

Objekt-orientierte Klassifikation von Orthophotos zur Aktualisierung der digitalen Katastralmappe



*Klaus Steinnocher, Florian Kressler,
Michael Franzen, Christine Ries, Wien*

Kurzfassung

Die Auswertung von Luftbildern wird in der Regel interaktiv durchgeführt, da vollautomatische Methoden noch nicht verlässlich genug sind. Objektorientierte Klassifikatoren erlauben jedoch Zugänge, die der visuellen Interpretation sehr nahe kommen und können daher als Unterstützung interaktiver Verfahren eingesetzt werden. Der vorliegende Beitrag zeigt den Einsatz solcher Methoden als Grundlage für die Aktualisierung der digitalen Katastralmappe (DKM) des BEV. Die Ergebnisse der objektorientierten Klassifikation der Orthophotos werden dabei nicht direkt in die DKM übernommen, sondern dienen als Entscheidungshilfe für den Bearbeiter. Die praktische Umsetzung in Kooperation mit dem Vermessungsamt Graz bestätigte nicht nur die Machbarkeit der Methode sondern auch eine qualitative Verbesserung des Aktualisierungsprozesses.

Abstract

The interpretation of aerial images is normally carried out by means of visual interpretation as traditional classification routines are too limited in dealing with the complexity of very high resolution data. Segmentation based classifiers can overcome this limitation by dividing images into homogenous segments and using them as basis for further classification procedures. In this paper this approach is examined in view of its potential to support the update of existing land use data bases. A workflow was developed that allows the classification of high-resolution aerial images, the subsequent comparison with land use data and the assessment of identified changes. Special emphasis is put on the transferability of the procedure in terms of study area as well as image and land use data.

1. Einleitung

Die Auswertung von Echtfarben-Orthophotos wird in der Regel interaktiv durchgeführt, sowohl bei der Ersterfassung eines Gebietes als auch bei der Aktualisierung von vorhandenen Daten. Dies ist zeit- und kostenintensiv und die Tatsache, dass die Orthophotos in digitaler Form vorliegen, legt den Einsatz von automatischen oder zumindest semi-automatischen Verfahren zur Unterstützung der interaktiven Auswertung nahe. Aufgrund der hohen räumlichen Auflösung der Orthophotos (in der Regel im Dezimeterbereich) und der begrenzten spektralen Information (nur drei Kanäle im Bereich des sichtbaren Lichtes) wird ein objektorientiertes Verfahren herkömmlichen Verfahren vorgezogen. Dieses erlaubt die Klassifikation von Bildobjekten aufgrund der Eigenschaften (spektrale Werte, Form, Nachbarschaften, usw.) vorher identifizierter Bildsegmente. Für die Klassifikation werden Regeln aufgestellt, über die Segmente Objekten und anschließend Klassen zugeordnet werden. Ziel dieser Arbeit ist die Erstellung eines Klassifikationsschemas, das eine weitgehend automatische Klassifikation von Echtfarben-Orthophotos ermöglicht. Weitgehend deswegen, weil

eine vollautomatische Auswertung aufgrund der Vielzahl der vorkommenden Strukturen und der spektralen Unterschiede bei unterschiedlichen Aufnahmezeitpunkten nicht möglich ist. Die Ergebnisse der Klassifikation werden mit der Digitalen Katastralmappe (DKM) verglichen und Abweichungen hervorgehoben. Da die Klassen der DKM und der Klassifikation nicht immer direkt vergleichbar sind, werden die Veränderungen in Abhängigkeit der auftretenden Klassenkombinationen eingeteilt. Die Genauigkeit der Ergebnisse dieser Change Detection wird sowohl quantitativ bewertet als auch qualitativ hinsichtlich ihrer Einsetzbarkeit in der Praxis beurteilt.

2. Untersuchungsgebiet und Daten

Das Untersuchungsgebiet liegt in der Nähe von Graz, Österreich und umfasst die Gemeinden Weinitzen und Wenisbuch mit einer Gesamtfläche von ca. 17,38 km². Große Teile sind mit Wald und landwirtschaftlich genutzten Flächen bedeckt. Neben mehreren Siedlungen gibt es eine große Anzahl einzelstehender Bauernhöfe im Untersuchungsgebiet.

