

DeCOVER 2

Schlussbericht IPI

-gemäß Nr. 8.2 NKBF_98-

Gesamtlaufzeit: 01.07.2009-30.06.2012

Förderkennzeichen: 50EE0914

Tabelle 1 - Autorenliste

	Name	Datum
Verfasser	Dr.-Ing. Sönke Müller	06.07.2012
Prüfvermerk	Dr.-Ing. Sönke Müller	06.07.2012
Freigabe	Prof. Dr.-Ing. Christian Heipke	06.07.2012

Tabelle 2 - Dokumenthistorie

Version	Status: [F]inal/ [E]ntwurf	Datum	Durchgeführte Änderungen: Art, betroffene Seiten:	durch
1.0	F	06.07.2012	---	IPI

Tabelle 3: Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung	Bedeutung
AP	Arbeitspaket
ATKIS	Amtliches Topographisch-Kartographisches Informationssystem
CRF	Conditional Random Field
FFH	Fauna Flora Habitat
FTP	File Transfer Protocol
LPIS	Land Parcel Identification System
LRT	Lebensraumtyp
LUH	Leibniz Universität Hannover
MRF	Markov Random Field
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NREVI	Normalized Red-Edge Vegetation Index
RE	Rapideye
SAR	Synthetic Aperture Radar
SFE	Satellitenfernerkundung
SVM	Support Vector Machine
TD	Thematischer Dienst entsprechend der DeCOVER-Dienstespezifikation
TG	Testgebiet
TSX	TerraSAR-X (Radarsatellit)

INHALT

1	Kurzdarstellung.....	6
1.1	Partnerspezifische Aufgabenstellung(en)	6
1.2	Voraussetzungen	6
1.2.1	AP 2200, Bestellung und Bereitstellung SFE-Daten.....	6
1.2.2	AP 4200, Methodenentwicklung zur Erweiterung bestehender Landbedeckungsinformationen	6
1.2.3	Zuarbeit AP 3100, AP 4100	7
1.3	Planung und Ablauf.....	7
1.3.1	AP 2200, Bestellung und Bereitstellung SFE-Daten.....	7
1.3.2	AP 4200, Methodenentwicklung zur Erweiterung bestehender Landbedeckungsinformationen	7
1.4	Ausgehender wissenschaftlicher und technischer Stand.....	7
1.5	Zusammenarbeit mit anderen Stellen	9
2	Eingehende Darstellung	9
2.1	Ergebnisse	9
2.1.1	Einleitung	9
2.1.2	Prinzip.....	10
2.1.3	Verwendete Merkmale	15
2.1.4	Überführung der Ergebnisse in Nutzerkulisse	15
2.1.5	Ergebnisse aus der Testumsetzung Herne und Remmels	15
2.1.6	Ergebnisse aus der Blindtestumsetzung Zinna	18
2.1.7	Untersuchungen zur Anzahl der Aufnahmezeitpunkte	20
2.1.8	Zusammenfassung der Ergebnisse	21
2.2	Spezifischer Verwertungsplan	22
3	Anlagen	23
3.1	Anlage 1 Berichtsblatt	23
3.2	Anlage 2 Document Control Sheet	24

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Nachbarschaftssystem Label x_i , Merkmalsvektoren y_i , Modell nach (Bishop, 2006)	10
Abbildung 2 Räumliche Nachbarschaft des CRFs für Zeitpunkt t	13
Abbildung 3 Dreidimensionale Gitterstruktur des CRFs.....	14
Abbildung 4: Ablauf Überführung pixelweiser Ergebnisse in Nutzerkulisse	15
Abbildung 5: Darstellung des TD Acker im DeCOVER 2 Geodatenportal	18
Abbildung 6: Variation der Anzahl der verwendeten Aufnahmen	21

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1 - Autorenliste	2
Tabelle 2 - Dokumenthistorie	2
Tabelle 3: Abkürzungsverzeichnis.....	3
Tabelle 4: Klassifikationsergebnisse Testgebiete Herne und Remmels bezogen auf Schläge der Referenz.....	17
Tabelle 5: Confusion Matrix Testgebiet Herne [%].....	17
Tabelle 6: Klassifikationsergebnisse Blindtestgebiet Zinna.....	19
Tabelle 7: Confusion Matrix Blindtestgebiet RE-Kachel 3363007 [%], Korrektklassifikationsrate insgesamt: 92%.....	19
Tabelle 8: Confusion Matrix Blindtestgebiet RE-Kachel 3362907 [%], Korrektklassifikationsrate insgesamt: 88%.....	20
Tabelle 9: Variation der Anzahl der verwendeten Aufnahmen	21

1 Kurzdarstellung

1.1 Partnerspezifische Aufgabenstellung(en)

Das Institut für Photogrammetrie und GeoInformation (IPI) der Leibniz Universität Hannover (LUH) hat als einer der teilnehmenden Partner seine Kompetenzen in das Verbundvorhaben mit der Leitung des AP 2200, *Bestellung und Bereitstellung SFE-Daten*, sowie des AP 4200, *Methodenentwicklung zur Erweiterung bestehender Landbedeckungsinformationen*, speziell thematischer Dienst Acker, eingebracht. Zudem wurde in den Arbeitspaketen AP 3100 *Weiterentwicklung zur Detektion von Veränderungen* und AP 4100 *Methodenentwicklung zur Detektion von Veränderungen* Zuarbeit geleistet.

Die Leitung des AP 2200 beinhaltete die koordinierte Bestellung von Rapideye- und TerraSAR-X-Daten, sowie zusätzlicher notwendiger optischer Daten und Radardaten. Die gelieferten Daten wurden auf einem vom IPI betriebenen FTP-Server allen Partnern zur Verfügung gestellt.

In AP 4200 sollten Methoden zur Erweiterung bestehender Nutzerkulissen entwickelt werden, wobei das IPI speziell den thematischen Dienst Acker entwickeln sollte. Dieser Dienst soll eine Ausweisung von landwirtschaftlichen Kulturartengruppen ermöglichen. Die dazu zu entwickelnde multitemporale Klassifikation ist hier als Hauptaufgabe zu sehen.

Die Zuarbeit zu den Arbeitspaketen AP 3100 und AP 4100 bestand in der Aufarbeitung der in DeCOVER Phase 1 erzielten Ergebnisse in Bezug auf Änderungsdetektion und die sich daraus ergebenden Schlüsse für Phase 2 des Projekts.

1.2 Voraussetzungen

1.2.1 AP 2200, Bestellung und Bereitstellung SFE-Daten

Im Rahmen von AP 2200 konnten über den vom DLR betriebenen Server namens EOWEB RE- sowie TSX-Daten geordert und bezogen werden. Über entsprechende Proposals konnten ausreichende Datenkontingente für das Projekt erzielt werden. Zudem bestand durch den Projektpartner Rapideye die Möglichkeit, im firmeninternen Datenarchiv nach passenden Daten zu suchen. Um Datenlücken auszugleichen konnte ein Kontingent von 40.000€ genutzt werden, um zusätzliche Satellitendaten zu bestellen, wovon Gebrauch gemacht wurde.

