

Paper-ID: VGI\_198303



## Zur Nutzung multispektraler Satellitendaten

Franz Leberl <sup>1</sup>, Johannes Raggam <sup>2</sup>, Hubert Ranzinger <sup>3</sup>

<sup>1</sup> *Forschungszentrum Graz, Institut für digitale Bildverarbeitung und Graphik, Wastiangasse 6, A-8010 Graz*

<sup>2</sup> *Technische Universität und Forschungszentrum Graz, Wastiangasse 6, A-8010 Graz*

<sup>3</sup> *Technische Universität und Forschungszentrum Graz, Wastiangasse 6, A-8010 Graz*

Österreichische Zeitschrift für Vermessungswesen und Photogrammetrie **71** (1), S. 22–39

1983

Bib<sub>T</sub>E<sub>X</sub>:

```
@ARTICLE{Leberl_VGI_198303,  
Title = {Zur Nutzung multispektraler Satellitendaten},  
Author = {Leberl, Franz and Raggam, Johannes and Ranzinger, Hubert},  
Journal = {{\0}sterreichische Zeitschrift f{\u}r Vermessungswesen und  
Photogrammetrie},  
Pages = {22--39},  
Number = {1},  
Year = {1983},  
Volume = {71}  
}
```



## Zur Nutzung multispektraler Satellitendaten

Von *F. Leberl, J. Raggam* und *H. Ranzinger, Graz*

### Zusammenfassung

Die Fernerkundung hat in großem Umfang multispektrale Satellitenabstastbilder aus dem LANDSAT-Forschungsprogramm bearbeitet und umfassende Schlußfolgerungen erbracht. Aus diesen wurden nunmehr weltweit Forderungen für die Weiterentwicklung der Satellitenfernerkundung begründet. Die vorliegende Arbeit gibt einen Abriss des gegenwärtigen Standes unter teilweiser Verwendung eines Beispiels aus der Steiermark. Sie erläutert erwartete Fortschritte sowie notwendige Verbesserungen, um Satelliten-MSS-Daten auch in Industrieländern näher als bisher an die praktische Nutzbarkeit zu bringen.

### Abstract

Remote Sensing has processed large quantities of satellite multispectral scanning images from the LANDSAT-program. This has led to extensive conclusions that can and are being drawn. These are used globally to justify requests for continued development of satellite remote sensing. This paper is a review of the current situation, using an example from Styria. Expected and necessary advances are being discussed which are required to lead satellite-MSS-data closer to practical significance also in well-mapped, industrialized countries.

### 1. Einleitung

Die vorliegende Arbeit bietet eine Übersicht und Diskussion bestehender Verfahren zur automatischen Klassifizierung des Inhalts multispektraler Satellitenbilder (kurz MSS<sup>1)</sup>-Klassifizierung). Damit wird die maschinelle Unterteilung des Bildinhaltes in Klassen und die Zuweisung eines Attributes zu jeder Klasse bezeichnet. Die erfolgreiche Anwendung dieser Klassifizierung würde zur Folge haben, daß wesentliche und interessante Aufgaben der Umweltforschung, wie etwa Planung und Überwachung (engl. Monitoring) durch Fernerkundung gelöst werden können. Der automatischen Bildverarbeitung gilt daher nicht zu Unrecht heute das Interesse zahlreicher Institutionen, zumal auf die Daten der erdumkreisenden Satelliten der LANDSAT-Serie mühelos zugegriffen und daher mittels eigener Erfahrungen mit digitalen Multispektralbildern ein fundierter eigener Standpunkt begründet werden kann.

Die Farbdarstellung von MSS-Satellitenbildern dient dem Zweck, für eine ausführliche manuelle Analyse die Daten optimal aufzubereiten. Die MSS-Klassifizierung verwendet Farbinformation zur automatischen Bildsegmentierung und Zuweisung von Bedeutungen an die Segmente. Da Farbe eine Eigenschaft von Flächen ist, dient die MSS-Klassifizierung der Flächenerkennung, nicht aber der Erfassung von Linienelementen (Straßen, Gewässerläufen, Grenzlinien usw.). Ein für letztere Aufgabe erfolgreiches Verfahren hat kaum Anforderungen an Farbe, jedoch wohl an räumliche Auflösung.

Die Nutzung von Daten aus Satelliten statt aus Befliegungen kann langfristig nur gerechtfertigt werden, wenn die wesentliche Eigenheit der Satellitendatenerfassung sinnvoll ist: die fortgesetzte, langjährige, häufige Wiederholung des Erfassungs- oder

---

<sup>1)</sup> engl. Multi-Spectral Sensing oder Multi-Spectral Scanning.

Abbildungsvorganges. Es leuchtet ein, daß Satellitenfernerkundung sinnvoll ist, wenn Aufgaben in der Überwachung veränderlicher Phänomene im Vordergrund stehen. Als Gegenstück dazu ist die einmalige Kartierung mit einem Revisionszyklus von vielen Jahren kaum eine Rechtfertigung für den enormen Aufwand in die laufende Erfassung und Zur-Verfügung-Stellung von Satellitendaten<sup>1)</sup>, noch begründet dies jene Investitionen, welche für die Erlernung der notwendigen Datenanalysetechnologie benötigt werden.

Es soll nun im folgenden nach einer Beschreibung und Diskussion von MSS-Klassifizierungsmethoden die Frage beantwortet werden, welche Rolle die Nutzung von MSS-Satellitendaten in einem Industriekleinstaat wie Österreich hat, welche Erwartungen für die Zukunft begründet werden können, und welche Fortschritte hierfür vorausgesetzt werden.

Diese Zielsetzung wird zuerst in einer Diskussion des gegenwärtigen Technologiestandes verfolgt. Die Diskussion wird mit einem Versuch zur Demonstration der Standard-MSS-Klassifizierung mit Daten aus der Steiermark illustriert.

Darauf aufbauend werden Schlußfolgerungen für notwendige Weiterentwicklungen für die spezifische österreichische Lage abgeleitet.

## 2. Vorbemerkung zur MSS-Klassifizierung

Die automatische Klassifizierung des Inhaltes von MSS-Bildern ist eine Aufgabe der Mustererkennung<sup>2)</sup>, für welche Lösungen bestehen, und ist den Verfahren der Mehrfachbildanalyse zuzuordnen. Sie zielt auf die teilautomatische Bildinterpretation ab und ist dort sinnvoll, wo die rein manuelle Interpretation unwirtschaftlich, ungenauer oder technisch schwer durchführbar ist.

Die Standardverfahren der MSS-Klassifizierung sind ausführlich in der Literatur beschrieben (z. B. *Haberäcker*, 1977) und zählen zum Repertoire jedes Systems zur digitalen Bildverarbeitung. Die überlegte Implementierung des Verfahrens ist jedoch nur wenig dokumentiert. Es wird daher darauf im folgenden eingegangen.

## 3. Derzeitig verfügbare MSS-Satellitendaten

Aus einer Reihe von Fernerkundungs- und Meteorologieweltraumexperimenten stellen heute die LANDSAT-Bilder die höchstauflösenden und auch in Österreich am leichtesten verfügbaren Satellitendaten dar. Vier derartige Satelliten wurden bisher von der US-Raumfahrtbehörde zur Verfügung gestellt (mit Starts 1972, 1975, 1978 und 1982), wobei bis heute praktisch immer nur Messungen in 4 Spektralbändern geliefert wurden, nämlich die wohlbekanntesten Bänder 4 (0,5–0,6  $\mu\text{m}$ , grün), 5 (0,6–0,7  $\mu\text{m}$ , rot), 6 (0,7–0,8  $\mu\text{m}$ , infrarot) und 7 (0,8–1,1  $\mu\text{m}$ , infrarot). Die geometrische Auflösung dieser Daten ist mit einem Format der digitalen Bildpunkte von  $79 \times 56 \text{ m}^2$  am Boden, oder mit dem momentanen Gewichtswinkel des Sensors von 0,086 Milliradians zu beschreiben. Dies entspricht einer photographischen Auflösung, wie sie von einem Luftbild im Maßstab von etwa 1 : 3 Millionen erhalten wird (*Leberl*, 1978).

<sup>1)</sup> Als Beispiel sei auf das europäische Datenverteilungssystem EARTHNET verwiesen, welches von der europäischen Raumfahrtagentur ESA betrieben wird und mehrere Satellitenempfangsanlagen umfaßt.