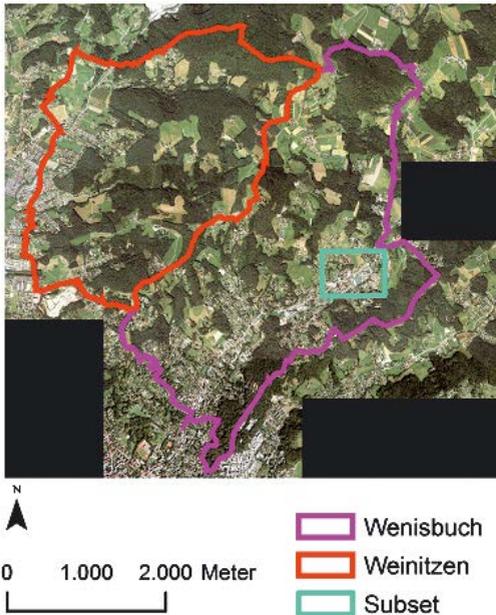


Abb. 1: Orthophotomosaik mit Untersuchungsgebiet

Für die Analyse standen 25 Echtfarben-Orthophotos, aufgenommen 2004, mit einer räumlichen Auflösung von 25 cm und einer Größe von jeweils $1,25 \times 1$ km (5.000×4.000 Pixel) zur Verfügung. Als Basis für die Change Detection wurde die Digitale Katastralmappe (DKM), Stand 1994, verwendet. Sie umfasst 33 Klassen, von denen 19 im Untersuchungsgebiet auftreten. Für die anschließende Validierung wurde die aktualisierte DKM (Stand 2004) verwendet.

3. Methode

Pixelbasierte Klassifikationsverfahren, bei denen jedes Pixel einzeln, ohne Berücksichtigung von Nachbarschaften und mit relativ wenigen Parametern, einer Klasse zugeordnet werden (z.B. *Maximum Likelihood*) funktionieren gut bei Daten, die aufgrund ihrer geringeren räumlichen Auflösung (z.B. 30 m bei Landsat TM) auch eine relativ geringe Komplexität aufweisen. Bei einer höheren räumlichen Auflösung (im Meter- und Dezimeterbereich) steigen aufgrund der höheren Bildkomplexität auch die Anforderungen an den verwendeten Klassifikator. Einerseits lassen sich jetzt Objekte deutlicher abgrenzen, andererseits treten auch immer mehr Artefakte wie zum Beispiel Schatten und Autos aber auch Schornsteine, Vegetationsvariationen in Feldern, usw. auf, die eine Abgrenzung der Objekte er-

schweren. Dadurch ist eine zufriedenstellende Klassifikation mit herkömmlichen Methoden nicht mehr möglich. Objektorientierte Klassifikatoren umgehen die Beschränkungen der herkömmlichen Verfahren dadurch, dass sie nicht einzelne Pixel sondern homogene Pixelgruppen klassifizieren. Dies erlaubt einerseits die Berücksichtigung von Nachbarschaften, andererseits eröffnet es auch die Möglichkeit, wesentlich mehr Parameter als bisher für die Klassifikation heranzuziehen. Aus dem oben gesagten ergeben sich zwei Arbeitsschritte – Segmentierung und Klassifikation, wobei diese auch iterativ eingesetzt werden und das Klassifikationsergebnis eines Arbeitsganges kann auch die Segmentierungsgrundlage für den nächsten sein. Für die hier beschriebenen Arbeiten wurde das Programm eCognition 4.06 von Definiens (www.definiens-imaging.com) verwendet.

3.1 Segmentierung

Bei der Segmentierung werden benachbarte Pixel zu spektral homogenen Segmenten zusammengefasst. Da diese Homogenität in Abhängigkeit von den Bilddaten und dem gewünschten Ergebnis unterschiedlich definiert werden kann, wird die Segmentierung bei der *Multiresolution Segmentation* [1] über die Parameter *Scale*, *Color*, *Shape*, *Smoothness* und *Compactness* gesteuert.

Scale bestimmt, wieviel spektrale Heterogenität innerhalb eines Segmentes erlaubt ist. Damit ist die Größe der resultierenden Segmente stark von der Heterogenität der verwendeten Daten abhängig. Die Segmentierung wird bei ein und demselben *Scale* bei homogenen Daten zu größeren Segmenten führen als bei heterogenen.

