
Abb. 8	Klassenhierarchie der 15 ausgewiesenen Klassen in eCognition..	10
Abb. 9	Berechnung des binären und gewichteten Grünindex an Hand einer beispielhaften Rasterzelle..	15
Abb. 10	Ergebnis des Pansharpenings des WV-2 Satellitenbilds.....	19
Abb. 11	Klassenhierarchie der WV-2 Klassifikation	22
Abb. 12	Beispielhafte Darstellung der Kombination von Klassifikationsergebnissen..	24
Abb. 13	Fehlklassifikation durch nicht ausmaskierte Wolkenschwaden.	24
Abb. 14	Vergleich des abgedeckten Lichtspektrums durch SPOT-5 und WV-2.....	30

5.2. Tabellen

Tab. 1	Spezifikationen des SPOT-5 Sensors	3
Tab. 2	Pufferradien der Straßenkategorien.....	6
Tab. 3	Auswertung der Genauigkeitsabschätzung des Klassifikationsergebnisses der SPOT-5 Daten.....	12
Tab. 4	Gewichte und auf den Wertebereich 0-1 transformierte Gewichtungsfaktoren der einzelnen Klassen für die Berechnung des GI_{WV} 2005.....	14
Tab. 5	Spektralkanäle des WV-2 Sensors	17
Tab. 6	Auswertung der Genauigkeitsabschätzung der SLA des Satellitenbilds (400 Referenzpunkte, min. 10 Punkte pro Klasse)	25
Tab. 7	Auswertung der Genauigkeitsabschätzung der CSA des Satellitenbilds (250 Referenzpunkte, min. 10 Punkte pro Klasse)	26
Tab. 8	Auswertung der Genauigkeitsabschätzung der Luftbilder (250 Referenzpunkte, min. 10 Punkte pro Klasse).....	26
Tab. 9	Auswertung der Genauigkeitsabschätzung des Gesamtergebnisses (500 Referenzpunkte, min. 25 Punkte pro Klasse)	27
Tab. 10	Gewichte und auf den Wertebereich 0-1 transformierte Gewichtungsfaktoren der einzelnen Klassen für die Berechnung des GI_{WV} 2010.....	29

5.3. Formeln

Formel 1	Berechnung des <i>RVI</i>	8
Formel 2	Berechnung des <i>NDVI</i>	8
Formel 3	Lineare Interpolation zur Berechnung der Gewichtungsfaktoren	14
Formel 4	Berechnung des <i>NDVI</i> mit WV-2	20
Formel 5	Berechnung des <i>MSAVI</i>	21
Formel 6	Berechnung des <i>NDWI</i>	21

5.4. Karten

Karte 1	Klassifikationsergebnis der SPOT-Daten (2005)	11
Karte 2	Binärer Grünindex (GI), basierend auf SPOT-Daten (2005)	13
Karte 3	Gewichteter Grünindex je Rasterzelle (50x50 m), basierend auf SPOT-Daten (2005).....	15
Karte 4	Gewichteter Grünindex je Rasterzelle (50x50 m) unter Einbezug des Wohnumfeldes (r=300 m), basierend auf SPOT-Daten (2005).....	16
Karte 5	Wolkenbedeckung der WorldView-2 Aufnahme	18
Karte 6	Klassifikationsergebnis des WV-2 Satellitenbildes	22
Karte 7	Klassifikationsergebnis der Luftbilder	23
Karte 8	Binärer Grünindex (GI), basierend auf WV-2- und Luftbild-Daten (2010) darstellt.....	28
Karte 9	Gewichteter Grünindex je Rasterzelle (50x50 m), basierend auf WV-2- und Luftbild-Daten (2010).....	29
Karte 10	Klassifikation mittels SPOT-5.....	31
Karte 11	Klassifikation mittels WV-2.....	31

5.5. Literatur

- BENZ, U. C. et al. (2004): Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. In: ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing. Band 58, S. 239-258.
- BLASCHKE, T., (2003): Object-based contextual image classification built on image segmentation. IEEE proceedings, Washington DC, CD-ROM.
- DE KOK, R., A. BUCK, T. SCHNEIDER & U. AMMER, 2002, Modular project design in object oriented analysis. In: T. Blaschke (Hrsg.), Fernerkundung und GIS. Neue Sensoren – innovative Methoden. – Heidelberg. S. 33-41.
- DRAGUT, L. et al. (2010): ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. In: International Journal of Geographical Information Science. Band 24, Nr. 6, Juni 2010, S. 859-871.
- GÄLZER, R. (2001): Grünplanung für Städte. Planung, Entwurf, Bau und Erhaltung. – Stuttgart.
- HÖLBLING, D. (2006): Objekt-basierte Klassifikation relevanter urbaner Grünstrukturtypen auf höchstauflösenden Fernerkundungsdaten – Automatisierung und Übertragung. – Salzburg

JENSEN, J. R. (2005): Introductory Digital Image Processing – A Remote Sensing Perspective. Pearson Prentice Hall. – Upper Saddle River, New Jersey.