<sup>2)</sup> Mustererkennung ist nach *Niemann* (1981) jene akademische Teildisziplin der Informationsverarbeitung, welche sich mit mathematischen und technischen Aspekten der automatischen Verarbeitung und Interpretation von Mustern (Einteilung in Klassen, symbolische Beschreibung der Muster) befaßt.

Kurzfristig bestand ein fünftes Band im mittleren Infrarot, aber wegen technischer Mängel ohne wesentliche Nutzbarkeit. Ebenfalls vorübergehend wurden auch höherauflösende panchromatische digitale Fernsehbilder (RBV – Return-Beam-Vidikon) erzeugt; es bestehen auch von Österreich solche RBV-Bilder mit einem Bildpunktformat von  $40 \times 40 \text{ m}^2$ , vergleichbar einem photographischen Maßstab von 1 : 1,5 Millionen.

Mit dem vierten und jüngsten LANDSAT-Satelliten wird wegen einer etwas geringeren Bahnhöhe eine etwas höhere MSS-Auflösung am Boden erreicht. Von besonderem Interesse wäre jedoch der dort mitgeführte „Thematic Mapper“, welcher Bilder in 6 Spektralbereichen und mit einer Auflösung von etwa  $30 \times 30 \text{ m}^2$  erzeugt. Der Datenfluß ist jedoch noch verlegt: vom österreichischen Territorium sind Bilddaten dieses neuen Sensors erst gegen Ende 1983 oder später zu erwarten.

LANDSAT ist kein operationelles System, sondern ein Experiment. Jedoch nötigt die weltweit auch durch die US-Raumfahrtbehörde angeregte Investition in LANDSAT-Datenempfangs- und Verteilungssysteme zur Aufrechterhaltung eines kontinuierlichen Datenstromes. Damit hat LANDSAT einen semi-operationellen Charakter. Es muß jedoch betont werden, daß dieser Charakter durch politische Umstände (keine Genehmigung von Mitteln für neue Satelliten) oder technische Probleme (Versagen des Satelliten) bedroht sein kann.

Ein operationelles MSS-Satellitensystem mit einer vertraglichen oder gesetzlichen Verpflichtung zur Aufrechterhaltung eines kontinuierlichen Datenstromes wird zwar vielerorts diskutiert (Japan, Europäische Raumfahrt-Agentur ESA, Frankreich, USA), aber es bestehen hier noch keine festen Absichten. Somit wird die MSS-Satellitenfernerkundung bis auf weiteres ihren experimentellen Charakter behalten.

#### 4. Standardfälle der MSS-Klassifizierung

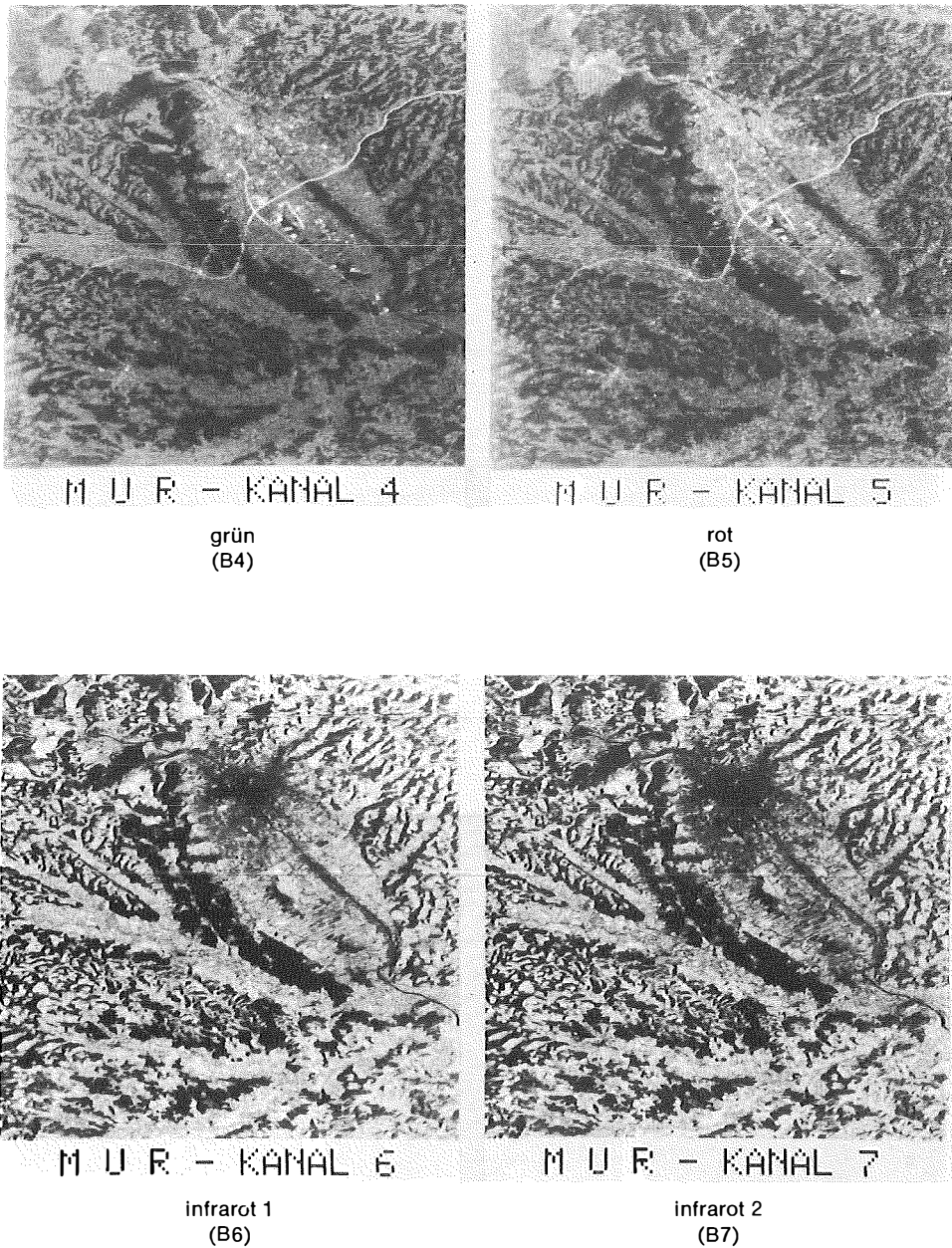
Die MSS-Klassifizierung hat im LANDSAT-Normfall in einem durch 4 Spektralbilder aufgefüllten 4-dimensionalen Merkmalsraum zusammenhängende Regionen zu erkennen und zu beschreiben. Es ist jedoch einerseits wohlbekannt, daß die 4 LANDSAT-Spektralbilder stark korreliert sind und daher eine Datenkomprimierung von 4 ursprünglichen auf 2 abgeleitete Spektralbilder sinnvoll sein kann (z. B. *Mulder, Hempenius, 1974*). Andererseits ist einleuchtend, daß in der Bearbeitung von 2 statt 4 Bildern die Teilnahme des Menschen im Klassifizierungsprozeß vereinfacht wird. Die MSS-Klassifizierung wird daher einerseits oft auf die 4 Spektralbilder direkt angewandt, oder aber auf die abgeleiteten, aus einer Datenkomprimierung resultierenden 2 Bilder.

Es werden im folgenden beispielhaft und in Anlehnung an *Haberäcker (1977)* Standardverfahren beschrieben und anhand eines Beispiels mit einem Satellitenbildausschnitt um Graz illustriert. Der gewählte Bildausschnitt ist in Abb. 1 dargestellt.

Für einen leichteren Bezug zu bestehenden Karten ist in Abb. 2 ein auf digitale Weise geometrisch entzerrtes Bild und der entsprechende Ausschnitt aus der ÖK 500 dargestellt. Paßpunkte für die Entzerrung werden der ÖK 50 entnommen. Das entzerrte Bild ist mit Pixeln von  $50 \times 50 \text{ m}^2$  erstellt.

##### 4.1 Datenkomprimierung

Die starke Korrelation zwischen den 4 Spektralkanälen begünstigt die Vorverarbeitung der spektralen Rohdaten, sodaß 4 unkorrelierte neue Bilder entstehen. Ein hierfür gewähltes Standardverfahren ist die Hauptkomponententransformation (engl.



