

Ein neuer Algorithmus zur Klassifizierung landwirtschaftlicher Fruchtarten auf Basis spektraler Normkurven

SIBYLLE ITZEROTT & KLAUS KADEN, Potsdam

Keywords: Remote sensing, satellite data, spectral standard curve, crop classification, multi-temporal

Zusammenfassung: In ITZEROTT & KADEN 2006 wurde gezeigt, dass durch die Auswertung meteorologischer und phänologischer Beobachtungen eine auf das phänologische Normjahr transformierte spektrale Signaturkurve entwickelt werden konnte. Darauf aufbauend werden im vorliegenden Beitrag die Normkurven für die typischen Feldkulturen des Landes Brandenburg charakterisiert und ein Algorithmus für ihren Einsatz in einer fernerkundungsbasierten Fruchtartenklassifizierung vorgestellt. Dieses Vorgehen besitzt den entscheidenden Vorteil, dass der Klassifikator mühelos und objektiv aus den Normkurven erstellt wird und nicht wie herkömmlich subjektiv aus Testflächen im Bild generiert werden muss.

Der Algorithmus ist auf die schlaggenaue Erkennung von Ackerkulturen ausgerichtet. Er greift die in den Normkurven abgebildete Differenziertheit in der Phänologie der Kulturen auf und setzt sie in eine hierarchische Klassifizierungsstrategie um. Der Algorithmus umfasst drei Bearbeitungskomplexe. In der Vorverarbeitung werden die zur Verfügung stehenden Landsat-Daten eines Anbaujahres normiert, maskiert und zu einem multitemporalen NDVI-Datensatz der Ackerschläge zusammengefügt. Zum Erstellen des Klassifikators müssen für die Aufnahmetermine die kulturbeschreibenden Parameter aus den Normkurven extrahiert werden. Die hierarchische Klassifizierung umfasst vier pixelbasierte Bildanalysen nach dem Parallelepipedprinzip und eine abschließende Majoritätsanalyse der Schläge.

Anwendungen des Algorithmus haben gezeigt, dass eine zu herkömmlichen Verfahren vergleichbare Ergebnisgüte erreicht wird.

Summary: *An algorithm to classify agricultural crops on the basis of spectral standard curves.* In ITZEROTT & KADEN 2006 was shown that a spectral signature curve transformed on the phenological standard year could be developed by the evaluation of meteorological and phenological observations. In this paper the standard curves for the typical field crops of the federal state Brandenburg are characterized and an algorithm for their use in a remote sensing-based classification of crop types is presented. This procedure, targeted on the identification of crops on the field level, takes up the differentiation between the phenology of the crops, illustrated in the standard curves, and converts it into a hierarchical classification strategy. The algorithm covers three basics processing units. In the preprocessing the available Landsat data of a cultivation year are standardized, masked and joined to a multi-temporal NDVI dataset of the agricultural lots. To obtain the classification instruction the parameters describing the crops must be extracted from the standard curves for the acquisition dates. The hierarchical classification covers four pixel-based image analyses using the Parallelepiped method and a final majority analysis of the lots. Applications of the algorithm reached a comparable result quality to conventional procedures.

1 Problemstellung

Moderne geowissenschaftliche Forschung ist prozessorientiert und besitzt somit eine Zeitkomponente. Fernerkundungsdaten haben gegenüber anderen Datenquellen den Vorzug, große Raumausschnitte zu verschiedenen Zeitpunkten abzubilden. Das wird als wichtiges Potential dafür angesehen, Prozesse der Landoberfläche in ihrem Raumbezug zu erfassen. Sie spielen deshalb eine wichtige Rolle bei der Entwicklung von Monitoring-Konzepten. Solche Konzepte setzen für die Inputdaten Vergleichbarkeit voraus und verlangen Effizienz in den Analysemethoden. Auch Fernerkundungsdaten können oft nicht in ihrer ursprünglichen Form genutzt werden. Die abgebildeten Spektraleigenschaften der Objekte müssen in problemrelevante Informationen überführt werden (GAMON et al. 1995, SIMS & GAMON 2003). Das wird vorwiegend mit überwachten Klassifizierungsverfahren gelöst. Als Schwachstelle erweisen sich dabei die Klassifikationsregeln, deren Übertragbarkeit normalerweise nicht angenommen werden kann. Die Entwicklung und der Einsatz spektraler Normkurven können dabei Abhilfe schaffen. Ihre Einbindung in einen von subjektiven Eingriffen unabhängigen Algorithmus kommt einer unüberwachten Bildverarbeitung nahe. Das ist als Schritt in Richtung eines automatisierten Monitorings von Landoberflächen zu werten.

Die Kenntnis der Flächennutzung besitzt für zahlreiche Monitoringaufgaben eine zentrale Bedeutung (CLEVERS & LEEUWEN 1996, LOBELL et al. 2003, LOBELL & ASNER 2004). Die Entwicklung der vorgestellten Methodik erfolgte im Kontext mit der Erfassung von Wasser- und Stoffflüssen in Flusseinzugsgebieten. Ihre realitätsnahe Abbildung in Modellen bedarf der Berücksichtigung der Dynamik der landwirtschaftlichen Flächennutzung und der damit verbundenen zeitlichen und räumlichen Variation diffuser Nährstoffeinträge. Der Forderung nach jährlicher schlaggenauer Verteilung der Fruchtarten kann nur mit Hilfe von Fernerkundungsdaten nachgekommen werden. Diese Möglichkeit besteht jedoch nur,

wenn die zur Zeit vorzugsweise genutzten überwachten Klassifizierungsverfahren auf Basis von Trainingsflächen durch objektive Algorithmen abgelöst werden (PAL & MATHER 2003, BRUZZONE & PRIETO 2002). Außerdem stehen für die Interpretation des landwirtschaftlichen Anbaumusters lediglich auf phänologische Einzelzeitpunkte beschränkte Spektralinformationen in Datenbanken zur Verfügung (GUYOT 1990, UDELHOVEN et al. 2003).