Color und *Shape* sind komplementäre Parameter, deren Werte sich auf eins summieren. Je nach Gewichtung hat entweder die Farbe oder die Form der Segmente eine größere Bedeutung für die Bestimmung der Segmentform. *Shape* wird wiederum in *Smoothness* und *Compactness* unterteilt. Auch diese Parameter sind komplementär und addieren sich zu eins. Ein hoher Wert bei *Smoothness* führt zu größeren und geglätteten Segmenten, während ein hoher Wert bei *Compactness* zu kleineren und sehr kompakten Segmenten führt.

Eine weitere Möglichkeit ist die Segmentierung über die absoluten Werte der spektralen Unterschiede benachbarter Segmente (*spectral difference Segmentation*). Dies erlaubt die Verknüpfung von Segmenten, die aufgrund ihrer spektralen Ähnlichkeit zusammengehören aber

aufgrund des *Scale*-Parameters getrennt wurden. Durch die Erzeugung mehrerer Segmentierungsebenen, bei denen die Grenzen der Segmente beibehalten werden, entsteht eine Segmentierungshierarchie. Damit können Nachbarschaften zwischen den Segmenten sowohl auf einer Ebene, als auch innerhalb der Hierarchie berechnet werden.

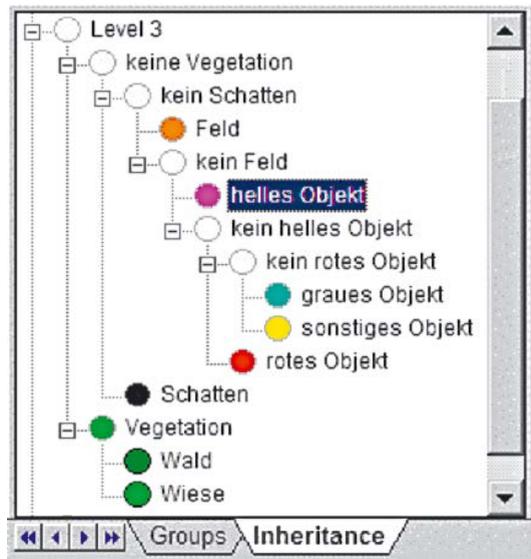
Für das Untersuchungsgebiet wurden zwei Segmentierungsebenen abgeleitet (Details dazu siehe Kapitel 4): Ebene 1 mittels *multiresolution Segmentation* und Ebene 2 mittels *spectral difference Segmentation*.

3.2 Klassifikation

Jede objektorientierte Klassifikation basiert auf segmentierten Datensätzen. Im Extremfall kann jedes Pixel ein Segment darstellen, in der Regel wird man aber versuchen, größere Segmente zu erhalten. Damit stehen für die Klassifikation nicht nur die spektralen Werte zur Verfügung, sondern eine Vielzahl weiterer Merkmale (Features), die für jedes Segment berechnet werden können. Diese Merkmale (siehe Tab. 1) können entweder auf die Eigenschaften der Segmente bezogen sein (z.B. spektraler Wert, Form, Textur, Hierarchie oder thematische Attribute), können klassenbezogen sein (z.B. Beziehungen zu Nachbarsegmenten, Beziehungen zu unter- oder übergeordneten Segmenten, Zugehörigkeit zu einer Klasse) oder stellen Operatoren dar (z.B. *Nearest-*

Neighbour, Ähnlichkeit zu anderen Klassen, Logische Ausdrücke). Eine detaillierte Beschreibung aller möglichen Merkmale würde den Rahmen dieses Beitrages sprengen und ist z.B. bei [2] nachzulesen.

Klassen werden über *Fuzzy Functions* beschrieben, die in einer Klassenhierarchie festgehalten werden, wobei die Eigenschaften einer Klasse an darunter liegende Klassen „vererbt“ werden. Die hier verwendete Klassenhierarchie ist in Abbildung 2 zu sehen.