**Abb. 1** LANDSAT-Bildausschnitt wiedergegeben auf dem Colormation-Filmschreiber. (Die Bild-  
darstellungen werden mit freundlicher Hilfe von Dipl.-Ing. Zimmermann von der Zentralanstalt für  
Meteorologie und Geodynamik ermöglicht.)

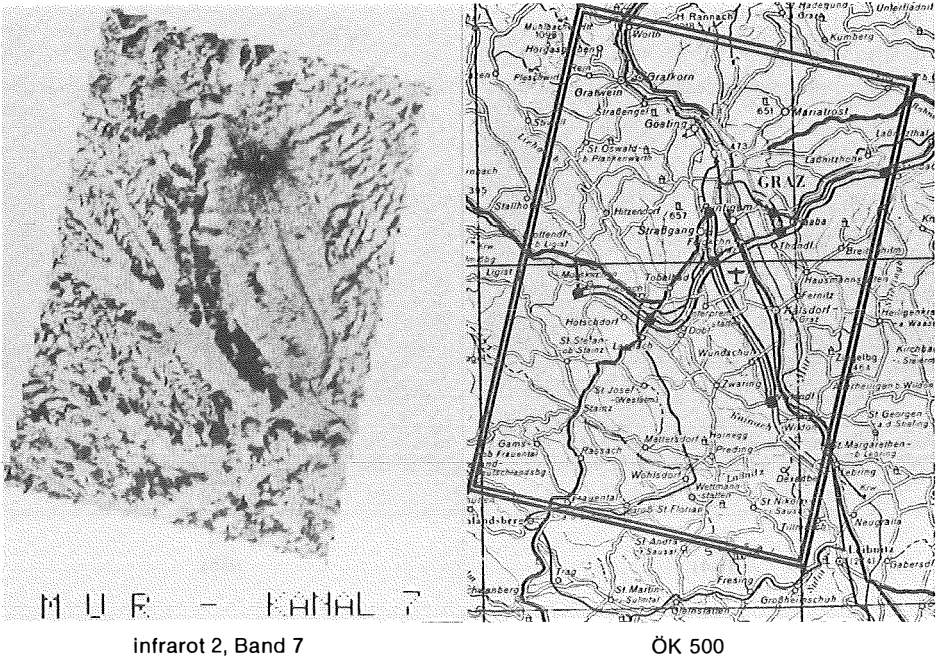


Abb. 2 Entzerrter LANDSAT-Bildausschnitt und entsprechende Bedeckung aus der ÖK 500. Das Bild bedeckt ein Gebiet von  $27 \times 40 \text{ km}^2$ .

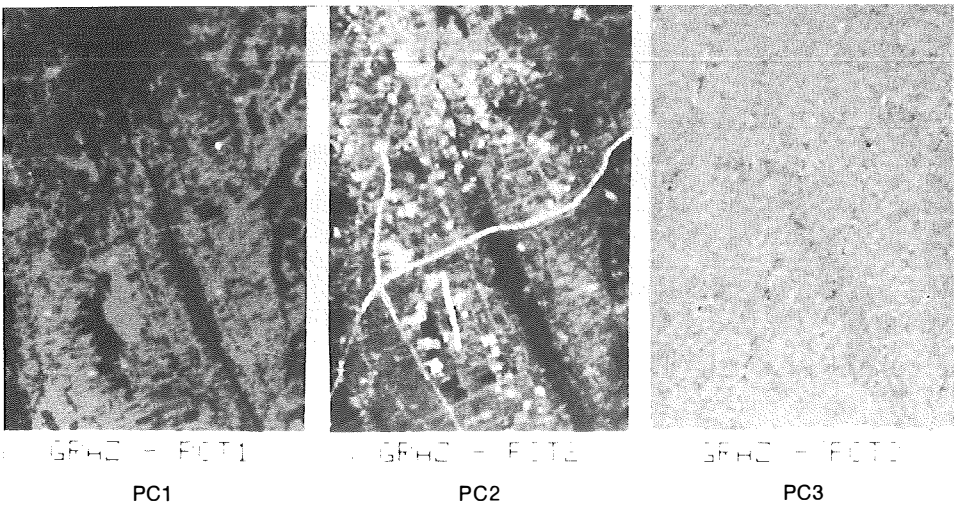


Abb. 3 Hauptkomponenten PC1, PC2, PC3 für einen Teil der Rohdaten der Abb. 1 (Bildausschnitt „Graz“,  $7 \times 13 \text{ km}^2$ ).

Principal Component Transformation). Hierbei wird, wie in der Literatur gut beschrieben (z. B. *Mulder*, 1975; *Haberäcker*, 1977), aus den 4 spektralen Grauwerten  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)$  ein Satz von 4 neuen Werten  $\mathbf{y} = (y_1, y_2, y_3, y_4)$  erzeugt:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} \tag{1}$$

wobei  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{y}$  zwei Vektoren,  $\mathbf{A}$  eine Drehmatrix darstellen. In der Terminologie der Mustererkennung ist  $\mathbf{x}$  ein (einfaches) Muster oder ein Merkmalsvektor in einem durch 4 Achsen aufgespannten Merkmalsraum (engl. feature space).

Es kann nun leicht gezeigt werden, welche Form  $\mathbf{A}$  haben muß, um aus den korrelierten Elementen von  $\mathbf{x}$  unkorrelierte Werte in  $\mathbf{y}$  zu erzeugen. Hierzu gehen wir von der Kovarianzmatrix  $\mathbf{C}_{xx}$  von  $\mathbf{x}$  aus.

Wir ermitteln die Matrix  $\mathbf{Q}$  der Eigenvektoren von  $\mathbf{C}_{xx}$ . Wenn wir nun bilden

$$\mathbf{z} = \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{x}, \tag{2}$$

so zeigt sich aus den Gesetzen der Fehlerfortpflanzung, daß für die Kovarianzmatrix von  $\mathbf{z}$  gilt:

$$\mathbf{C}_{zz} = \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{C}_{xx} \mathbf{Q} \tag{3}$$

Da aber  $\mathbf{Q}$  die aus  $\mathbf{C}_{xx}$  abgeleitete Eigenwertmatrix ist, gilt nach den bekannten Regeln der Matrizenrechnung (z. B. *Zurmühl*, 1965):

$$\mathbf{C}_{zz} = \lambda \cdot \text{Einheitsmatrix} \tag{4}$$

wobei  $\lambda$  einen Vektor der Eigenwerte von  $\mathbf{C}_{xx}$  darstellt. Vektor  $\mathbf{z}$  hat somit unkorrelierte Elemente. Damit haben wir gefunden:

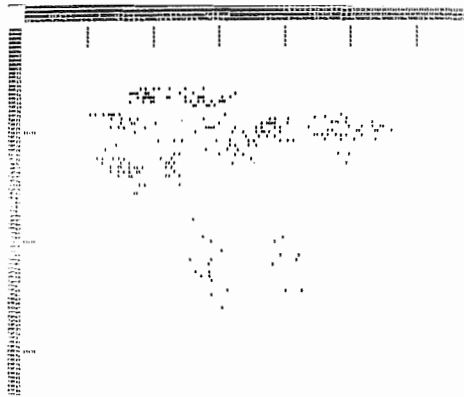
$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \mathbf{Q}^{-1} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{x} \end{aligned} \tag{5}$$

Eine Anwendung von Gl. (5) auf die Bilder aus Abb. (1) liefert sogenannte „Hauptkomponentenbilder“, welche in Abb. 3 dargestellt sind. Zur Begriffserläuterung der „Hauptkomponenten“ sei an die klare Darstellung von *Mulder* (1975) verwiesen. Da in der Eigenwertmatrix  $\mathbf{Q}$  die Vektoren entsprechend der Größe der Eigenwerte geordnet sind, entspricht dem ersten Bild ( $y_1$ ) die größte Varianz (siehe Gl. 5); es enthält die meiste Information (erste Hauptkomponente oder „Principal Component PC1“). Weitere Bilder haben geringere Varianz und enthalten entsprechend weniger Information.