2 Zur Charakteristik der Normkurven

Grundlage für die Erstellung des Klassifikators sind die spektralen Normkurven der Feldkulturen. Sie berücksichtigen im Gegensatz zu den zur Verfügung stehenden Spektraldatenbanken die Veränderung der Rückstrahleigenschaft von Pflanzenbeständen und integrieren von vorn herein den Zeitaspekt. Die entwickelten Normkurven bilden über den NDVI das veränderte Spektralverhalten im phänologischen Jahresgang ab (ITZEROTT & KADEN 2005).

Für die im Land Brandenburg typischen Ackerkulturen mit dem Anbauanteil:

| | |
|-----------------------------------|--------|
| – Winterroggen/Triticale | 30,3 % |
| – Winterweizen | 13,4 % |
| – Wintergerste | 6,5 % |
| – Winterraps | 10,7 % |
| – Sommergetreide | 2,6 % |
| – Silomais/Körnermais | 9,7 % |
| – Ölfrüchte/Leguminosen | 4,4 % |
| – Speise- und Industriekartoffeln | 1,1 % |
| – Zuckerrüben | 1,2 % |
| – Feldgras/Klee | 3,7 % |
| – Brache/Stilllegung | 12,7 % |

ergibt sich eine Flächenpräsenz von 96,3 %.

Auf der Grundlage von 35 Landsat-TM Szenen der Jahre 1987–2002, der Anbauinformation von sechs Agrarbetrieben mit ca. 3500 schlaggenauen Anbauinformationen sowie der stationsbezogenen Aufzeichnungen des DWD der Jahre 1951–2003 wurden die Normkurven für diese Feldfrüchte generiert. Die spektrale Signatur wurde durch NDVI-Werte als Jahreskurve abgebildet. Zähltag 1 (Kurvenbeginn) ist der 1. Januar

(ITZEROTT & KADEN 2005). Vergleicht man die Normkurven der einzelnen Kulturarten, wird sofort die vielschichtige Überlagerung ihrer Spektralsignaturen deutlich. Es kann mit Sicherheit gesagt werden, dass es zu keinem Einzeltermin möglich ist, alle Kulturen auf der Grundlage ihres NDVI-Wertes zu unterscheiden. Es sind zu bestimmten Zeitpunkten oder Intervallen immer nur einige Feldfrüchte verschieden. Eine große Anzahl zeitgenau platzierter Satellitenszenen wäre Voraussetzung für einen erfolgversprechenden multitemporalen Ansatz. Das wird von den gegenwärtig zur Verfügung stehenden Aufnahmesystemen nicht geleistet. Also erscheint die Aufgabe nur zufällig lösbar. Die Anwendung eines hierarchischen Klassifizierungsalgorithmus, der die Strukturierung in der Menge der Normkurven aufgreift, kann die unzureichende zeitliche Auflösung der Daten teilweise kompensieren.

Vergleicht man die spektralen Normkurven, so findet man drei Gruppen, deren Kurvenverlauf ein gleichartiges Aussehen besitzt (Maxima, Minima, Intervalllängen usw.). Es differenzieren sich Winterfeldfrüchte (Raps, Weizen, Roggen, Gerste), Sommerfeldfrüchte (Kartoffeln, Zuckerrüben, Getreide, Ölfrüchte/Leguminosen, Silomais, Feldgras als Neuansaat) und grasartige Dauerkulturen (Feldgras außer Neuansaat, Brache). Die Abb. 1 zeigt die NDVI-Normkurven in dieser Trennung nach Gruppen.

Der ähnliche Kurvenverlauf der Feldfrüchte einer Gruppe wird durch die ähnliche Phänologie bestimmt. **Winterkulturen** laufen im Herbst nach der Aussaat auf und zeigen ab diesen Zeitpunkt einen ansteigenden NDVI-Wert. Während der Winterruhe verändert sich dieser nur geringfügig (eher abfallend). Erst im Frühling steigen die Werte schnell an und erreichen im Frühsommer ihre Maximalwerte. Danach ist ein verhältnismäßig rascher Abfall während der Reifephase vorhanden, in dem sich die Ernte- und Feldberäumungstermine abzeichnen. Bereits im Sommer ist der Zyklus abgeschlossen. **Sommerkulturen** verzeichnen erst im späteren Frühling ein Anwachsen der NDVI-Werte. Der phänologische Zyklus setzt zeitversetzt ein und dauert in etwa von

April bis Oktober. Einem sehr raschen Anstieg der NDVI-Werte im späten Frühjahr folgen unterschiedliche Rückgänge zum Spätsommer (Sommergetreide) bis Herbst (Zuckerrüben) hin. **Dauerkulturen** wie Brachen und mehrjährige Ackergrasbestände haben wegen ihrer über Jahre hinweg gleichbleibenden Nutzung (Bewirtschaftung) einen an das gesamte phänologische Jahr angepassten Zyklus (Januar – Dezember). Da das Feld nicht vollständig beräumt wird, sind zu jeder Zeit Reflexionsmerkmale des Chlorophylls vorhanden und der allgemein übliche phänologische Jahresrhythmus von gras- bzw. krautartigen Naturpflanzen bildet sich ab. Feldgras hat jedoch eine Abfolge von mehreren phänologischen Zyklen innerhalb eines Jahres. Die Anzahl resultiert aus der Zahl der Schnitte. Die Vitalität schwächt sich dabei von Schnitt zu Schnitt ab, so dass sich dennoch der vollständige Jahreszyklus einer Naturpflanze abbildet.