1.2.2 AP 4200, Methodenentwicklung zur Erweiterung bestehender Landbedeckungsinformationen

Die methodische Entwicklung eines neuen Ansatzes zur multitemporalen Auswertung von SFE-Daten bildete den Schwerpunkt der Arbeiten am IPI. Dieses Arbeitspaket konnte relativ

unabhängig von den Arbeiten der anderen Projektpartner umgesetzt werden, so dass kein Input aus anderen Arbeitspaketen genutzt wurde. Voraussetzung für die Umsetzung und Tests einer neuen Methode war eine ausreichende Datenbasis an SFE-Daten sowie Referenzdaten, die wie geplant aufgebaut werden konnte. Auf Basis der Referenzdaten wurden Fruchtartengruppen definiert, die als Klassen für den zu entwickelnden neuen Klassifikator verwendet wurden.

1.2.3 Zuarbeit AP 3100, AP 4100

Die Zuarbeit zu den Arbeitspaketen 3100 und 4100 wurde auf Basis der in DeCOVER Phase 1 erzielten Ergebnisse durchgeführt. Im Wesentlichen wurde das Change Detection Konzept aus Phase 1 analysiert und auf die Gegebenheiten in DeCOVER 2 übertragen. Zudem wurden aktuelle Ergebnisse aus anderen an der LUH durchgeführten Projekten als Zuarbeit geliefert.

1.3 Planung und Ablauf

1.3.1 AP 2200, Bestellung und Bereitstellung SFE-Daten

Zu Beginn des Projekts wurde ein Dokument über Datenspezifikationen und Testgebietsgrenzen aufgesetzt, das mit allen Partnern abgestimmt wurde. Neben der Bestellung von RE- und TSX-Daten wurden diverse sonstige Satellitendaten beschafft, um Datenlücken auszugleichen. Alle bezogenen Daten wurden den Projektpartnern über einen vom IPI betriebenen FTP-Server zur Verfügung gestellt.

1.3.2 AP 4200, Methodenentwicklung zur Erweiterung bestehender Landbedeckungsinformationen

Im Wesentlichen wurde der im Projektantrag aufgestellte Zeitplan eingehalten und eine neuartige Methode zur Klassifikation multitemporaler Satellitendaten entwickelt. Dazu notwendige Referenzkartierungen wurden zu Beginn des Projekts zur Verfügung gestellt. Die neuartige Klassifikation wurde mit einer Iteration in der Entwicklung sowie unter der Betrachtung eines Vergleichsverfahrens als technische Referenz entwickelt. Zwei Testumsetzungen sowie ein geplanter Blindtest konnten planmäßig durchgeführt werden.

1.4 Ausgehender wissenschaftlicher und technischer Stand

Auf dem Gebiet der multitemporalen Klassifikation von Feldfrüchten lassen sich drei Gruppen von Ansätzen beobachten:

Der ersten Gruppe gehören Klassifikatoren oder Kombinationen mehrerer Klassifikatoren an, die ursprünglich für die Auswertung einzelner Bilder entwickelt wurden. Die zeitlichen Abhängigkeiten werden dabei nicht modelliert und nur implizit genutzt. Um eine Bildserie mehrerer Aufnahmen zu nutzen, werden diese zu einem mehrschichtigen Bild

zusammengesetzt. Die Beiträge von Bruzzone et al. (2004), Gislason et al. (2006) und Waske und Braun (2009) gehören dieser Kategorie an. Bruzzone et al. (2004) schlagen ein System von drei Klassifikatoren vor, die parallel eingesetzt werden, wobei ein Klassifikator dem k-Nearest-Neighbor-Klassifikator entspricht. Decision-tree-ensembles (random-forest) (Gislason et al., 2006) (Waske und Braun, 2009) basieren auf mehreren parallelen Entscheidungsbäumen, wobei sogenannte schwache Klassifikatoren zum Einsatz kommen.

In der zweiten Gruppe von Ansätzen werden zeitliche Zusammenhänge mit Regeln oder aus dem Vergleich zu typischen phenologischen Abläufen einer Anbauart gewonnen. Diese Modelle sind explizit, jedoch im Fall der Regeln schwer handzuhaben und aufgrund der Verwendung von typischen phenologischen Abläufen zu starr, um auf jährliche Schwankungen der phenologischen Entwicklung einzugehen. Zu dieser Kategorie von Ansätzen gehören die Arbeiten von Müller et al. (2010), Simonneaux et al. (2008), Lucas et al. (2007) und De Wit und Clevers (2004). In Müller et al. (2010) werden Merkmalsverläufe verschiedener Feldfrüchte einer gesamten phenologischen Periode modellhaft aus einer Lernstichprobe gewonnen. Die zu klassifizierenden Felder werden im Folgenden mit diesen Modellen verglichen und das Modell mit der größten Übereinstimmung gesucht. Ähnlich verfahren Simonneaux et al. (2008), indem NDVI-Profile verschiedener Feldfrüchte mit typischen Verläufen verglichen werden. Lucas et al. (2007) entwerfen einen regelbasierten Ansatz zur Klassifikation von Feldfrüchten unter Verwendung der Software eCognition (Definiens Developer). Dieser Ansatz führt zu einer komplexen Regelbasis, die schwer zu übersehen ist und daher nicht ohne größeren Aufwand auf neue Kontextbereiche übertragen werden kann. Auch die Hinzunahme einer weiteren Feldfrucht erfordert einen größeren Eingriff in die Regelbasis. De Wit und Clevers (2004) verwenden einen pixelweisen Maximum-Likelihood-Klassifikator und kombinieren das Ergebnis mit einer Auswertung der NDVI-Verläufe bezüglich des phenologischen Verhaltens.

In der dritten Kategorie von Ansätzen werden zeitliche Abhängigkeiten in statistische Ansätze integriert. Dieser Ansatz wurde als vielversprechend angesehen und im Rahmen der Projektentwicklungen verwendet. Schon vor Beginn des Projekts bestehende Ansätze in diesem Bereich sind Feitosa et al. (2009) und Melgani und Serpico (2003). Feitosa et al. (2009) modellieren zeitliche Abhängigkeiten unter Verwendung von Markov-Ketten zur Detektion von Änderungen der Landschaft in Landsat-Daten. Räumliche Nachbarschaften werden bei diesem Ansatz nicht berücksichtigt. In Melgani und Serpico (2004) werden Markov-Random-Fields (MRF) mit einem zeitlichen Energieterm erweitert, um die Klassifikationsgüte zweier folgender Bilder zu verbessern. Der Energieterm beruht dabei auf einfachen Zustandsübergangsdiagrammen.