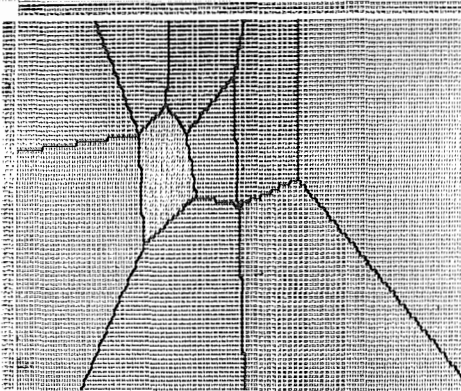
Wir haben nunmehr 4 neue Bilder, von welchen wir nur die ersten beiden weiterverwenden wollen. Dabei ist kaum ein Verlust an Information in Kauf zu nehmen. Wir haben aber den Vorteil, das unanschauliche 4-dimensionale Problem auf ein 2-dimensionales reduziert zu haben. Für die eigentliche Klassifizierung können wir nunmehr auf die ursprünglichen 4 oder die abgeleiteten 2 Hauptkomponentenbilder zurückgreifen, oder mit anderen Worten von den 4-dimensionalen  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)$  oder von den 2-dimensionalen Hauptkomponenten-Merkmals-Vektoren  $\mathbf{y} = (y_1, y_2)$  ausgehen.

#### 4.2 Klassifiziermethoden

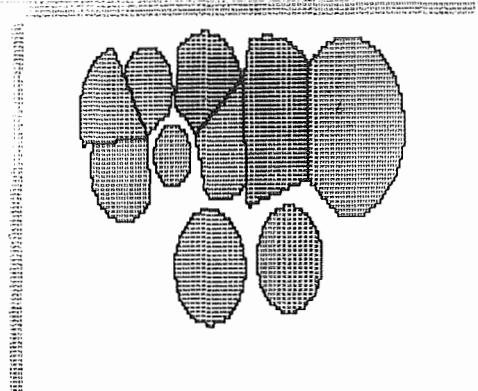
Wir haben das LANDSAT-Bild in Regionen gleichartiger Bildpunkte zu unterteilen und jede Region zu benennen. Dies geschieht durch eine Unterteilung des Merkmalsraumes. Abb. 4 illustriert das Problem für den 2-dimensionalen Fall mit der ersten und zweiten Hauptkomponente. Dabei müssen Bildpunkte bekannter Benen-



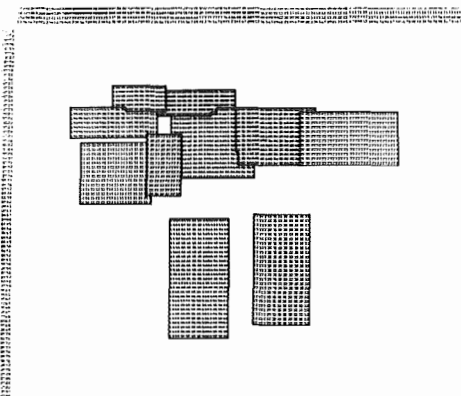
**Abb. 4** Beispiel der Lage von gewissen händisch klassifizierten Bildpunkten im Merkmalsraum. Die verwendeten Daten entstammen der Abb. 1.



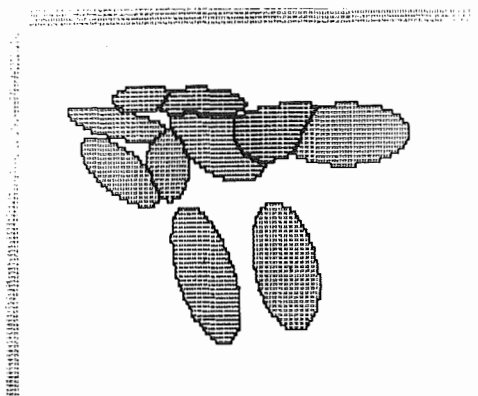
Minimum-Distanz ohne Rückweisung



Minimum-Distanz mit Rückweisung



Quadermethode



Maximale Wahrscheinlichkeit

**Abb. 5** Graphische Darstellung des 2-dimensionalen PC1, PC2-Merkmalsraumes mit verschiedenen Unterteilungen.



Bezeichnung	Kurzbezeichnung	Kriterium für Pixel i, Klasse j	Klasse j, falls	Bemerkungen
Minimum-Distanz ohne Rückweisung	MD/OR	$d_{ij} = (x_i - m_j)^T (x_i - m_j)$	$d_{ij} \rightarrow \min_j$	$j = 1, \dots, m$
Minimum-Distanz mit festem Radius	MD/FR	wie oben	$d_{ij} \rightarrow \min_j$ & $d_{ij} < r$	$r = c \cdot \max_k \sqrt{\sigma_k^2}$ $j = 1, \dots, m$ $k = 1, \dots, n$
Minimum-Distanz mit angepaßtem Radius	MD/AR	wie oben	$d_{ij} \rightarrow \min_j$ & $d_{ij} < r_j$	$r_j = c \cdot \max_k \sqrt{\sigma_k^2}$ $k = 1, \dots, n$ $j = 1, \dots, m$
Maximum-Likelihood mit Wahrscheinlichkeitsdichte	ML/W	$d_{ij} = -\ln  C_j  - (x_i - m_j)^T C_j^{-1} (x_i - m_j)$	$d_{ij} \rightarrow \max_j$	
Maximum-Likelihood mit integraler Verteilungsfunktion	ML/V	$d_{ij} = (x_i - m_j)^T C_j^{-1} (x_i - m_j)$	$d_{ij} \rightarrow \min_j$	$j = 1, \dots, m$ (n-dimensionales Standardellipsoid)
Maximum-Likelihood mit Rückweisung	ML	wie oben	$d_{ij} \rightarrow \min_j$ & $d_{ij} < c^2$	$j = 1, \dots, m$ c...Ausdehnungsfaktor des Standardellipsoids
Quader-Methode	QU	primär: $x_i \in (a_{j,k}, b_{j,k})$ sekundär: $d_{ij} = (x_i - m_j)^T (x_i - m_j)$	$x_i \in (a_{j,k}, b_{j,k})$ & $d_{ij} \rightarrow \min_j$	$a_{j,k} = m_{j,k} - c \cdot \sqrt{\sigma_k^2}$ $b_{j,k} = m_{j,k} + c \cdot \sqrt{\sigma_k^2}$ $j = 1, \dots, m$ $k = 1, \dots, n$

Definitionen:

- m ..... Anzahl der Klassen
- n ..... Anzahl der Kanäle
- $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})^T$  Ortsvektor der Bildpunkte im Merkmalsraum
- $C_j = (C_{j1}, \dots, C_{jn})^T$  Vektor der Varianzen
- $m_j = (m_{j1}, \dots, m_{jn})^T$  Ortsvektor der Mittelpunkte der Punktwolken im Merkmalsraum
- $C_j$  ..... Kovarianzmatrix der Klasse; (nxn-Matrix)
- $|C_j|$  ..... Determinante der Kovarianzmatrix
- c ..... Multiplikationsfaktor (Schwellenwert)
- $a_{j,k}, b_{j,k}$  Intervallgrenzen eines n-dimensionalen Parallelepipeds

Tabelle 1 Zusammenstellung einiger gebräuchlicher Entscheidungsfunktionen zur Untergliederung des Merkmalsraumes.

nung vorgeben sein, um als Anhaltspunkte für die Unterteilung des Merkmalsraumes zu dienen. In Abb. 4 ist der Merkmalsraum mit einigen Pixeln bekannter Benennung oder Zuordnung gegeben. Wir sind auf dem Wege zur „überwachten Klassifizierung“. Die hier nicht weiter behandelte „unüberwachte Klassifizierung“ hätte zur Aufgabe, den Merkmalsraum ohne Hilfe von bekannten Pixeln (Trainingspixeln) in homogene Regionen zu unterteilen (Erkennen von Punktanhäufungen im Merkmalsraum).

Aufgrund der in Abb. 4 gezeigten bekannten Trainingspixel läßt sich nunmehr der Merkmalsraum auf verschiedene Weisen unterteilen. Hierzu ist es sinnvoll, für eine zusammengehörende Gruppe (Punktvolke oder Klasse) von Trainingspixeln zuerst einen Schwerpunkt  $m_i$  (es könnte auch der Median sein) und die Standardabweichung  $\sigma_i$  zu ermitteln. Mit diesen Werten wird die Unterteilung des Merkmalsraumes vorgenommen. Dabei wird jeder Punkt dieses Raumes einer Punktvolke zugeordnet. Es kann auch eine Klasse von nicht zuordbaren Punkten definiert werden (Rückweisungsklasse).