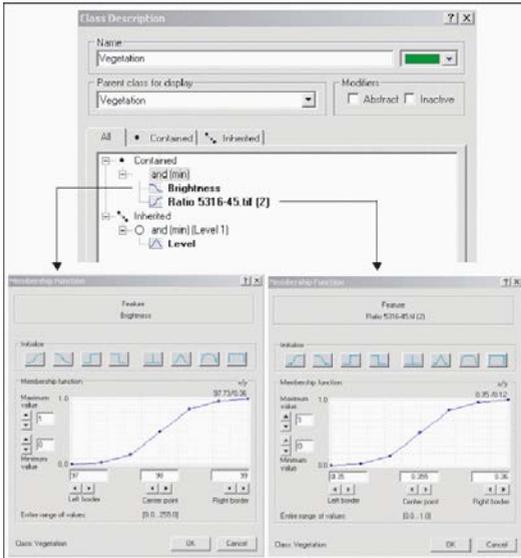


Abb. 3: Beispiel für eine Klassenbeschreibung

Tabelle 2 zeigt die *Features*, die für jede Klasse verwendet wurden. Das *Feature Ratio* ist das Verhältnis der spektralen Werte eines Kanals (zum Beispiel grün) zur Summe aller Kanäle. *Brightness* ist der Mittelwert aller Kanäle.

Class	Features
Vegetation	Ratio Grün-Kanal Brightness
Wald	Brightness Standardabweichung m Grün-Kanal
Wiese	Not <i>Wald</i>
Keine Vegetation	Not <i>Vegetation</i>
Schatten	Brightness
Kein Schatten	Not <i>Schatten</i>
Feld	Fläche Brightness Anzahl der Sub-Objekte Ratio Rot-Kanal
Kein Feld	Not <i>Feld</i>
Helles Objekt	Brightness
Kein Helles Objekt	Not <i>Helles Objekt</i>
Rotes Objekt	Ratio Rot-Kanal
Kein Rotes Objekt	Not <i>Rotes Objekt</i>
Graues Objekt	Brightness Mittelwert
Sonstiges	Not <i>Graues Objekt</i>

Tab. 2: Verwendete Features für die Klassifikation auf Ebene 2

Nach der ersten Zuordnung der Segmente zu einer der Klassen können noch immer Fehlklassifikationen auftreten. Zu deren Korrektur wird die Klassifikation auf einer neuen Segmentierungsebene überarbeitet. Die Basis dieser Segmentierung sind jetzt die Klassengrenzen, d.h. Segmentgrenzen werden über geschlossene klassifizierte Gebiete definiert, also eine so genannte *classification based segmentation*. Die Überarbeitung erfolgt hier über Nachbarschaften. So können Fehlzuordnungen korrigiert werden, wie sie vor allem bei brachliegenden Feldern auftreten. Zusätzlich können Schatten, die im dicht bewaldeten Gebieten auftreten, der Klasse Wald zugeordnet werden.

3.3 Change Detection

Den Abschluss der Arbeit bildet der Vergleich zwischen der Klassifikation und der DKM. Ziel ist es, jene Gebiete hervorzuheben, in denen Abweichungen von der DKM vorkommen, wobei diese einerseits auf Änderungen zurückgeführt werden können, die seit der letzten Aktualisierung der DKM passiert sind. Andererseits können Ursachen für Änderungen auch in der Vorwegnahme von geplanten, aber bewilligten Vorhaben in der DKM liegen, die bis zur Aufnahme des Orthophotos in der Natur noch nicht durchgeführt wurden (z.B. Parzellierung ist in DKM schon durchgeführt, aber in der Natur noch nicht umgesetzt). Da die Klassen der DKM sehr oft funktionellen Charakter haben und nicht ausschließlich über eine Klassifikation von Orthophotos abgeleitet werden können, wurde ein Bewertungsschlüssel aufgestellt. Damit werden die unterschiedlichen Klassenkombinationen (DKM und Klassifikation) bewertet und in die Gruppen ident, plausibel, fraglich oder unterschiedlich unterteilt. Tabelle 3 zeigt wie diese Bewertung vorgenommen wurde.

Bei der Bewertung weist die Klasse „unterschiedlich“ (rot) meist darauf hin, dass Verbauungszunahmen stattgefunden haben. „Fraglich“ (blau) ist ein Indiz dafür, dass in der DKM Verbauungsmaßnahmen aufscheinen, die noch nicht stattgefunden haben. „Plausibel“ (gelb) sind jene Klassenkombinationen, bei denen es keine direkte Übereinstimmung gibt, ihr Auftreten aber sehr gut möglich ist. „Ident“ (grün) sind jene Kombinationen, bei denen eine Klasse direkt mit der anderen übereinstimmt. Dieser Schlüssel ist nicht als endgültig zu betrachten und kann jederzeit an die jeweiligen Bedürfnisse angepasst werden.