Literatur

- Bruzzone, L., Cossu, R., Vernazza, G., 2004. Detection of land-cover transitions by combining multirate classifiers. *Pattern Recognition Letters*, 25(13), pp. 1491-1500.
- De Wit, A. J. W. und Clevers, J. G. P. W., 2004. Efficiency and accuracy of per-field classification for operational crop mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 25(20), pp. 4091–4112.
- Feitosa, R. Q., Costa, G. A. O. P., Mota, G. L. A., Pakzad, K., Costa, M. C. O., 2009. Cascade multitemporal classification based on fuzzy Markov chains. *ISPRS J. Photogrammetry Remote Sens.* 64(2), pp. 159-170.
- Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., and Sveinsson, J. R., 2006. Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27(4), pp. 294–300.
- Lucas, R., Rowlands A., Brown A., Keyworth, S. and Bunting, P., 2007. Rule-based classification of multi-temporal satellite imagery for habitat and agricultural land cover mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(3), pp.165–185.
- Melgani, F. und Serpico, S. B., 2003. A Markov Random Field approach to spatio-temporal contextual image classification. *IEEE-TGARS*, 41(11), pp. 2478-2487.
- Müller, S., Heipke, C. und Pakzad, K., 2010. Classification of farmland using multitemporal aerial images. *International Archive of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XXXVIII, part 4-8-2/W9, Haifa, pp. 70–74.
- Simonneaux, V., Duchemin, B., Helson, D., Er-Raki, S., Olioso, A. and Chehbouni, A. G., 2008. The use of high-resolution image time series for crop classification and evapotranspiration estimate over an irrigated area in central Morocco. *International Journal of Remote Sensing*, 29(1), pp. 95–116.
- Waske, B. und Braun, M., 2009. Classifier ensembles for land cover mapping using multitemporal SAR imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(5), pp. 450–457.

1.5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Es wurde im Wesentlichen mit DeCOVER 2 Projektpartnern zusammengearbeitet.

2 Eingehende Darstellung

2.1 Ergebnisse

2.1.1 Einleitung

Der thematische Dienst Acker dient der automatischen Klassifikation der wichtigsten Hauptfruchtartengruppen basierend auf multitemporalen Satellitendaten. Die Hauptfruchtartengruppen wurden in Winter- und Sommergetreide, Hackfrüchte, Raps und Rübsen, Mais, sowie sonstiger Ackerbau nach Nutzervorgabe und nach dem DeCOVER 2 Dienstportfolio eingeteilt. Für die Erkennung der Fruchtartengruppen wurde eine neuartige überwachte statistische Klassifikation entwickelt, die auf sogenannten Conditional Random Fields (CRF) aufsetzt. Conditional Random Fields sind wiederum von den bekannten Markov Random Fields (MRF) abgeleitet, die in der Lage sind, Kontextwissen in einer Klassifikation zu berücksichtigen. Die entwickelte Methodik arbeitet pixelweise ohne Nutzung vorhandener Nutzer(GIS-)daten. Das pixelweise Ergebnis aus der Klassifikation kann anschließend

vektoriert und mit einer beliebigen vorhandenen Nutzerkulisse verschnitten werden, um eine thematische Unterteilung der Ackerbauflächen einer bestehenden Nutzerkulisse anzuzeigen. Im Folgenden soll der entwickelte CRF-Ansatz detailliert dargestellt werden, da er den Schwerpunkt der methodischen Entwicklungen am IPI bildet. Zudem werden die verwendeten Merkmale erläutert. Weitere Details des Ansatzes können in Hoberg und Müller (2011) nachgelesen werden. Im Anschluss daran sollen die Überführung der pixelweisen Ergebnisse in Nutzerkulissen, sowie Ergebnisse des Klassifikators dargestellt werden.

2.1.2 Prinzip

CRF-Methoden (Kumar und Hebert, 2006) (Lafferty et al., 2001) basieren auf einem statistischen Entscheidungsmodell und berücksichtigen, wie die vielfach in der Bildanalyse verwendeten Markov Random Fields (MRF), Kontextwissen über benachbarte Bildprimitive. Die Erweiterung zu Markov Random Fields liegt in der Berücksichtigung der Merkmale der einzelnen Primitive und nicht allein in der Verwendung der Klassenzuordnung. Für die Verwendung von Conditional Random Fields für die multitemporale Auswertung von Fernerkundungsdaten wurde der bestehende Ansatz mit einem neuartigen temporalen Interaktionspotential erweitert.

In Abbildung 1 ist das für Conditional Random Fields verwendete graphische Modell eines Nachbarschaftssystems dargestellt. Die mit Kreisen dargestellten Knoten des Nachbarschaftssystems entsprechen einzelnen Primitiven im Bild (Pixeln oder Regionen), die zu klassifizieren sind. Die Kanten stellen nachbarschaftliche Beziehungen der Knoten untereinander dar. Jedem der Knoten ist ein Merkmalsvektor y_i zugeordnet, der die für den Knoten berechneten Merkmale enthält. Jedem Knoten wird basierend auf seinem Merkmalsvektor ein Label x_i zugewiesen, wobei die Label wechselseitig interagieren und das Ergebnis der Klassifikation in der Bestimmung der wahrscheinlichsten Konfiguration aller Primitive besteht.

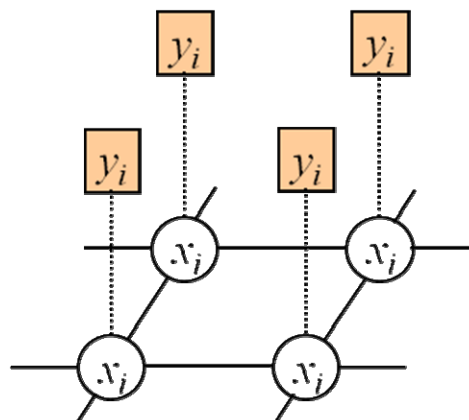


Abbildung 1: Nachbarschaftssystem Label x_i , Merkmalsvektoren y_i , Modell nach (Bishop, 2006)

In Gleichung (1) ist die bedingte Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit eines Primitives zur Klasse x bei vorliegendem Merkmalsvektor y dargestellt. Die erste Summe in Gleichung (1) stellt das sogenannte „Association potential“ dar, welches eine Funktion aller Daten und nicht nur der Merkmale des jeweiligen einzelnen Primitives ist. Die Doppelsumme in Gleichung (1) entspricht dem „Interaction potential“ und ist eine Funktion der Labels und der Merkmale eines Primitives und der entsprechenden Nachbarn. In der Verwendung der Merkmalsvektoren der Primitive besteht der Unterschied zum allgemeineren MRF.