Abb. 5 zeigt einige Möglichkeiten der Unterteilung. Abb. 5a beschreibt die sogenannte Minimum-Distanz-Unterteilung ohne Rückweisung, 5b die Minimum-Distanz-Methode mit Rückweisung. In Abb. 5b wird ein Punkt  $x_j$  keiner Klasse zugeordnet, wenn sein Abstand  $d_{ij}$  von jedem Klassenmittelpunkt  $m_i$  größer als ein gewisses Vielfaches der Streuung  $\sigma_i$  ist. Abb. 5c beschreibt die sogenannte Quadermethode, wobei jede Punktvolke durch ein Rechteck (2-dimensionaler Merkmalsraum), Quader (3-d) oder allgemein ein Parallelepiped beschrieben wird. In Abb. 5d ist ein statistisches Verfahren der maximalen Wahrscheinlichkeit illustriert (Maximum Likelihood). Hier wird für jeden Punkt  $x_j$  im Merkmalsraum der Abstand  $g_{ij}$  zu jeder Punktvolke  $j$  ermittelt. Ein Punkt  $x_j$  wird jener Punktvolke oder Klasse zugeordnet, für welche  $g_j$  minimal ist und unter einem Schwellwert liegt.

Dieses statistische Verfahren besteht in mehreren Variationen, wovon eine z. B. von Kraus (1979) diskutiert wurde. Es sprengt den Zweck der vorliegenden Diskussion, eine Vielzahl von Verfahren zu beschreiben. Vielmehr sei auf die Literatur verwiesen (Haberäcker, 1977; Plank, 1979; Kraus, 1979). Eine Zusammenstellung von einigen Entscheidungsfunktionen befindet sich in Tabelle 1. Wesentlich ist, daß eine Vielfalt an Verfahren zur Unterteilung des Merkmalraumes besteht, sogar solche erscheinen sinnvoll, wo eine händische Abgrenzung von Klassen durch den Bearbeiter stattfindet (Donker, Mulder, 1977). Es wird ja auch die hierarchische, baumartig verzweigende Entscheidung zur Untergliederung verwendet (Quiel, 1976, 1980), wobei ebenfalls mit den genannten Verfahren gearbeitet wird, jedoch in einem hierarchischen Ablauf. Es wird z. B. entschieden, ob ein Punkt Vegetation oder Wasser ist. Wenn er zur Klasse der Vegetation gehört, ist zu entscheiden, ob es sich um Wald oder Wiese handelt. Wenn es Wald ist, so ist zwischen Nadel- und Laubwald zu wählen usw.

#### 4.3 Methodenvergleich

Die Beurteilung von Methoden (und Daten) geschieht im wesentlichen stets durch eine Übersicht entsprechend Tabelle 2. Hierzu werden bekannte, händisch klassifizierte Bildpunkte dem automatischen MSS-Klassifikator unterworfen; das Ergebnis wird tabellarisch aufgetragen. Es würde zu weit führen, jede der bestehenden, oder aber auch nur die in Tabelle 1 beschriebenen Verfahren in diesem Detail zu beurteilen. Statt dessen ist es angebracht, mit einer einzigen Ziffer die Leistung eines bestimmten Verfahrens anzugeben. Derartige einfache Maße wurden zum Beispiel von Haberäcker (1977) angegeben:

$$G = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t G_j = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t (100 - (p_{jj} - \sum_{i=1}^t p_{ij}))$$

Hiezu ist:

- t ..... Anzahl der Musterklassen;
- P<sub>ij</sub> ..... prozentueller Anteil der Trainingspixel der Klasse i, welche der Klasse j zugewiesen wurden;
- G<sub>j</sub> ..... Gütemaß der Klasse j.

Der theoretisch beste Wert von G ist 0%.

$$T = 100 - \sum_{j=1}^t |P(KL)_j - P(ML)_j|$$

- T ..... Trefferwahrscheinlichkeit der Klassifikationsmethode KL.
- P(KL)<sub>j</sub> ..... Prozentsatz der von KL der Klasse j zugewiesenen Pixel.
- P(ML)<sub>j</sub> ..... Prozentsatz der vom Klassifikationsverfahren ML der Klasse j zugewiesenen Pixel.

Der theoretische beste Wert von T ist 100%.

* * * * *	PIXEL	ZWKL	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1 BEBAUUNG 1	50	0	50	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2 BEBAUUNG 2	30	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0
3 BETON	10	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0
4 BIEDLAND	24	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0
5 WASSER	40	0	0	0	0	0	36	0	0	0	4	0
6 VEGETATION	25	0	0	0	0	0	0	21	0	1	0	3
7 WIESE	60	0	0	0	0	0	0	0	60	0	0	0
8 ACKERLAND	70	0	0	0	0	0	0	8	2	60	0	0
9 NADELWALD	50	0	0	0	0	0	2	0	0	0	48	0
10 LAUBWALD	50	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	47

GESAMT : 94.38% RICHTIG KLASSIFIZIERT

**Tabelle 2** Darstellung der Leistung des Klassifikators MD/OR (C = 2 Kanäle), durch Anwendung auf Trainingsgebiete.

Tabelle 3 gibt für die untersuchten Verfahren, Klassen und mit Daten aus dem Satellitenbilddausschnitt „Mur“ die Leistungsziffern G und T an. Es zeigt sich, daß für die vorliegenden Bilddaten die Quadermethode QU ähnlich gut arbeitet wie das Verfahren der größten Wahrscheinlichkeit, ML, wobei beide besser als die verschiedenen Varianten der Methode mit minimaler Distanz sind.

Leistungskriterium		MD/OR	MD/FR	MD/AR	ML/W	ML/V	ML	QU
Bezeichnung	Angewandt auf							
G	10 Klassen; PCI, PC2	10.1	10.1	10.1	3.9	4.3	4.3	3.8
	10 Klassen; B4, B5, B6, B7	10.9	10.9	11.3	3.8	3.8	4.0	6.5
T	10 Klassen; PCI, PC2	88.8	89.0	92.4	88.8	88.8	100.0	94.3
CPU (sec)	6 Klassen; PCI, PC2	46.8	47.0	47.0	70.6	45.4	21.3	17.5
	10 Klassen; PCI, PC2	71.9	72.0	72.1	111.5	69.2	30.4	23.7
	10 Klassen; B4, B5, B6, B7	99.2	99.4	99.5	232.4	190.2	67.6	37.4

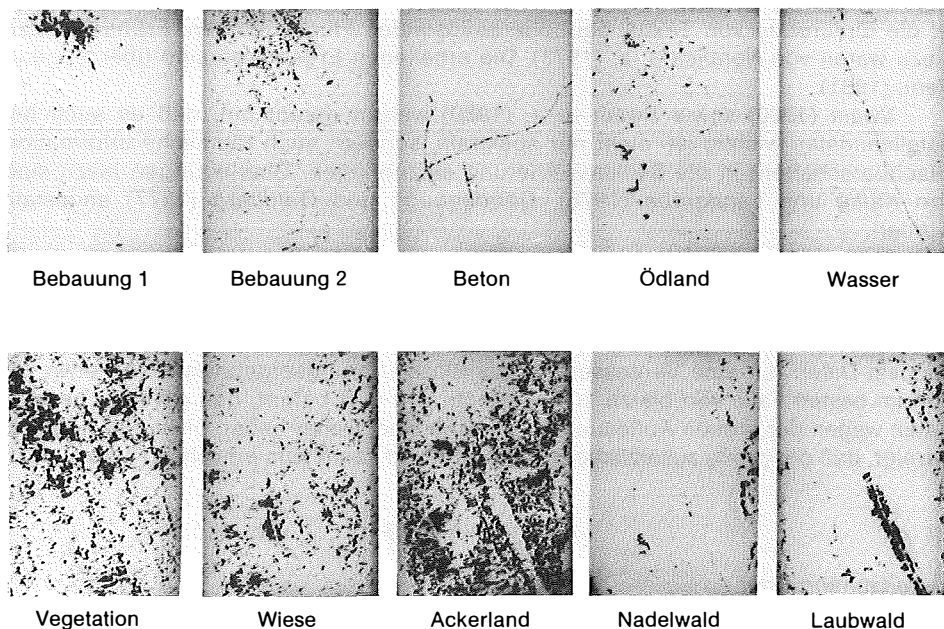
Tabelle 3 Leistungsvergleich der Klassifizierungsmethoden.