Diese Gruppierung schafft den ersten Ansatzpunkt für eine hierarchisch strukturierte Klassifizierung. In Abhängigkeit von den charakteristischen phänologischen Zyklen wären für eine optimale Erkennung dieser Gruppen spezifische Klassifikatoren und Satellitenszenen verschiedener Zeitpunkte im Algorithmus zu berücksichtigen.

Auf der folgenden Hierarchiestufe fallen innerhalb der Gruppen Differenzierungen deutlicher auf. Betrachtet man die Unterscheidbarkeit innerhalb der Winter- und innerhalb der Sommerkulturen, so besitzen Winterkulturen speziell zu Beginn der Winterruhe gute Trennungsmöglichkeiten. Aber auch zu anderen Abschnitten sind zwischen einzelnen Kulturen hinreichende Unterscheidungsmöglichkeiten gegeben. Winter-raps hebt sich während der Blüte deutlich von den anderen Kulturen ab. Winterweizen hat einen zeitverzögerten Aufwuchs im Frühjahr. Wintergerste besitzt im Reifeprozess einen zeitlichen Vorsprung gegenüber allen übrigen Kulturen. Winterroggen unterscheidet sich speziell durch die Art des Aufwachsens. Hier kann ein moderaterer Anstieg der NDVI-Werte auch im Winter festgestellt werden.

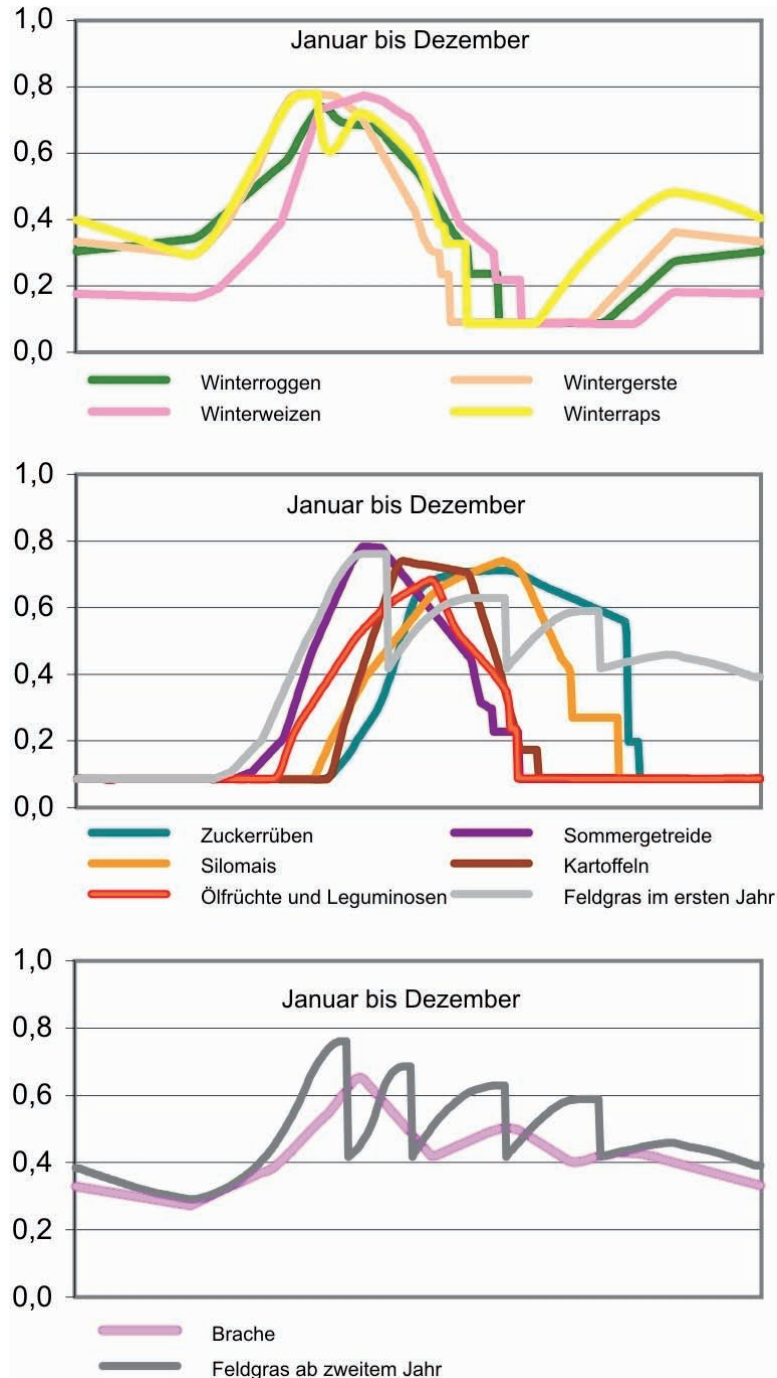


Abb. 1 a–c: Normkurven des NDVI (y-Wert) der Feldfrüchte gruppiert nach Ähnlichkeiten (oben: Winterfeldfrüchte; Mitte: Sommerfeldfrüchte; unten: grasartige Dauerkulturen). Die x-Achse bildet den Zeitraum von Tag 1 bis Tag 365 ab.