$$P(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{1}{Z} \exp \left(\sum_{i \in S} A_i(x_i, \mathbf{y}) + \sum_{i \in S} \sum_{j \in N_i} I_{ij}(x_i, x_j, \mathbf{y}) \right) \quad (1)$$

- x_i : Label ; y : Merkmale
- A_i : Association potential
- I_{ij} : Interaction potential
- S: Alle Segmente i
- N_i : Nachbarschaft von i
- Z: Partition function

Um die zeitliche Nachbarschaft multitemporaler Daten mit Conditional Random Fields modellieren zu können, wurde das „Interaction potential“ in ein räumliches „Interaction potential“ (in Gleichung (2) mit IS_{ij} gekennzeichnet) und ein zeitliches „Interaction potential“ (in Gleichung (2) mit IT_{ij} gekennzeichnet) aufgeteilt. Die in Gleichung (2) enthaltenen Potentiale lassen sich je nach Anwendung unterschiedlich stark gewichten. Die Berechnung aller in Gleichung (2) enthaltenen Summen soll im Folgenden erläutert werden.

$$P(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{1}{Z} \exp \left[\sum_{i \in S} \sum_{t \in T} A_i^t(x_i^t, \mathbf{y}^t) + \sum_{i \in S} \sum_{t \in T} \sum_{j \in N_i} IS_{ij}^t(x_i^t, x_j^t, \mathbf{y}^t) + \sum_{i \in S} \sum_{t \in T} \sum_{k \in C_i} IT_i^{tk}(x_i^t, x_i^k, \mathbf{y}^t, \mathbf{y}^k) \right] \quad (2)$$

- x_i : Label ; y : Merkmale
- A_i : Association potential
- IS_{ij} : Spatial Interaction potential
- IT_{ij} : Temporal Interaction potential
- S: Alle Segmente i
- T: Alle Zeitpunkte t
- N_i : räumliche Nachbarschaft von i

C_i : zeitliche Nachbarschaft von i

Association potential

Das „Association potential“ entspricht der Wahrscheinlichkeit, dass ein Primitiv ein Label x_i annehmen wird, ohne Beeinflussung von Nachbarprimitiven. Die Wahrscheinlichkeit ist dabei Abhängig vom Label des Primitives und von allen Daten. Die Bestimmung des „Association potentials“ entspricht einer statistischen Klassifikation, wobei beliebige Klassifikatoren, die einen Wahrscheinlichkeitswert als Ergebnis zurückliefern, genutzt werden können. Bei den in diesem Bericht dargestellten Ergebnissen wurde ein Maximum-Likelihood-Klassifikator verwendet. Aber auch andere Klassifikatoren werden derzeit diskutiert, wie z.B. Logistic Funktions (beschränkt auf 2 Klassen), logistische Regression und Import-Vector-Machines.

Räumliches „Interaction potential“

Das räumliche „Interaction potential“ ist ein Maß für die Interaktion benachbarter Primitive eines Zeitpunktes t . In Abbildung 2 ist die verwendete räumliche Nachbarschaft für das zentrale Primitiv (rot) dargestellt und ist hier eine Vierer-Nachbarschaft (orange Knoten). Das „Interaction potential“ ist dabei abhängig vom jeweiligen eigenen Label, der Label der Nachbarn und der Merkmalsvektoren der Nachbarn. Das häufig verwendete Ising-Modell (vgl. Gleichung (3)) verwendet nur die Label der Nachbarn, was einer lokalen Glättung entspricht, ohne Verwendung der Merkmalsvektoren der Nachbarn.

Für die Ergebnisse in diesem Bericht wurde das für den 2-Klassen-Fall von Kumar und Hebert (2006) entworfene Modell unter Erweiterung für eine beliebige Anzahl an Klassen verwendet (vgl. Gleichung (4)).

$$IS_{ij}^t = \beta x_i x_j \quad (3)$$

$$IS_{ij}^t(x_i^t, x_j^t, \mathbf{y}^t) = \begin{cases} \beta \cdot \exp\left[-\|\boldsymbol{\mu}_{ij}^t(\mathbf{y}^t)\|^2\right] & \text{if } x_i^t = x_j^t \\ \beta \cdot \left\{1 - \exp\left[-\|\boldsymbol{\mu}_{ij}^t(\mathbf{y}^t)\|^2\right]\right\} & \text{if } x_i^t \neq x_j^t \end{cases} \quad (4)$$

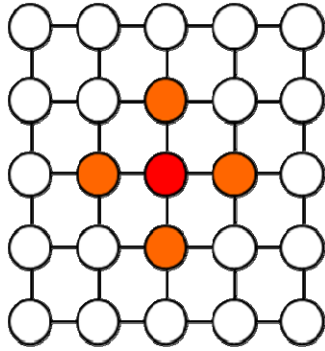


Abbildung 2 Räumliche Nachbarschaft des CRFs für Zeitpunkt t

Zeitliches „Interaction potential“

Das zeitliche „Interaction potential“ ist ein Maß für die Interaktion zeitlich folgender Primitive am gleichen Ort. In Abbildung 3 ist die verwendete Gitterstruktur für das CRF dargestellt. Wie in Abbildung 3 dargestellt, werden die 3 Zeitpunkte $t-1$, t , $t+1$ übereinander angeordnet in eine Gitterstruktur überführt. Die zeitlichen Nachbarn für das in rot dargestellte zentrale Primitiv sind die in grün dargestellten Primitive der Zeitpunkte $t-1$ und $t+1$. Falls mehr Zeitpunkte als in Abbildung 3 dargestellt vorhanden sind, kann die Gitterstruktur um beliebige weitere Schichten erweitert werden.

Das temporale Potenzial IT_i^{tk} für zwei aufeinander folgende Zeitpunkte t und k hängt von den Daten zu beiden Zeitpunkten \mathbf{y}^t und \mathbf{y}^k und von den zugewiesenen Labels x_i^t und x_i^k ab. Zunächst wird ein Differenzvektor der Daten beider Zeitpunkte nach Gleichung (5) berechnet. Dieser Vektor enthält die Änderung eines Pixels zweier Zeitpunkte.

$$\mathbf{d}_i^{tk}(\mathbf{y}^t, \mathbf{y}^k) = \mathbf{f}_i^t(\mathbf{y}^t) - \mathbf{f}_i^k(\mathbf{y}^k) \quad (5)$$

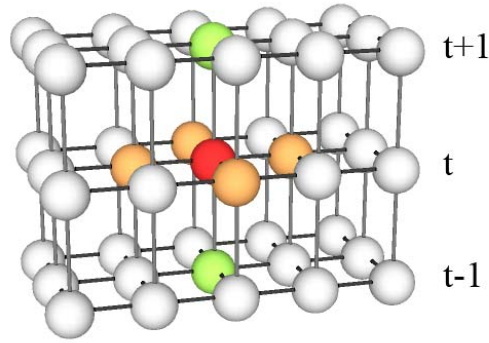


Abbildung 3 Dreidimensionale Gitterstruktur des CRFs.