Der Rechenaufwand ist für die Quadermethode wesentlich bescheidener als für die ML-Verfahren. Es scheint sich daher auch mit den steirischen Bilddaten zu bestätigen, daß die Quadermethode dem Zweck gut entspricht, wie dies in der deutschsprachigen Literatur schon *Haberäcker* (1977) gezeigt hat.

Auch ein Vergleich der Verfahren in ihrer Anwendung auf den vierdimensionalen Merkmalsraum der Rohdaten oder den zweidimensionalen Raum der beiden ersten Hauptkomponenten ergibt keine wesentlichen Unterschiede. Somit erscheint es angebracht, im Falle einer einfachen Landsat-Szene erst die Hauptkomponententransformation durchzuführen und danach eine einfache Klassifizierungsmethode auf die ersten beiden Hauptkomponenten PC1, PC2 anzuwenden.

#### 4.4 Klassifikationsergebnis

Die klassifizierten Muster (Merkmalsvektoren) können als Ergebnis tabellarisch oder bildhaft ausgegeben werden. Eine Tabelle weist die Flächenbilanz für jede Klasse aus, indem die Summe aller einer Fläche zugehörigen Pixel angegeben wird. Die bildhafte Ausgabe ist in Abb. 6 dargestellt, wobei dies den Fall von zehn Nutzungskategorien wiedergibt. Die einzelnen binären Schwarz-Weiß-Bilder können auch zu Farbdarstellungen zusammengefügt werden. Beispiele von Farbdarstellungen wurden für den Bildausschnitt „Mur“ hergestellt.<sup>1)</sup>



**Abb. 6** Binärdarstellung der 10 aus dem LANDSAT-Bildausschnitt MUR extrahierten Landnutzungskategorien.

<sup>1)</sup> Aus Kostengründen wird auf eine Farbillustration in diesem Beitrag verzichtet.

## 5. Offene Probleme der MSS-Klassifizierung

### 5.1 Merkmalsraum

Es erscheint im allgemeinen in der Satellitenfernerkundung nicht sehr kritisch, ein optimales Klassifikationsverfahren zu verwenden, wie die hier erhaltenen Ergebnisse und eine Vielzahl von Aussagen aus der Literatur belegen. Die wesentlich kritischere Frage ist jene nach sinnvollen Merkmalseigenschaften, welche einen Merkmalsvektor definieren und den Merkmalsraum aufspannen. Hier bestehen einige Möglichkeiten, welche wir derzeit untersuchen. Über Ergebnisse wird zu gegebener Zeit zu berichten sein.

Zu allererst kann der rein spektrale Merkmalsvektor  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)$  um andere Elemente erweitert werden. Dazu bieten sich Größen aus den Bilddaten selbst an (Abb. 7):

Texturparameter,  
Ratiowerte,  
Vektorlängenwerte.

In den derzeitigen Landsat-Daten sind Texturgrößen wegen der groben geometrischen Auflösung von etwas beschränkterem Interesse. Jedenfalls ermöglichen sie die Beachtung von Kontext in der Klassifizierung, sodaß benachbarte Pixel auf das Ergebnis eines gegebenen Bildpunktes einwirken können. Von besonderem Interesse ist die Einführung von Textur bei höherauflösenden Flugzeugdaten. Frühe Ansätze hiezu waren von *Haralick* u. a. (1973). Die erhaltenen Ergebnisse sind überzeugend *Dehn* (1981).

*Swain* (1980) sowie *Swain* u. a. (1980) weisen darauf hin, daß es auch bei Satellitendaten wichtig ist, nicht nur spektrale, sondern auch räumliche Information (Nachbarschaften) in die Bildklassifizierung einzubringen. Überlegungen hiezu sind von *Kettig* und *Landgrebe* (1976), *Goodenough* und *Goldberg* (1977) angestellt worden.

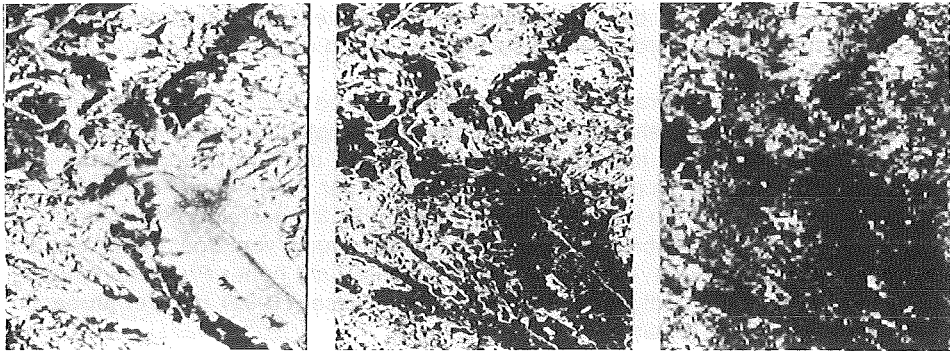
*Itten* (1980) realisierte eine Beachtung der räumlichen Nachbarschaft durch einfaches Glätten des Klassifikationsergebnisses. Dies ist jedoch nur eine Approximation der Leistung von Methoden, welche direkt den Merkmalsraum erweitern. *Swain* u. a. (1980) erreichten mit einem räumlich-spektral arbeitenden Klassifikator für Landsat-Daten nur eine Verbesserung des Klassifizierungsergebnisses von etwa 2% und im besten Falle von bis zu 10%. Jedoch wird dort betont, daß gerade Landsat-Daten wegen der groben Auflösung kontextarm sind. Daher haben bisherige Arbeiten gezeigt, daß der große zusätzliche Rechenaufwand kaum zum erhofften Nutzen führt.

### 5.2 Datenumfang

#### a) Zeitabhängigkeit.

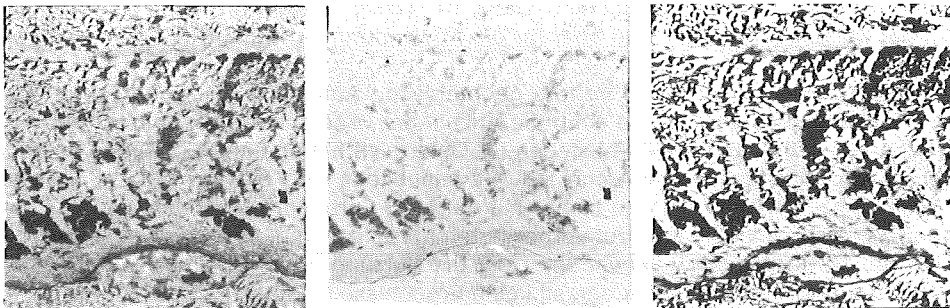
Die wesentlichste Verbesserung von MSS-Klassifizierungsergebnissen ist durch Erweiterung von verwendeten Datenbeständen zu erwarten. Die offensichtlich zu nutzende Möglichkeit ist jene der sequentiellen, multitemporalen Bildfolgen. Gerade im Repetitionsfall ist die zeitliche Veränderung eine wesentliche Eigenschaft der Merkmale (Abb. 8).

Die Nutzung multi-temporalen Daten war der Normalfall in der US-amerikanischen Erntevorhersage im früheren LACIE-Projekt (*McDonald* und *Hall*, 1978); dasselbe gilt für das derzeitige Folgeunternehmen AGRESTE. Es ist offensichtlich,



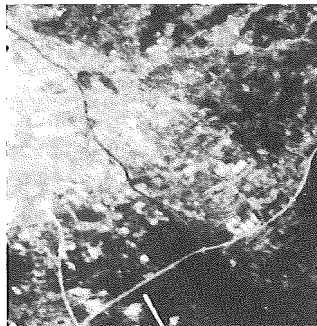
**Abb. 7** Beispiel für einen Texturparameter:

- a) Ausgangs-Vektorlängenbild des Ausschnittes Graz eines Landsat-Bildes vom 14. Juni 1981,  $23 \times 40 \text{ km}^2$ ;
- b) Roberts-Kantenoperator, angewandt auf (a);
- c) Standardabweichung der Kantenwerte aus (b) in  $8 \times 8$  Pixel großen Bereichen als Beispiel einer Kantentextur.