Sommergetreide ist neben Neuansaaten von Feldgras die früheste Sommerkultur. Beide erreichen ihre Maximalwerte schnell. Von diesem Zeitpunkt an besitzen die Sommergetreide große Ähnlichkeiten zum Winterweizen, so dass der beginnende Aufwuchs nach Saataufgang die beste Unterscheidungsmöglichkeit bietet. Das neuangesäte Feldgras verhält sich anfangs ähnlich, tritt aber später schnell in den durch mehrfache Schnitte gekennzeichneten Rhythmus ein. Dies kann zur Unterscheidung genutzt werden. Bei Ölfrüchten und Leguminosen (Erbsen und Lein) setzt der phänologische Zyklus etwas später ein. Die mittlere Stellung innerhalb der Sommerkulturen, verbunden mit geringeren Maximalwerten (Blühaspekte), kennzeichnet diese Kulturgruppe. Die verbleibenden drei Sommerkulturen starten ihren phänologischen Zyklus spät. Kartoffeln haben einen intensiven, aber relativ kurzen Zyklus und heben sich besonders während des Absterbens des Kartoffelkrautes im Reifeprozess von den übrigen Kulturen ab. Mais besitzt durch seine späte Blüh- und Reifephase ab dem späten Sommer beste Unterscheidungsmöglichkeiten zu fast allen Kulturen. Hier treten lediglich noch gewisse Ähnlichkeiten zu Zuckerrüben auf. Diese behalten aber ihre Vegetativität bis zur Ernte und heben sich so nach dem Einsetzen des Reifeprozesses beim Silomais von diesem zunehmend besser ab.

Innerhalb der Dauerkulturen differenziert sich das mehrjährige Feldgras von der Brache durch seinen Mahdrhythmus.

3 Der Klassifizierungsalgorithmus

Die Ausgangssituation für die Klassifikation ist im Vergleich zur herkömmlichen Bildverarbeitung eine andere. Wesentlich verschieden ist die Entscheidungsvorschrift, der Klassifikator. Bei der gängigen Herangehensweise wird die mathematische Beschreibung der Klassen aus der statistischen Analyse der Beispielflächen generiert und je nach verwendetem Algorithmus durch Maße wie Mittelwert, Maximum, Minimum, Standardabweichung, Mahalanobisdistanz und a priori-Wahrscheinlichkeit be-

schrieben (JAMES 1985, TSO & MATHER 2001). Die als Klassifikator vorgesehenen Normkurven ermöglichen die Ableitung vieler dieser Maße nicht. Sie müssten abgeschätzt oder durch zusätzliche zwischengeschaltete Bildanalysen gewonnen werden. Deshalb ist die Auswahl des Klassifizierungsalgorithmus bedeutungsvoll (MATHER 2004). Es wurden umfassende Tests zu den Verfahren mit Parallelepiped-, Minimum-Distanz- und Maximum-Likelihood-Ansatz durchgeführt (ITZEROTT et al. 2004). Dazu wurden die im GFZ entwickelten Programmpakete PSIC und Spanclass genutzt, die es im Gegensatz zu kommerziellen Bildverarbeitungssystemen ermöglichen, die Klassifikatordatei direkt einzugeben und zu editieren. Es wurde die Erkenntnis gewonnen, dass die Klassifikationsergebnisse um so unkontrollierbarer sind, je mehr Eingangsvariablen abgeschätzt werden müssen. Das Ergebnis lässt sich durch Probieren optimieren, aber kaum begründen. Die Entscheidung fiel so zugunsten des Parallelepiped-Verfahrens in Spanclass, bei dem lediglich die oberen und unteren Klassengrenzen (Maximum und Minimum) anzugeben sind. Diese lassen sich aus den Standardabweichungen gewinnen, die bei der Ermittlung der Normkurven für jede Kultur bestimmt wurden. Die Größe des Minimum-Maximum-Intervalls besitzt ebenso wie die Normkurve einen konkreten Bezug zur jeweiligen phänologischen Situation und variiert zwischen kleineren (z. B. Schossende bei Wintergetreide) und größeren Werten (z. B. Gelbreife bei Wintergetreide).

Für die Klassifizierung wurde ein gestaffelter Algorithmus entwickelt. Er berücksichtigt die einleitend formulierten Prämissen und bezieht sich demzufolge auf Ackerflächen in ihrer Schlaggliederung, beschränkt sich im multitemporalen Ansatz auf ein Anbaujahr und verwendet NDVI-Normkurven als Klassifikator. Die phänologischen Unterschiede der Kulturgruppen (Dauerkulturen, Winterkulturen, Sommerkulturen) bestimmen den hierarchischen Aufbau des Algorithmus. Er umfasst die folgenden Arbeitsabläufe:

Vorverarbeitung

Dem Ansatz einer Klassifikation auf Grundlage eines genormten Klassifikators entsprechend, sind die zu verwendenden Datensätze ebenfalls zu normieren. Das erfordert eine radiometrische Normierung (Atmosphärenkorrektur und Erzeugen von Reflektanzwerten), eine Lagekorrektur (Georeferenzierung) und die Zeitpunktkorrektur (Bewertung des Aufnahmezeitpunktes bezüglich des phänologischen Normjahres). Letztere wird jedoch nicht am Bilddatensatz durchgeführt, sondern erfolgt fruchtspezifisch entsprechend der phänologischen Beobachtung bei der Erstellung des Klassifikators. Aus den korrigierten Bilddaten wird ein multitemporaler Datensatz der NDVI-Werte generiert. Um die für die Klassifizierung relevanten Ackerflächen von den restlichen Nutzungstypen zu separieren, wird eine Ackermaske erstellt und auf den Datensatz angewendet. In dem Fall, dass keine geeignete Flächennutzungskartierung vorliegt, kann auf Satellitendaten zurückgegriffen werden. Es empfiehlt sich die Nutzung von mindestens zwei Datensätzen aus der Winterperiode mit einem zeitlichen Abstand von einigen Jahren, um einerseits die Trennung der Acker- von Grünlandflächen und andererseits die Erfassung von Flächen-

nutzungswandel zu gewährleisten. Mit dieser Ackermaske wird der NDVI-Datensatz auf Ackerflächen reduziert. Mit der Forderung nach einer schlagbasierten Aussage verbindet sich der Bedarf nach einem Datensatz der Schlaggrenzen. Da in den seltensten Fällen eine Kartierung vorliegt (das Kataster von InVeKoS löst nur in Feldblöcke, nicht in Schläge auf), kann wiederum die Nutzung von Satellitendaten erfolgen. Moderne objektorientierte Klassifizierungsverfahren (eCognition) ermöglichen die Extraktion der Schlaggrenzen aus einem multitemporalen Datensatz. Durch die Nutzung der verschiedenen Termine wird ein hohes Maß an Realitätsnähe bei der Schlagabgrenzung erreicht. Die Schlaggrenzen werden als Vektordatensatz abgelegt (Abb. 2a).

Erstellen des Klassifikators

Grundlage für den Klassifikator sind die NDVI-Normkurven. Ihnen können die für die Klassifizierung erforderlichen statistischen Werte entnommen werden. Dabei ist zu beachten, dass an dieser Stelle die Zeitpunktkorrektur vorgenommen werden muss. Es ist nicht der Aufnahmetag des Satellitenbildes zu verwenden, sondern der dem Entwicklungszustand der Kulturen

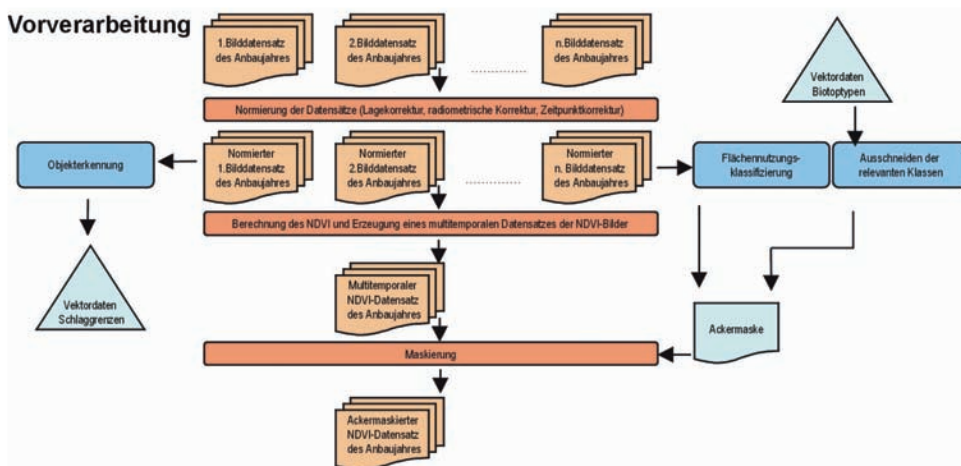


Abb. 2a: Ablaufschema der Vorverarbeitung (Blau: Arbeitsschritte der Vektordatenverarbeitung; Ocker: Arbeitsschritte der Rasterdatenverarbeitung; Rot: Arbeitsschritte der Klassifikatorerstellung; Grün: Ergebnisse).

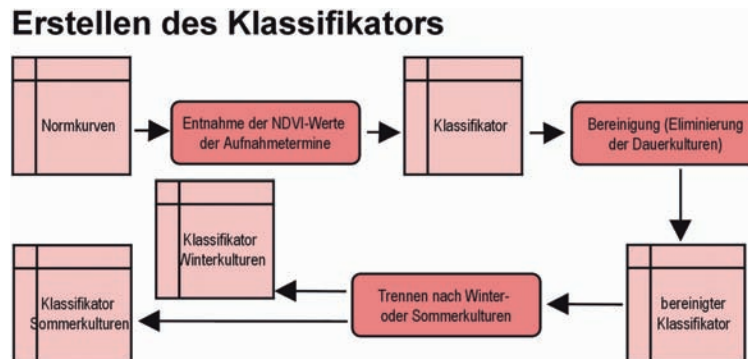


Abb. 2b: Ablaufschema der Klassifikatorerstellung (Farbgebung vergleiche Abb. 2a).

entsprechende Tag. Mit Hilfe phänologischer Beobachtungsdaten (z. B. des DWD) sind die Entwicklungszustände zu den einzelnen Aufnahmetermine zu erfassen, die dazugehörigen kulturspezifischen Normtage zu ermitteln und deren statistische Werte in den Klassifikator zu integrieren.