Die Idee ist nun, diese Änderung eines Pixels mit der mittleren Änderung aller Pixel einer Klasse, was im Prinzip dem zeitlichen Klassenverhalten entspricht, zwischen den Zeitpunkten t und k zu vergleichen. Dazu muss der mittlere Differenzvektor \mathbf{D}_{fc}^{tk} nach Gleichung (6) für jede vorhandene Klasse c einmalig aus der Lernstichprobe berechnet werden.

$$\mathbf{D}_{fc}^{tk} = \mathbf{E}_{fc}^t - \mathbf{E}_{fc}^k \quad (6)$$

Nun kann nach Gleichung (7) die Differenz aus mittlerem Klassenverhalten \mathbf{D}_{fc}^{tk} für Klasse c und der aktuellen Differenz $\mathbf{d}_i^{tk}(\mathbf{y}^t, \mathbf{y}^k)$ berechnet werden.

$$\mathbf{v}_{ic}^{tk}(\mathbf{y}^t, \mathbf{y}^k) = \mathbf{D}_{fc}^{tk} - \mathbf{d}_i^{tk}(\mathbf{y}^t, \mathbf{y}^k) \quad (7)$$

Das temporale Potenzial IT_i^{tk} berechnet sich schließlich nach Gleichung (8). Es wird zu 0, falls sich die Label x_i^t und x_i^k unterscheiden, da Änderungen einer Klasse zu einer anderen innerhalb einer Vegetationsperiode ausgeschlossen werden. Sind die Klassenlabel x_i^t und x_i^k identisch, gibt es einen Bonus (positives Potenzial), der je nach $\varphi(c)$ maximal 1 werden kann.

$$IT_{ic}^{tk}(x_i^t, x_i^k, \mathbf{y}^t, \mathbf{y}^k) = \begin{cases} 1 - \varphi(c) & \text{if } x_i^t = x_i^k \text{ and } \varphi(c) < 0.99 \\ 0.01 & \text{if } x_i^t = x_i^k \text{ and } \varphi(c) \geq 0.99 \\ 0 & \text{if } x_i^t \neq x_i^k \end{cases} \quad (8)$$

mit

$$\varphi(c) = \left\| \mathbf{v}_{ic}^{tk}(\mathbf{y}^t, \mathbf{y}^k) \right\| / \varepsilon$$

Das temporale Potential wird für den entwickelten Klassifikator jeweils in beiden möglichen zeitlichen Richtungen x_i^{t-1} und x_i^{t+1} berücksichtigt.

2.1.3 Verwendete Merkmale

Grundlage für die Berechnung von Merkmalen bildet eine Zeitreihe von RE-Aufnahmen einer Vegetationsperiode. Aus den fünf verfügbaren Rapideye-Kanälen wurde eine Auswahl der vier Kanäle G, R, RE, IR getroffen. Als bestes Merkmal hat sich der Mittelwert eines 11*11 Pixel großen Fensters herausgestellt, der für alle vorhandenen Kanäle berechnet wird.

2.1.4 Überführung der Ergebnisse in Nutzerkulisse

Das Ergebnis der CRF-Klassifikation liegt in pixelweiser Form vor. Um den DeCOVER 2 Referenznutzern auch Shapefiles liefern zu können, wurde der in **Abbildung 4** dargestellte Arbeitsablauf entwickelt und umgesetzt. Das pixelweise Ergebnis wird zunächst vektorisiert und im Shapefile-Format abgelegt. Im Folgenden wird das Ergebnis-Shapefile mit der vorhandenen Nutzerkulisse verschneitten, um nur in bestimmten Bereichen der Nutzerkulisse (z.B. BDLM_flach Ackerland) Ergebnisse der Klassifikation zu erhalten. In einem Schritt der Nachbearbeitung können sehr kleine Flächen im Ergebnis-Shapefile eliminiert und mit der umgebenden Klasse aufgefüllt werden.

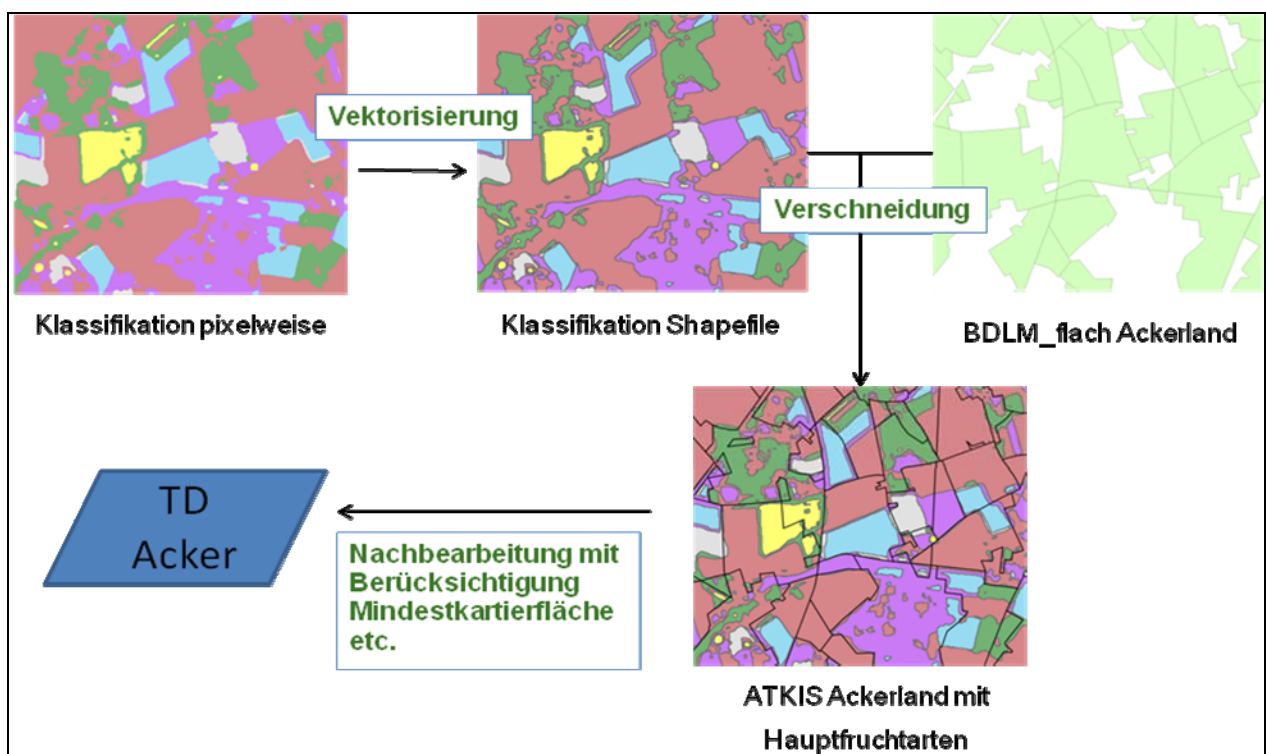


Abbildung 4: Ablauf Überführung pixelweiser Ergebnisse in Nutzerkulisse

2.1.5 Ergebnisse aus der Testumsetzung Herne und Rimmels

Für die Testgebiete Herne und Rimmels wurden Klassifikationen mit dem entwickelten Verfahren erzeugt, wobei jeweils 4 RapidEye Aufnahmen aus 2010 verwendet wurden (s.u.). Als Referenzdaten wurden landwirtschaftlich genutzte Parzellen manuell klassifiziert. Die Anzahl der Hauptfruchtartengruppen musste im Testgebiet Rimmels auf drei Klassen