Klassifikation	Wald	Wiese	Feld	Rotes Objekt	Helles Objekt	Graues Objekt	Sonstiges
DKM							
Acker	■	■	■	■	■	■	■
Bahnanlage	■	■	■	■	■	■	■
Baufläche befestigt	■	■	■	■	■	■	■
Baufläche begrünt	■	■	■	■	■	■	■
Brachfläche	■	■	■	■	■	■	■
Erholungsfläche	■	■	■	■	■	■	■
Gärtnerei	■	■	■	■	■	■	■
Gebäude	■	■	■	■	■	■	■
Hutweide	■	■	■	■	■	■	■
Landw. genutzte Fläche	■	■	■	■	■	■	■
Sonstige	■	■	■	■	■	■	■
Straßenanlage	■	■	■	■	■	■	■
Streuobstwiese	■	■	■	■	■	■	■
Wald	■	■	■	■	■	■	■
Wasser (fließend)	■	■	■	■	■	■	■
Wasser (stehend)	■	■	■	■	■	■	■
Weide	■	■	■	■	■	■	■
Weingarten	■	■	■	■	■	■	■
Wiese	■	■	■	■	■	■	■

■ ident ■ plausibel ■ fraglich ■ unterschiedlich

Tab. 3: Bewertungsschlüssel für Vergleich DKM mit Klassifikation

4. Ergebnisse

Wie schon in Kapitel 3.1. beschrieben wurden die Orthophotos auf zwei Ebenen segmentiert (siehe Tabelle 4). Auf der ersten Ebene wurde den Parametern *shape* und *color* mit 0,5 die gleiche Wertigkeit gegeben. *Shape* unterteilt sich weiters in *compactness* und *smoothness* wobei hier mit 0,9 kompakte Segmente, die auch mehr einer künstlichen Verbauung entsprechen, den Schwerpunkt haben.

Ebene	Scale	Shape / Color	Compactness / Smoothness
1	35	0.5/0.5	0.9/0.1
2	Spectral Difference 10		

Tab. 4: Segmentierungsparameter

In Abbildung 4 sieht man ein Beispiel für die beiden Segmentierungen. Auf der ersten Ebene (siehe Abbildung 4a) sind Objekte wie Häuser bereits gut abgegrenzt. Große homogene Objekte

sind noch aufgrund der Beschränkung des *Scale*-Parameters in viele Segmente unterteilt. Diese werden auf Ebene 2 auf der Basis der *spectral difference* zusammengefasst (siehe Abbildung 4b).

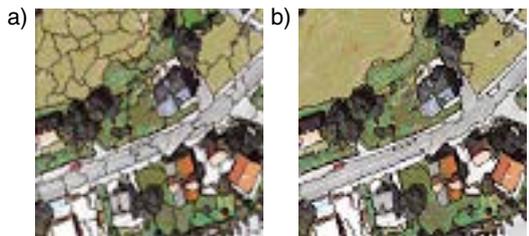


Abb. 4: Segmentierung a) Ebene 1, b) Ebene 2

Eine erste Klassifikation erfolgte auf Ebene 2 unter Verwendung von *Fuzzy Functions*, die sich auf die in Tabelle 2 angeführten *Features* beziehen. Da einige Segmente, speziell brachliegende Felder, nicht korrekt zugeordnet wurden, musste ein zweiter Klassifikationsschritt durch-