TAMMS, F. & W. WORTMANN, 1973, Städtebau. Umweltgestaltung: Erfahrungen und Gedanken. – Darmstadt.

6. Anhang I – Error Matrizen der Accuracy Assessments

A. SPOT-5 Klassifikation

Klassifiziert als	Referenz								
	Abgeerntetes Feld	Feld	Fels	Gewässer	Grün/Wiese	Offene Verbauung	Versiegelt	Wald	Summe
Abgeerntetes Feld	23	0	0	0	2	3	0	0	28
Feld	0	26	0	0	4	0	0	0	30
Fels	0	0	30	0	0	0	0	0	30
Grün/Wiese	1	3	0	0	21	1	0	0	26
Gewässer	0	0	0	25	0	0	0	0	25
Offene Verbauung	3	0	0	2	2	18	2	0	27
Versiegelt	2	1	0	0	0	5	27	0	35
Wald	1	0	0	3	1	3	1	30	39
Summe	30	30	30	30	30	30	30	30	240

B. WorldView-2 SLA Klassifikation

Klassifiziert als	Referenz													
	Ackerbau	Bäume	Brache	Fluss	Rasen	Schatten NonVeg	Schatten Veg	Sportplatz	Swimming Pool	Versiegelt	Wald	Wasser/See	Wiese	Summe
Ackerbau	24	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	26
Bäume	1	25	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	27
Brache	0	0	26	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	29
Fluss	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13
Rasen	0	0	0	0	14	0	1	0	0	0	0	0	0	15
Schatten NonVeg	0	0	0	0	0	17	0	0	0	0	0	0	0	17
Schatten Veg	0	0	0	0	0	2	23	0	0	0	0	0	0	25
Sportplatz	0	0	0	0	0	0	0	8	0	2	0	0	0	10
Swimming Pool	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	10
Versiegelt	0	0	0	0	1	0	0	0	0	67	0	0	1	69
Wald	0	3	1	0	0	0	1	0	0	0	63	0	0	68
Wasser/See	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	1	11
Wiese	2	2	4	0	1	0	1	0	0	0	0	0	70	80
Summe	27	30	32	13	16	19	27	8	10	70	63	10	75	400

C. WorldView-2 CSA Klassifikation

Klassifiziert als	Referenz											
	Ackerbau	Bäume	Brache	Fluss	Rasen	Sportplatz	Swimmig Pool	Versiegelt	Wald	Wasser/See	Wiese	Summe
Ackerbau	9	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4	14
Bäume	0	14	0	0	0	0	0	0	5	0	0	19
Brache	1	0	13	0	0	0	0	0	0	0	1	15
Fluss	0	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0	12
Rasen	0	0	0	0	11	0	0	0	1	0	1	13
Sportplatz	0	0	0	0	0	8	0	2	0	0	0	10
Swimming Pool	0	0	0	0	0	0	5	6	0	0	0	11
Versiegelt	0	0	1	2	1	0	0	36	3	0	0	43
Wald	1	3	0	0	1	0	0	0	61	0	3	69
Wasser/See	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	10
Wiese	3	1	2	0	0	0	0	1	5	0	22	34
Summe	14	18	17	14	13	8	5	45	75	10	31	250

D. Kombiniertes Klassifikationsergebnis aus WorldView-2 (SLA & CSA) und Luftbildern

Klassifiziert als	Referenz													
	Ackerbau	Bäume	Brache	Fluss	Rasen	Schatten NonVeg	Schatten Veg	Sportplatz	Swimmig Pool	Versiegelt	Wald	Wasser/See	Wiese	Summe
Ackerbau	24	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	34
Bäume	0	30	0	0	0	0	0	0	0	1	5	0	1	37
Brache	1	0	35	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	38
Fluss	0	0	0	27	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27
Rasen	1	2	0	0	22	1	0	0	0	1	0	0	2	29
Schatten NonVeg	0	0	0	0	0	19	2	0	0	8	0	0	0	29
Schatten Veg	0	0	0	0	0	4	26	0	0	1	2	0	1	34
Sportplatz	0	0	4	0	0	0	0	17	0	4	0	0	0	25
Swimming Pool	0	2	0	0	0	0	0	0	21	2	0	0	0	25
Versiegelt	1	0	2	0	0	1	0	0	0	56	3	0	1	64
Wald	0	2	1	0	0	0	1	0	0	0	58	0	2	64
Wasser/See	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	25	0	26
Wiese	0	3	0	0	3	0	0	0	0	0	2	0	60	68
Summe	27	39	44	27	25	26	29	17	21	74	70	25	76	500

7. Anhang II - Ergebniskarten

Karte 1-01	Landbedeckungsklassifikation der Masterplanregion basierend auf SPOT-5
Karte 1-02	Wohnstandortbewertung: Gewichtete Durchgrünung 2005
Karte 2-01	Landbedeckungsklassifikation basierend auf WorldView-2 und Luftbildern
Karte 2-02	Wohnstandortbewertung: Gewichtete Durchgrünung 2010