**Abb. 8** Ein multitemporaler Datensatz: Ausschnitt Bad Radkersburg,  $29 \times 40 \text{ km}^2$ , aufgenommen: a) 22. April 1981, b) 14. Juni 1981, c) 30. Dezember 1981.

In a) herrscht eine frühe Phase der Vegetationsentwicklung vor, die durch relativ dunkle Bildwerte wiedergegeben wird. In b) ist die Vegetation voll entwickelt und äußert sich vor allem in den Infrarot-Kanälen durch hohe Reflexionswerte. Deutlich ist der Kontrast zu Wasserflächen (Mur, kleinere Seen) zu erkennen, die schwarz abgebildet sind. Die dunklen Flächen in c) sind großteils Wälder, die im Unterschied zu Wiesen- und Ackerland nicht schneebedeckt sind. Auch künstliche Objekte, wie Straßen und Ortschaften, sind wegen des hohen Kontrastes zur Schneedecke gut erkennbar.



**Abb. 9** RBV-Fernsehbild, Ausschnitt Graz,  $10 \times 12 \text{ km}^2$ . Wegen der höheren geometrischen Auflösung sind auch Objekte wie Straßen und die Hallen des Puchwerkes neben der Südbahn gut abgebildet. Die radiometrischen Werte sind jedoch grob und stark verrauscht.

daß Vegetationsklassen in der Zeitdimension unterschiedliche Eigenschaften besitzen, sodaß sie trennbar werden, wenn sie auch zu einem gegebenen Zeitpunkt große Ähnlichkeit haben.

Im deutschen Sprachraum haben *Lichtenegger* und *Seidel* (1980) mit multitemporalen Landsat-Daten sehr beeindruckende Genauigkeitssteigerungen erreicht, allerdings in einem Gebiet mit großflächigen Objekten: über 15 Landnutzungs- und Vegetationsklassen wurden monotemporal nur 45,7% der Pixel richtig klassifiziert; mit 5 Bildern von 5 Zeitpunkten konnte das Ergebnis auf 91,3% gesteigert werden.

Ein wesentliches Problem ist die genaue Zuordnung von Spektralwerten aus verschiedenen Zeitpunkten: sequentielle Bilder müssen mit hoher Präzision einander überlagert werden. Befriedigende Ergebnisse hat *Wiesel* (1982) mit Verfahren der „relativen Entzerrung“ erhalten.

#### b) Geometrische Auflösung.

Landsat-MSS kann heute für kleinflächig gegliederte Regionen wie jene Österreichs nicht den entsprechenden und notwendigen Detailreichtum liefern. Maximal etwa 10 unterscheidbare Klassen können für die Landnutzung definiert werden, welche aus Landsat entnehmbar sind. Diese 10 Klassen und die erreichte Genauigkeit bei der Klassenzuordnung sind aber für die Anwendung zu wenig (*ARL-Nachrichten*, 1981).

Es ist einleuchtend, daß höhere geometrische Auflösung die Genauigkeit des Klassifikationsergebnisses und auch die Anzahl der voneinander trennbaren Klassen erhöhen wird. Im Landsat-Fall bestehen für Österreich neben den MSS-Daten derzeit höherauflösende panchromatische RBV-Fernsehbilder mit Pixeln von 25 m Durchmesser (Abb. 9). Diese wurden bisher mit der MSS-Farbinformation vereinigt (*Schwengerdt* 1980), nicht jedoch zur verbesserten Klassifizierung, sondern zur Verbesserung der MSS-Bildqualität verwendet. Über die Nutzung der RBV-Daten in der MSS-Klassifizierung sind dem Autor derzeit keine Ergebnisse bekannt.

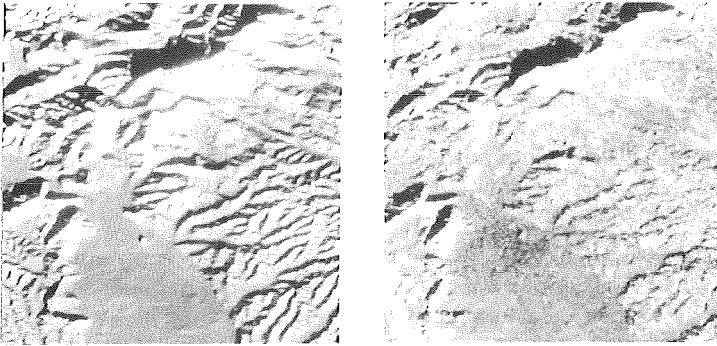
Eine Erhöhung der geometrischen Auflösung ist bei LANDSAT 4 und bei geplanten zukünftigen Erdsatelliten, wie bei Spot (*Ducher*, 1980), ESR-1 (*ESA*, 1981) und für verschiedene Radarbildsatellitenvorschläge vorgesehen. Ist die höhere Auflösung im MSS-Bereich gegeben, so ist dies im MSS-Rechenablauf, also in der Methode, ohne Bedeutung, nur ist eine höhere Genauigkeit des Ergebnisses zu erwarten. Jedoch ist die Verbindung von niedriger auflösenden MSS-Farbdaten mit höher auflösenden Schwarz-Weiß-Bildern für das Verfahren der Klassifizierung von Bedeutung; hierfür sind geeignete Verfahren zu definieren und Versuche durchzuführen, wobei sich insbesondere die Texturparameter anbieten.

#### c) Externe Zusatzdaten.

Trainingspixel sind Zusatzinformation zu reinen MSS-Bilddaten. Im LACIE-Projekt bestanden darüber hinaus komplexe Ansammlungen von Wetter- und Klimadaten (Temperatur, Niederschlag usw.), welche in die Klassifizierung eingeflossen sind (*McDonald* und *Hall*, 1978).

In einem Gebirgsland wie Österreich kann die Auswirkung des Geländereiefs nicht vernachlässigt werden. Es ist hier sehr wichtig, die Auswirkung der Licht/Schatteneffekte auf die Klassifizierung auszuschalten. Dies gelingt zum Teil durch die Nutzung von Ratiobildern (*Goetz* u. a., 1975) oder durch explizite Berücksichtigung des bekannten Geländereiefs (digitales Höhenmodell, DHM, Abb. 10). Zu dieser Überlegung bestehen verschiedene Ansätze zur Verschmelzung eines Höhenmodells mit einem Satellitenbild; die jedoch kaum auf die Klassifizierungsprobleme eingehen.





**Abb. 10** Nutzung von Daten eines digitalen Höhenmodells:

a) zeigt das Höhenmodell mit synthetischer Beleuchtung am 30. Dezember; der Sonnenstand ist den Landsat-Begleitdaten entnommen ( $19 \times 28 \text{ km}^2$  im  $2''$ -Raster).

b) ist ein Ratiobild zwischen Kanal 7 und Kanal 5 der Szene vom 30. Dezember 1981, in erster Näherung auf das Höhenmodell entzerrt. Die Unterschiede in den flacheren Geländeteilen ergeben sich daraus, daß bei der Berechnung von a) keine Daten über die Bodenbedeckung zur Verfügung standen.

Es wäre schließlich noch denkbar, bestehende andere Information in die strukturelle Bildanalyse einzubringen. Die in bestehenden Karten ausgewiesenen Wälder könnten z. B. im Bild zur Ermittlung von Trainingsgebieten genutzt werden. Diese Möglichkeit wurde von *Flonzat* u. a., (1979) beispielhaft mit händischer Übertragung der Karteninformation zum Bild genutzt. Ein automatisiertes Vorgehen zum Bild-Karte-Problem wird von *Leberl* und *Kropatsch* (1980) vorgeschlagen.

## 6. Schluß und Ausblick

Die Standardverfahren der MSS-Klassifizierung sind wohlbekannt. Einige werden hier aufgezählt und mit Daten aus der Steiermark überprüft. Die Schlußfolgerungen bestätigen die Ergebnisse anderer Autoren: die einfache Quadermethode der Unterteilung des Merkmalsraums (Parallelepipet-Methode) ist in dieser Anwendung wirtschaftlich und genau und nähert die statistischen Verfahren der größten Wahrscheinlichkeit (Maximum Likelihood) im Ergebnis weitgehend an.