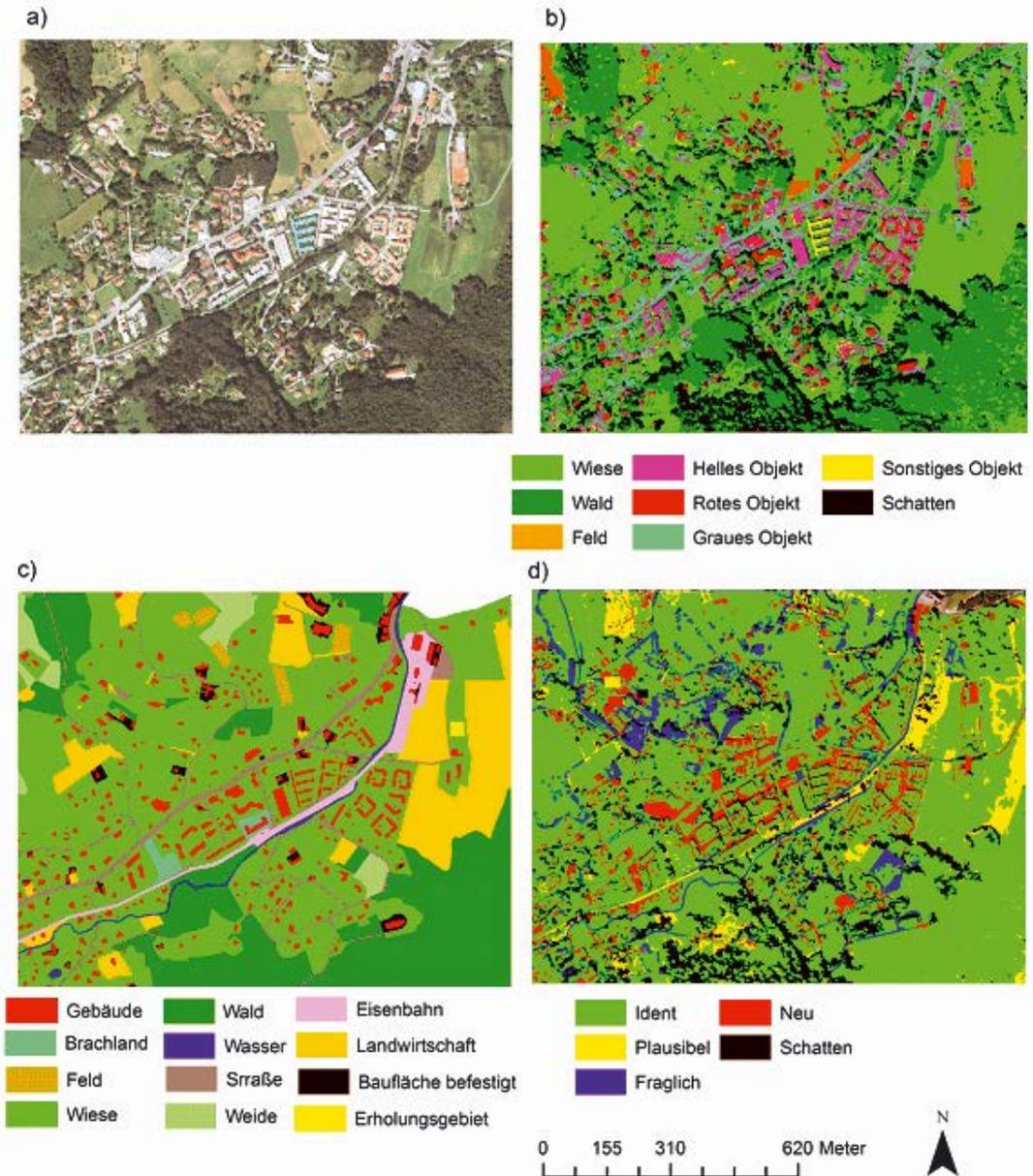


Abb. 5: a) Originalbild, b) Klassifikation, c) DKM, d) Veränderungskartierung

geführt werden. Dieser erfolgte auf einer weiteren Segmentierungsebene, deren Segmentgrenzen auf der ursprünglichen Klassifikation basieren (sog. *classification-based segmentation*). Über Nachbarschaftsoperationen wurde die Klassifikation korrigiert. Abbildung 5b zeigt den klassifizierten Ausschnitt mit den Klassen rotes Objekt

(rot), helles Objekt (magenta), Wald (dunkelgrün), graues Objekt (cyan), Wiese (hellgrün), sonstige urbane Objekte (gelb), Felder (orange) und Schatten (schwarz). Ein Vergleich mit dem Originalbild (siehe Abbildung 5a) zeigt, dass alle urbanen Objekte einer Verbauungsklasse zugewiesen wurden. In Abhängigkeit von den

verwendeten Materialien wurden Häuser entweder als einzelne Objekte klassifiziert oder gehen in die umliegende versiegelte Fläche über. Da der Schwerpunkt dieser Arbeit in der Differenzierung von urbanen und nicht-urbanen Objekten liegt, bedeutet dieser Umstand keinen Nachteil. Der nächste Schritt ist die Hervorhebung von Veränderungen durch einen Vergleich der Klassifikation mit den Referenzdaten (siehe Abbildung 5c). Unter Verwendung des Bewertungsschlüssels (siehe Tabelle 3) wurde die Veränderungskartierung (siehe Abbildung 5d) mit den Klassen ident (grün), plausibel (gelb), fraglich (blau) und neu (rot) erzeugt.