Hierarchische Klassifizierung

Die Hierarchie berücksichtigt die unterschiedliche Phänologie der drei Kulturgruppen. Ihre optimale Erfassung wird nur durch die Berücksichtigung unterschiedlicher Zeitfenster gewährleistet.

Die erste Ebene zielt auf das Erkennen der Dauerkulturen. Sie lassen sich auf Grund des permanenten Bewuchses zu allen Aufnahmetermine am sichersten abgrenzen. Der vollständige NDVI-Datensatz wird mit dem alle Kulturarten umfassenden Klassifikator nach dem Parallelepipedverfahren bearbeitet. Der Rasterdatensatz des Ergebnisbildes wird als Zwischenergebnis für die Verteilung der Dauerkulturen (Brache, Feldgras ab zweitem Jahr) abgelegt und außerdem unter Verwendung der als Vektordaten vorliegenden Feldgrenzen einer schlagbezogenen Majoritätsberechnung unterzogen. Dieses Resultat wird als Dauerkulturmaske abgelegt.

Die zweite Ebene trennt die Winterfrucht von Sommerfruchtflächen. Der nunmehr dauerfruchtmaskierte NDVI-Datensatz wird auf zwei Zeitpunkte reduziert. Eine

Szene (Winter, zeitiges Frühjahr) muss die Winterkulturen (einschließlich der Winterzwischenfrüchte) abbilden, die andere (spätes Frühjahr, Sommer) trennt die Sommer von den Winterkulturen. Auf diese Weise kann die kontinuierliche phänologische Entwicklung der Winterhauptkulturen getrennt von der unterbrochenen Entwicklung (Winterzwischenfrucht als Vorkultur der Sommerhauptfrucht) oder der versetzt einsetzenden Entwicklung (offene Ackerfläche im Winter, gefolgt von Sommerhauptfrucht) erkannt werden. Im Klassifikator werden zunächst alle Winter- und Sommerfruchtclassen berücksichtigt. Nach der Klassifizierung wird das Ergebnis generalisiert auf die beiden Bewertungen Winterkultur oder Sommerkultur. Abschließend wird erneut eine schlagbezogene Majoritätsprüfung durchgeführt. Im Ergebnis entstehen eine Winterkultur- und Sommerkulturmaske.

Auf der dritten Ebene erfolgt eine getrennte Klassifizierung der Winterkulturen (Raps, Roggen, Gerste, Weizen) und der Sommerkulturen (Sommergetreide, Mais, Kartoffeln, Zuckerrüben, Ölfrüchte/Leguminosen, Feldgras als Neuansaat). Dazu wird jeweils ein entsprechender Klassifikator erstellt. Für die Sommerkulturen reduziert sich das Zeitfenster auf die Spanne von April bis Oktober, für die Winterkulturen werden Aufnahmetermine von Oktober bis August berücksichtigt. Die beiden Klassifikatoren werden auf den entsprechend maskierten Datensatz angewendet. Die Ergeb-