aufgrund von nicht vorhandenen Feldfrüchten reduziert werden. Die Ergebnisse wurden im Kreuzvalidierungsverfahren erzeugt. Bezogen auf Schläge in der Referenz ergaben sich Korrektklassifikationsraten von 89% für das Testgebiet Herne bzw. 94% für das Testgebiet Remmels (vgl. Tabelle 4). In Tabelle 5 ist die gesamte Confusion Matrix für das Testgebiet Herne dargestellt. Weitere detaillierte Ergebnisse können in Hoberg und Müller (2011) nachgelesen werden.

Testgebiet Herne

Untersuchte Hauptfruchtartengruppen:

- Gras, Mähweiden, Weiden, Wiesen → Grünland
- Silomais → Mais
- Gerste, Hafer, Roggen, Weizen, Triticale → Wintergetreide
- Winterraps → Raps, Rübsen
- Kartoffeln, Gemüse Freiland → Hackfrüchte
- Spargel, Erdbeeren → Sonstiger Ackerbau

Verwendete Aufnahmezeitpunkte:

- 18.04.2010
- 03.06.2010
- 12.08.2010
- 10.10.2010

Testgebiet Remmels

Untersuchte Hauptfruchtartengruppen:

- Gras, Mähweiden, Weiden, Wiesen → Grünland
- Silomais → Mais
- Gerste, Roggen, Weizen, Triticale → Wintergetreide

Verwendete Aufnahmezeitpunkte:

- 25.03.2010
- 25.04.2010
- 05.06.2010
- 16.07.2010

Tabelle 4: Klassifikationsergebnisse Testgebiete Herne und Rimmels bezogen auf Schläge der Referenz.

Untersuchungsgebiet (jeweils 625 km²)	Herne	Rimmels
Anzahl klassifizierter Flächen	7158	445
Summe klassifizierter Flächen	10.950 ha	2.533 ha
Validierungsstichprobe	Herne	Rimmels
Anzahl Referenzflächen	121	52
Summe Referenzflächen	322 ha	342 ha
Ergebnis	Herne	Rimmels
Richtig klassifizierte Referenzflächen	108 (89%)	49 (94%)
Falsch klassifizierte Referenzflächen	13 (11%)	3 (6%)

Tabelle 5: Confusion Matrix Testgebiet Herne [%]

Klassifikation \ Referenz	Grünland	Mais	Wintergetreide	Raps, Rübsen	Hackfrüchte	Sonstiger Ackerbau
Grünland	63,2	11,1	13,8	7,1	3,2	1,6
Mais	0,1	90,6	0,1	4,5	4,0	0,7
Wintergetreide	2,1	0	94,9	0	0	2,9
Raps, Rübsen	0,8	17,7	0,2	81,2	0	0,2
Hackfrüchte	0,3	13,5	0,1	0	83,5	2,7
Sonstiger Ackerbau	1,5	7,4	3,4	0,3	7,1	80,4

Die Klassifikationsergebnisse wurden wie in Kapitel 2.1.4 beschrieben in ein Shapefile überführt und über das DeCOVER 2 Geodatenportal (siehe Abbildung 5) den Nutzern zugänglich gemacht.

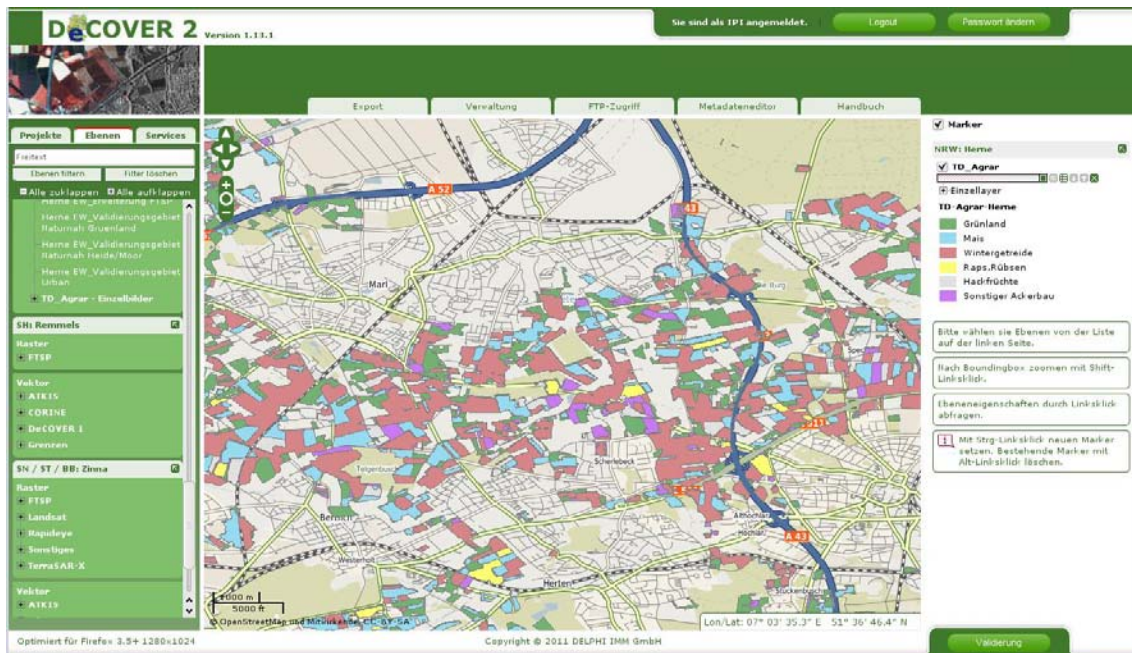


Abbildung 5: Darstellung des TD Acker im DeCOVER 2 Geodatenportal

2.1.6 Ergebnisse aus der Blindtestumsetzung Zinna

Im Blindtestgebiet wurden ebenfalls Klassifikationen unter Verwendung von vier RE-Aufnahmen aus 2010 durchgeführt. Insgesamt wurden bei diesem Test zwei RE-Kacheln klassifiziert, wobei Korrektorklassifikationsraten von ca. 90% erzielt wurden. Die Einzelergebnisse können den folgenden Tabellen entnommen werden.