Die Ergebnisse der *Change Detection* wurden sowohl quantitativ als auch qualitativ untersucht. Für die quantitative Analyse stand die aktualisierte DKM zur Verfügung. Die Aktualisierung erfolgte durch das Vermessungsamt Graz mittels visueller Interpretation derselben Orthophotos, die auch für die hier präsentierte Auswertung zur Verfügung standen. Damit ist ein direkter Vergleich der beiden Zugänge möglich. Da nicht alle Änderungen aus Orthophotos abgeleitet werden können, wurde der Vergleich auf sichtbare Zu- und

Abnahmen bei den verbauten Flächen beschränkt. Die Gesamtfläche der Änderungen beträgt 57,7 ha, von denen 13,3 ha Verbauungszunahmen und 1,2 ha Verbauungsabnahmen darstellen. Die restlichen Änderungen fallen vor allem in den landwirtschaftlichen Bereich und können aus einem Orthophoto nicht direkt abgeleitet werden.

Von den 709 Verbauungszunahmen laut DKM wurden 677 oder 95,5 % in der *Change Detection* erkannt und 32 oder 4,5 % übersehen. Von den 91 Abnahmen wurden 72 oder 79,1 % erkannt und 19 oder 20,9 % übersehen. Im Gegenzug wurden auf Basis der *Change Detection* 65 zusätzliche Änderungen (sowohl Zu- als auch Abnahmen) gefunden (siehe Tabelle 5).

Für eine qualitative Analyse der Ergebnisse wurde die *Change Detection* Kartierung dem Vermessungsamt Graz übergeben. Im Rahmen dieser Analyse wurden die Ergebnisse bestätigt und unterstrichen, dass die Veränderungskartierung als zusätzliche Informationsebene eine qualitative Verbesserung der Aktualisierung der DKM erlaubt, die sonst nicht möglich wäre.

	Anzahl der Änderungen laut DKM	Korrekt erfasste Änderungen aus <i>Change Detection</i>	Nicht erfasste Änderungen aus <i>Change Detection</i>	Zusätzlich gefundene Änderungen aus <i>Change Detection</i>
Verbauungszunahmen	709	677 (95,5 %)	32 (4,5 %)	65
Verbauungsabnahmen	91	72 (79,1 %)	19 (20,9 %)	
Andere Änderungen	669			

Tab. 5: Quantitative Auswertung

Literaturverzeichnis

- [1] Baatz, M. & Schäpe, A. (2000): Multiresolution Segmentation – an optimisation approach for high quality multi-scale image segmentation. In Strobl, J. & T. Blaschke. (Hrsg.): Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000. Karlsruhe. Herbert Wichmann Verlag, S. 12-23.
- [2] Baatz, M., Benz, U., Dehghani, S., Heynen, M., Hölte, A., Hofmann, P., Lingenfelder, I., Mimler, M., Sohlbach, M., Weber, M. und Willhauck, G. (2003): eCognition User Guide 3, München.

Anschrift der Autoren

Dr. Klaus Steinnocher: Austrian Research Centers GmbH – ARC, Donau-City-Straße 1, 1220 Wien.

E-mail: Klaus.Steinnocher@arcs.ac.at

Dr. Florian Kressler: AustriaTech – Gesellschaft des Bundes für technologiepolitische Maßnahmen GmbH, Donau-City-Straße 1, A-1220 Wien.

E-mail: florian.kressler@austriatech.org

Dipl.-Ing. Michael Franzen: Bundesamt für Eich- und Vermessungswesen, Abteilung Fernerkundung, Krotenthalergasse 3, 1080 Wien. E-mail: michael.franzen@bev.gv.at

Dr. Christine Ries: Bundesamt für Eich- und Vermessungswesen, Abteilung Fernerkundung, Krotenthalergasse 3, 1080 Wien. E-mail: Christine.Ries@bev.gv.at