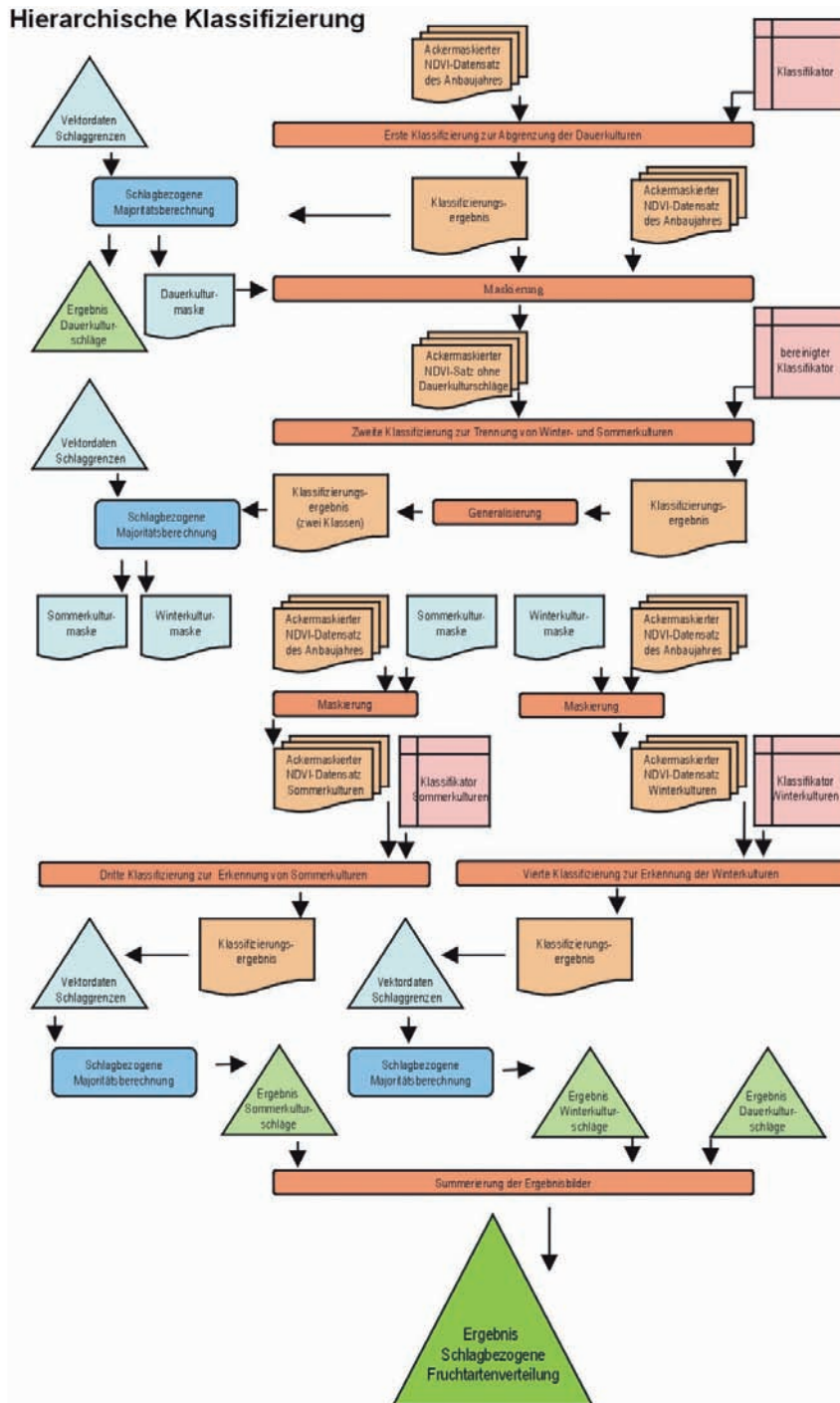


Abb. 2c: Ablaufschema der hierarchischen Klassifizierung (Farbegebung vergl. Abb. 2a).

nisbilder der Sommerkulturen und der Winterkulturen werden mit dem Ergebnisbild der Dauerkulturen zu einem Summenbild zusammengefügt. Die abschließende Majoritätsprüfung erzeugt ein Abbild der schlagbezogenen Fruchtartenverteilung.

4 Fazit

Um eine höhere Effizienz bei fernerkundungsbasierten Monitoringansätzen zu erreichen, sind Klassifikatoren vergleichbar zu halten und ihre Übertragbarkeit zu gewährleisten. Es konnte gezeigt werden, dass auf der Basis der Normierung der radiometrischen, spektralen, geometrischen und zeitlichen Informationen von Fernerkundungsdaten ein Normklassifikator entwickelt worden ist, der diesen Ansprüchen gerecht wird. Für zwölf Feldkulturen wurden spektrale Normkurven erzeugt und ein auf die schlaggenaue Erkennung abgestimmter hierarchisch strukturierter Algorithmus bereitgestellt. Im vorliegenden Beitrag lag der Schwerpunkt auf der Präsentation des neuen Algorithmus zur Klassifizierung landwirtschaftlicher Fruchtarten. Die Darstellung zur Anwendung des Verfahrens für Ausschnitte und das Gesamteinzugsgebiet der Havel für die Anbaujahre 1994 bis 2000, zu Klassifizierungsergebnissen und deren Gütebewertung erfolgt bei ITZEROTT & KADEN 2005.

Der entscheidende Vorteil des Verfahrens besteht in der Klassifikatorerstellung. Während dieser Arbeitsschritt in herkömmlichen Verfahren den größten Zeitumfang erfordert, reduziert sich im vorgestellten Fall der Aufwand auf die Einpassung der Aufnahmezeitpunkte in das Normjahr der phänologischen Entwicklung jeder Kultur. Entsprechend dieser Einordnung kann die kulturspezifische Spektralbeschreibung sofort der Normkurve entnommen werden.

Eine Gütebewertung auf der Grundlage von Konfusionsmatrizen für 1620 ha Anbaufläche auf 144 Schlägen für das Anbaujahr 1995 hat eine overall accuracy von 65,7% ergeben. Im Vergleich dazu wurde mit einer herkömmlichen Maximum Likelihood Klassifizierung der gleichen Datenbasis ein Ergebnis von 72,8% erreicht. Das

zeigt, dass der Ansatz ohne Qualitätsverlust grundsätzlich berechtigt ist, jedoch die zeitsparende Klassifikatorerstellung und die somit mühelos wiederholte Anwendung des Verfahrens die entscheidenden Vorteile sind.

Spektrale Normkurven in ihrem gegenwärtigen Entwicklungsstand können als Basis des Ansatzes betrachtet werden. Ihre Güte wird durch beständiges Hinzufügen neuer Informationen andauernd zunehmen. Sie können als kontinuierlich erweiterbarer Informationsspeicher angesehen werden und sollten alle klassifikationsrelevanten Informationen zur Kultur in normierter Form aufnehmen. Dies wird zu einer Qualitätssteigerung bei der Anwendung des Verfahrens führen. Die Vervollkommnung der Normkurven ist somit ein zentraler Ansatzpunkt zur Weiterentwicklung des vorgestellten Verfahrens. Durch die Verwendung des NDVI ist dieser Ansatz auf andere, auch neue Sensorsysteme erweiterbar (STEVEN et al. 2003).

Das Hinzufügen von Informationen, die Einfluss auf die Güte der Klassifizierung haben, aber bisher unberücksichtigt blieben, betrifft auch die verstärkte Einbindung naturräumlicher Komponenten. Die gleiche Kultur zeigt unterschiedliches Verhalten auf grundwassernahen bzw. -fernen Standorten. Das wird durch *eine* Normkurve je Kultur nicht abgedeckt. Somit stellt sich die Forderung nach Berücksichtigung pedo-hydrologischer Naturraumeigenschaften in den Normkurven. Unseres Erachtens sind Nährstoff- und Wasserversorgung entscheidend. Unter den Standortvoraussetzungen brandenburgischer Böden ist eine Unterscheidung von (a) ertragsarmen Böden in grundwasserfernen Lagen, (b) ertragsreichen Böden in grundwasserfernen Lagen, (c) ertragsarmen Böden in grundwassernahen Lagen und (d) ertragsreichen Böden in grundwassernahen Lagen angebracht. Das bedeutet, dass für eine einzelne Kultur mehrere Normkurven notwendig werden.