Untersuchte Hauptfruchtartengruppen:

- Gras, Mähweiden, Weiden, Wiesen → Grünland
- Silomais → Mais
- Gerste, Hafer, Roggen, Weizen, Triticale → Wintergetreide
- Winterraps → Raps, Rübsen
- Kartoffeln, Gemüse Freiland → Hackfrüchte

Verwendete Aufnahmezeitpunkte:

- 22.03.2010
- 05.06.2010
- 03.07.2010
- 21.08.2010

Tabelle 6: Klassifikationsergebnisse Blindtestgebiet Zinna.

Untersuchungsgebiet Fläche gesamt	1.250km ²
Anzahl klassifizierter Flächen	8.120
Summe klassifizierter Flächen	43.920ha
Validierungsstichprobe	
Anzahl Referenzflächen	1.565
Summe Referenzflächen	13.060ha
davon Fläche Lernstichprobe	1.000ha
Ergebnis	
Richtig klassifizierte Referenzflächen	1.413 (90,3%)
Falsch klassifizierte Referenzflächen	152 (9,7%)

Tabelle 7: Confusion Matrix Blindtestgebiet RE-Kachel 3363007 [%],
Korrektklassifikationsrate insgesamt: 92%

Klassifikation Referenz \	Grünland	Mais	Wintergetreide	Raps, Rübsen	Hackfrüchte
Grünland	97,7	0,1	1,8	0,4	0
Mais	16,3	81,1	2,2	0,2	0,2
Wintergetreide	9,9	0,1	89,4	0,6	0,1
Raps, Rübsen	15,1	0	0,9	83,9	0
Hackfrüchte	6,9	1,2	1,6	0	90,3

Tabelle 8: Confusion Matrix Blindtestgebiet RE-Kachel 3362907 [%],
 Korrektklassifikationsrate insgesamt: 88%

Klassifikation \ Referenz	Grünland	Mais	Wintergetreide	Raps, Rübsen
Grünland	98,1	0,2	1,7	0,0
Mais	14,8	79,5	5,5	0,1
Wintergetreide	14,5	0,1	85,4	0,0
Raps, Rübsen	8,2	0,2	1,0	90,6

2.1.7 Untersuchungen zur Anzahl der Aufnahmezeitpunkte

Um eine Abschätzung der minimal notwendigen Konfiguration für den thematischen Dienst Acker zu erhalten, wurden im Blindtestgebiet Zinna mehrere Klassifikationen mit unterschiedlichem Input mit dem CRF-Ansatz gerechnet. In der maximalen Konfiguration wurden vier Bilder für den CRF-Ansatz als Eingangsdaten verwendet. Im Folgenden wurden die Eingangsdaten jeweils um eine Aufnahme reduziert, so dass für den letzten Versuch nur noch ein Zeitpunkt verwendet wurde. Das zeitliche „Interaction potential“ kann für diesen Fall nicht berücksichtigt werden, es werden nur das Assoziationspotenzial und das räumliche „Interaction potential“ verwendet.

Untersuchte Hauptfruchtartengruppen:

- Gras, Mähweiden, Weiden, Wiesen → Grünland
- Silomais → Mais
- Gerste, Hafer, Roggen, Weizen, Triticale → Wintergetreide
- Winterraps → Raps, Rübsen
- Kartoffeln, Gemüse Freiland → Hackfrüchte

Verwendete Aufnahmezeitpunkte:

- 22.03.2010
- 05.06.2010
- 03.07.2010
- 21.08.2010

In Tabelle 9 sind die Ergebnisse dieses Tests dargestellt, für jeden Versuch wurden jeweils die pixelweisen Korrekturklassifikationsraten ausgewertet, für die beiden Fälle Klassifikation und Reklassifikation. Es zeigt sich dabei, dass die Korrekturklassifikationsrate der Klassifikation bis zu einer Reduktion auf zwei Aufnahmezeitpunkte deutlich über 80% bleibt. Die angestrebte thematische Genauigkeit liegt für den thematischen Dienst Acker bei 80% (in Abbildung 6 rot gestrichelt markiert), was im DeCOVER 2 Dienstportfolio festgelegt wurde. Bei einer Verwendung von nur einer RE-Aufnahme sinkt die Klassifikationsgüte drastisch auf ca. 76% ab. Hier wird deutlich, dass sich Feldfrüchte nur durch Verwendung einer Zeitreihe von minimal zwei Aufnahmen sicher voneinander trennen lassen.

Tabelle 9: Variation der Anzahl der verwendeten Aufnahmen

Verwendete Zeitpunkte \ Korrekturklassifikationsrate	Reklassifikation	Klassifikation
März, Juni, Juli, August	97,9%	92,3%
März, Juni, August	97,1%	89,8%
Juni, August	95,7%	88,2%
Juni	91,7%	75,9%

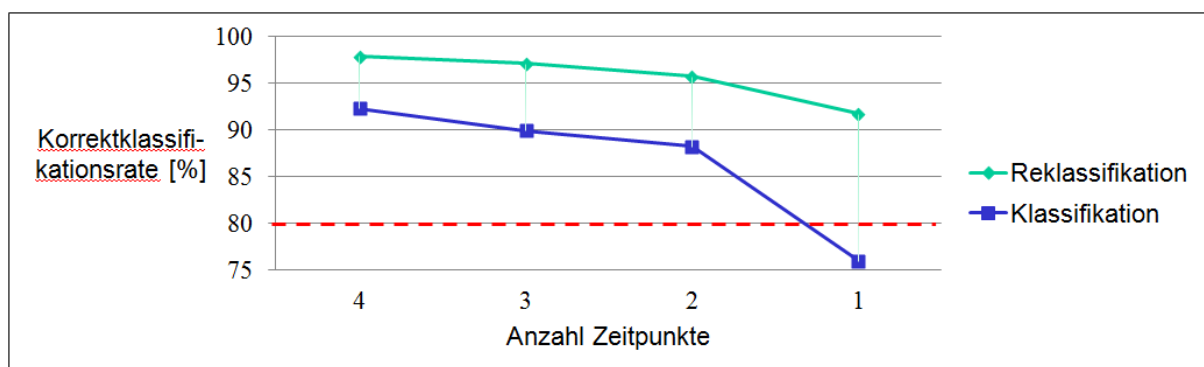


Abbildung 6: Variation der Anzahl der verwendeten Aufnahmen

2.1.8 Zusammenfassung der Ergebnisse

Im Förderzeitraum konnte ein neuartiger Ansatz entwickelt werden, der auf dem Stand von Wissenschaft und Technik aufsetzt. Die schon seit geraumer Zeit im Bereich der Computer Vision verwendeten Conditional Random Fields sind in Bezug auf die Interpretation von FE-Daten relativ neu. Der CRF-Ansatz konnte an die gestellte Aufgabe der multitemporalen Klassifikation von Feldfrüchten adaptiert werden und die geforderte thematische Genauigkeit von 80% deutlich übertroffen werden. Es konnte mit Tests gezeigt werden, dass der

entwickelte Ansatz bessere Ergebnisse als derzeit verwendete Verfahren wie z.B. Support Vector Machines liefert.

Literatur

Bishop, C. M., 2006: Pattern recognition and machine learning. 1st edition, Springer New York, 738 pages.

Hoberg, T.; Müller, S.: Multitemporal crop type classification using conditional random fields and RapidEye data: IntArchPhRS Volume XXXVIII-4/W19, Hannover, 2011, CD.

Kumar, S. and Hebert, M., 2006: Discriminative Random Fields. Int. Journal Computer Vision, 68(2): 179-201.

Lafferty, J., McCallum, A. and Pereira, F., 2001: Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data. Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning (ICML-2001).

2.2 Spezifischer Verwertungsplan

Der Schwerpunkt der Arbeiten am IPI bestand in der Entwicklung einer neuartigen Methodik zur Klassifikation multitemporaler Daten. Der Ansatz konnte prototypisch implementiert werden und ausreichend getestet werden. Es ergeben sich zwei mögliche Wege der Verwertung des entwickelten Ansatzes:

Kommerzielle Verwertung als Software / Dienstleistung

Der entwickelte Ansatz kann als Software(Plugin) oder in Form einer Dienstleistung kommerziell Verwendung finden. Für die Berechnung von großen Datenmengen müsste die prototypische Umsetzung des Ansatzes in einigen Bereichen erweitert/verbessert werden:

- Optimierung der Rechengeschwindigkeit
- Automatisierung verschiedener Arbeitsschritte des Workflows

Wissenschaftliche Verwertung des Ansatzes

Der für die spezielle Aufgabe der multitemporalen Interpretation von FE-Daten adaptierte CRF-Ansatz bietet ein großes Potenzial für die Interpretation von Fernerkundungsdaten. Denkbar im Rahmen weiterer Forschung ist die simultane Interpretation von FE-Daten unterschiedlicher Sensoren unter Verwendung des Ansatzes. So könnten z.B. gering und hochaufgelöste FE-Daten gleichzeitig in die Gitterstruktur der CRFs überführt werden. Auch andersartige Sensordaten wie z.B. LIDAR-Daten können mit dem Ansatz interpretiert werden. Im Rahmen der Änderungsdetektion kann der Ansatz ebenfalls verwendet werden, erste Tests wurden dazu als Input zu AP 3000 im Rahmen des Projekts bereits durchgeführt. Das zeitliche „Interaction potential“ muss dabei für die Erkennung von Veränderungen entsprechend angepasst werden. Insgesamt ergeben sich eine Vielzahl an Möglichkeiten den CRF-Ansatz weiterzuentwickeln und zu verbessern.

3 Anlagen

3.1 Anlage 1 Berichtsblatt

1.SBN oder ISSN --	2. Berichtsart Partnerschlussbericht
3a. Titel des Berichts DeCOVER 2 Schlussbericht IPI	
3b. Titel der Publikation --	
4a. Autoren des Berichts Dr. Sönke Müller	5. Abschlussdatum des Vorhabens 30.06.2012
	6. Veröffentlichungsdatum --
4b. Autoren der Publikation --	7. Form der Publikation --
8. Durchführende Institution(en) Leibniz Universität Hannover, Institut für Photogrammetrie und GeoInformation (IPI), Nienburger Str. 1, 30167 Hannover	9. Berichtsnummer Durchführende Institute
	10. Förderkennzeichen 50EE0914
	11a. Seitenzahl Bericht 22
	11b Seitenzahl Publikation --
13. Fördernde Institution Raumfahrt-Agentur des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt e.V. Königswinterer Str. 522-524 53227 Bonn	12. Literaturangaben 13
	14. Tabellen 9
	15. Abbildungen 6
16. Zusätzliche Angaben	
17. Vorgelegt bei	
18. Kurzfassung Das Potenzial multitemporaler Fernerkundungsdaten wird mit den derzeit genutzten Methoden nicht voll ausgeschöpft. So werden einerseits Verfahren genutzt, die für die Einzelbildauswertung entwickelt wurden oder mit komplexen Regelbasen versucht, zeitliche Abläufe auszuwerten. Im Rahmen des Projekts DeCOVER 2 wurde eine neuartige statistische Methode basierend auf Conditional Random Fields (CRF) entwickelt, wobei zeitliche Abläufe explizit modelliert und voll in den Ansatz integriert wurden. Die Ergebnisse zeigen hohe Klassifikationsgüten und der Ansatz zeigt Potenzial für andere Anwendungen wie z.B. für die Änderungsdetektion oder zur Auswertung multisensorieller FE-Daten.	

19. Schlagwörter Rapideye, multitemporal, conditional random fields, CRF, interaction potential	
20. Verlag --	21. Preis --

3.2 Anlage 2 Document Control Sheet

1. ISBN or ISSN --	2. Type of Report Final Report
3a. Title of Report DeCOVER 2 Schlussbericht IPI	
3b. Title of Publication	
4a. Authors of the Report (Family name, First Name(s)) Dr. Sönke Müller	5. End of Project 30.06.2012
	6. Publication Date --
4b. Authors of Publication (Family name, First Name(s)) --	7. Form of Publication --
8. Performing Organization(s) (Name, Address) Leibniz Universität Hannover, Institut für Photogrammetrie und GeoInformation (IPI), Nienburger Str. 1, 30167 Hannover	9. Originator's Report No.
	10. Reference No. 50EE0914
	11a. No. of Pages Report 22
	11b. No. of Pages Publication --
13. Sponsoring Agency Raumfahrt-Agentur des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt e.V. Königswinterer Str. 522-524 53227 Bonn	12. No. of References 13
	14. No. of Tables 9
	15. No. of Figures 6
16. Supplementary Notes	
17. Presented at (Title, Place, Date)	

18. Abstract

Current approaches do not use the complete potential of multi-temporal remote sensing data. On the one hand, approaches designed for single image interpretation are used, on the other, some approaches try to model temporal dependencies applying sets of rules. To compensate for this, a new statistical method based on Markov random fields (CRF) has been implemented that models temporal dependencies explicit and integrates it to the approach. The results show good classification quality rates. Additional the method shows potential in the area of change detection and the interpretation of multi-sensor data.

19. Keywords

Rapideye, multitemporal, conditional random fields, CRF, interaction potential

20. Publisher

--

21. Price

--