Unberücksichtigt bleiben bisher auch Bewirtschaftungsmaßnahmen (Düngung, Sortenwahl usw.). Dass sie für die Interpretation der Ergebnisse Relevanz besitzen, ist klar, welcher Art diese ist, bleibt zunächst

offen. Eine Erweiterung des Ansatzes durch die Hinzunahme solcher Informationen kann fuzzibasiert erfolgen. Auch hier können fortführende Forschungen ansetzen.

Danksagung

Diese Arbeit wurde im Rahmen des Forschungsprojektes „Bewirtschaftungsmöglichkeiten im Einzugsgebiet der Havel“ durchgeführt (BRONSTERT et al. 2006) und vom BMBF unter dem Kennzeichen 0330227 gefördert.

Literatur

- BRONSTERT, A. et al., 2006: Bewirtschaftungsmöglichkeiten im Einzugsgebiet der Havel – Abschlussbericht zum BMBF-Projekt. – Brandenburgische Umweltberichte **18**, im Druck, Potsdam.
- BRUZZONE, L. & PRIETO, D.F., 2002: A partially unsupervised cascade classifier for the analysis of multitemporal remote-sensing images. – Pattern Recognition Letters **23**:1063–1071.
- CLEVERS, J.G.P.W. & VAN LEEUWEN, H.J.C., 1996: Combined use of optical and microwave remote sensing data for crop growth monitoring. – Remote Sensing Environment **56**:42–51.
- GAMON, J.A., FIELD, C.B., GOULDEN, M.L., GRIFFIN, K.L., HARTLEY, A.E., JOEL, G., PENUELAS, J., VALENTINI, R., 1995: Relationships between NDVI, canopy structure, and photosynthesis in three Californian vegetation types. – Ecological Applications **5**: 28–41.
- GUYOT, G., 1990: Optical properties of vegetation canopies. – In: STEVEN, M.D. & CLARK, J.A. (eds.): Applications of remote sensing in agriculture. – 19–43, London
- ITZEROTT, S., MÜLLER, D. & KADEN, K., 2004: Klassifikation agrarischer Nutzungen unter Verwendung spektraler Normkurven. – Halle-sches Jahrbuch Geowissenschaften **A26**:93–110.
- ITZEROTT, S. & KADEN, K., 2005: Bereitstellung raum-zeit-bezogener Modellierungsparameter unter Einbeziehung von Fernerkundungsdaten. – „Bewirtschaftungsmöglichkeiten im Einzugsgebiet der Havel“. Endbericht TP 6, GeoForschungsZentrum Potsdam und Universität Potsdam. www.havelmanagement.net.
- ITZEROTT, S. & KADEN, K., 2006: Spektrale Normkurven – eine notwendige Voraussetzung für die Klassifizierung der Fruchtartenverteilung aus Fernerkundungsdaten. – Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation **2006** (3): 205–216, Stuttgart.
- JAMES, M., 1985: Classification algorithms. – Wiley, New York.
- LOBELL, D.B., ASNER, G.P., ORTIZ-MONASTERIO, J.I. & BENNING, T.L., 2003: Remote sensing of regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: estimates and uncertainties. – Agriculture, Ecosystems & Environment **94**: 205–220.
- MATHER, P.M., 2004: Computer processing of remotely sensed images. – 3rd ed., Wiley, Chichester.
- LOBELL, D.B. & ASNER, G.P., 2004: Cropland distributions from temporal unmixing of MODIS data. – Remote Sensing Environment **93**: 412–422.
- PAL, M. & MATHER, P.M., 2003: An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. – Remote Sensing Environment **86**: 554–565.
- SIMS, D.A. & GAMON, J.A., 2003: Estimation of vegetation water content and photosynthetic tissue area from spectral reflectance: a comparison of indices based on liquid water and chlorophyll absorption features. – Remote Sensing Environment **84**: 526–537.
- STEVEN, M.D., MALTHUS, T.J., BARET, F., HUI, X. & SHOPPING, M.J., 2003: Intercalibration of vegetation indices from different sensor systems. – Remote Sensing Environment **88**: 412–422
- TSO, B. & MATHER, P.M., 2001: Classification methods for remotely sensed data. – Taylor and Francis, London.
- UDELHOVEN, T., HOSTERT, P., JARMER, P. & HILL, J., 2003: Klassifikation von Getreideflächen mit hyperspektralen Bilddaten des HyMap-Sensors. – Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation **2003** (1): 35–42, Stuttgart.

Anschriften der Autoren:

Dr. SIBYLLE ITZEROTT
GeoForschungsZentrum Potsdam
Sektion Fernerkundung
Telegraphenberg A17, D-14473 Potsdam,
Tel.: 0331-2881107, Fax: 0331-2881192,
e-mail: itzerott@gfz-potsdam.de

Dr. KLAUS KADEN
Universität Potsdam, Institut für Geoökologie,
PF 601553, D-14415 Potsdam,
Tel.: 0331-9772107, Fax: 0331-9772092,
e-mail: kkaden@rz.uni-potsdam.de

Manuskript eingereicht: März 2006
Angenommen: Mai 2006