Die Diskussion hat auch klar ergeben, daß wohl vereinzelt in der Literatur Verbesserungen der einfachen MSS-Klassifizierung versucht werden, aber im allgemeinen die optimale Auswertung der schon bestehenden Satellitendaten (Landsat) nicht gegeben ist. Heute implementierbare Verbesserungen wären: die gemeinsame Verwendung von MSS- und RBV-Bilddaten, die Berücksichtigung von Textur- und anderen Kontextparametern, die multitemporale Bildsequenz, die Einbringung von externen Informationen (z. B. Geländehöhen).

Die Anwendbarkeit der automatischen Satellitenbild-Auswertung, also die MSS-Klassifizierung, kann erst dann beurteilt werden, wenn die optimale Auswertung ermöglicht und durchgeführt ist. Eine entsprechende Verfahrensentwicklung ist auch in Österreich im Gange (*FWF-Projekt*, 1981).

Es ist jedoch von vornherein klar darzustellen, daß die MSS-Satellitenbildklassifizierung erst dann notwendig ist, wenn

a) der Datenfluß die händische Arbeit nicht mehr zuläßt, also veränderliche Erscheinungen als Ziel der Analyse eine wiederholte Bearbeitung großer Datenmengen

- erfordern (Vegetationskartierung, Erntevorhersage, Inventuren usw.);
- b) die Mehrdimensionalität des Datenbestandes die Vorstellungskraft des Bearbeiters übersteigt (multitemporale Bilder, vieldimensionale Merkmalsvektoren);
- c) Verknüpfungen von Daten vorzunehmen sind, welche aus verschiedenen Quellen stammen, wie etwa digitale Höhen, MSS und Radar oder RBV usw.;
- d) eine methodische Verbindung der Bilder mit bestehenden Informationssystemen herzustellen ist, wie z. B. mit einer digitalen Karte, und dies automationsgestützt wirtschaftlich geschieht.

Für österreichische Verhältnisse ist die Nutzbarkeit von heute zur Verfügung stehenden MSS-Satellitenbilddaten wegen des geringen geometrischen Auflösungsvermögens bisher sehr beschränkt. Anwendungen bestehen in der Herstellung neuer Atlanten, der globalen Prüfung des Schneehaushaltes und der synoptischen Analyse großer geowissenschaftlicher Zusammenhänge. Diese Anwendungen sind jedoch meist mit wenig mehr als einer einzelnen Bildbedeckung zu befriedigen; es besteht kein wesentlicher Anlaß zur automatischen Verarbeitung der Bilder mit MSS-Klassifizierung; eine weitgehend händische und analoge Auswertung ist hier durchaus sinnvoll, wobei jedoch von optimierten Bilddarstellungen auszugehen ist.

Somit wird die Bedeutung dieser Verfahren erst mit einer neuen Generation von Satellitendaten praktisch relevant. Wesentliche Impulse werden allgemein von einem erfolgreichen Start der französischen SPOT-Satelliten im Jahre 1984 mit maximal 10 m Auflösung erwartet; dies entspricht einem photographischen Bildmaßstab von etwa 1 : 400.000 und sollte für Überwachungs- und thematische Kartierungsaufgaben auch in österreichischen Verhältnissen sinnvoll nutzbar sein.

### Literatur

- ARL-Nachrichten* (1981): Expertengespräch „Digitale Bildverarbeitung“. Akademie für Raumforschung und Landesplanung, Hannover, Bd. 23, September.
- Baumgart, J., F. Quiel* (1980): „Einfluß verschiedener Klassifizierungsparameter auf die Landnutzungskartierung mit LANDSAT-Daten“, *Bildmessung und Luftbildwesen*, Bd. 49, S. 29–42.
- Dehn, M.* (1981): „Multispektrale Texturanalyse“. *Bildmessung und Luftbildwesen*, Bd. 49, S. 101–110.
- Donker, N., N. Mulder* (1977): „Analysis of MSS Imagery with the Aid of Principal Component Transform“. *ITC-Journal* 1977-3, S. 434–466.
- Ducher, G.* (1980): *The SPOT-Mission. Photogrammetric Record*, Vol. 38, pp. 27–45.
- ESA (1981): Announcement of Opportunity for Participation in the Proposed ERS-1-Mission. APP (81) 1. European Space Agency, Paris.
- Flonzat, G. u. a.* (1979): Extraction de l'Information d'une Image LANDSAT contenue dans un Contour Artificiel, 3. GDTA Symposium, 19–22 Juni, CNES-Toulouse.
- FWF-Projekt* (1981): „Satellitenbilder zur Erhebung von Naturraumdaten“. Projekt Nr. 4315, Fonds zur Förderung der wiss. Forschung Wien. Durchzuführen am Forschungszentrum Graz.
- Goetz, A. F. H. u. a.* (1975): „Application of ERS Images and Image Processing to Regional Geologic Problems and Geologic Mapping in Northern Arizona“. Jet Propulsion Laboratory, Techn. Report 32-1597, Pasadena, Kalifornien 91103, USA.
- Goodenough D., S. Shlien* (1974): „Automatic Classification Methodology“. Research Report 74-1, Canada Centre of Remote Sensing, Ottawa.
- Goodenough, D., M. Goldberg* (1977): „Automatic Field Classification“. Proceedings of the Intl. Symp. on Image Processing, Technical Univ. Graz, Mittlg. der geodätischen Institute, Folge 29.

*Haberäcker, P.* (1977): „Untersuchungen zur Klassifizierung multispektraler Bilddaten aus der Fernerkundung“. Forschungsbericht DLR-FB 77-72 der DFVLR, Oberpfaffenhofen, BR Deutschland.

*Haralick, R. M., K. Shanmugam, I. Dinstein* (1973): „Textural Features for Image Classification“. IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics., Vol. SMC-3, S. 610–621.

*Itten, K. I.* (1980): „Großräumige Inventuren mit LANDSAT-Erderkundungssatelliten“. Bundesforschungsanstalt für Landeskunde und Raumordnung, Bonn – Bad Godesberg. Band 15.

*Kraus, K.* (1979): „Zur Theorie der Klassifizierung multispektraler Bilder“. Bildmessung und Luftbildwesen, Bd. 47, S. 119–128.

*Leberl, F.* (1978): „Zur Herstellung von Kartenunterlagen mittels Fernerkundung und Satellitenphotographie“. Geowiss. Mitteilungen, Bd. 13, Techn. Univ. Wien, S. 189–223.

*Leberl, F., W. Kropatsch* (1980): „Experiments with Automatic Feature Analysis Using Maps and Images“. 14. Kongreß der Intl. Ges. für Photogrammetrie, Archive der IGP, Bd. 83, S. 458–468.

*Lichtenegger, J., K. Seidel* (1980): „Landnutzungskartierung mit multitemporalen LANDSAT-MSS-Daten“. Bildmessung und Luftbildwesen, Bd. 48, S. 123–131.

*McDonald, R. B., F. G. Hall* (1978): The LACIE Experience – A Summary. Proceedings, Symp. on Remote Sensing, Univ. von Freiburg, 2–8 Juli. Intl. Archives of Photogrammetry, Band XXII-7, S. 1625–1646.

*Mulder, N. M., S. A. Hempenius* (1974): „Data Compression and Data Reduction Techniques for the Visual Interpretation of Multispectral Images“. ITC-Journal, 1974-3, S. 414–423.

*Mulder, N. M.* (1975): „How to Escape from 4-Dimensional Space, or Statistics versus Knowledge“. ITC-Journal 1975-3, S. 352–359.

*Niemann, H.* (1981): „Pattern Recognition“, Research at Lehrstuhl für Informatik 5. Arbeitsberichte des Institutes für math. Maschinen und Datenverarbeitung. Universität Erlangen, Bd. 14, Nr. 1.

*Plank, H.* (1979): „Die Bestimmung der Schneebedeckung aus Satellitenaufnahmen mit Hilfe der multispektralen Klassifizierung“. Diplomarbeit, T. H. Wien.

*Quiel, F.* (1976): „A Branched Classification System offering Additional Possibilities in Multispectral Data Analysis“. Bildmessung und Luftbildwesen, Bd. 44, S. 182–188.

*Schowengerdt, R. A.* (1980): „Reconstruction of Multispatial, Multispectral Image Data Using Spatial Frequency Context“. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol. XLVI, No. 10, 1325 ff.

*Swain, P. H., S. B. Vardeman, J. C. Tilton* (1980): „Contextual Classification of Multispectral Data“. LARS Techn. Report 011080. Purdue Univ., West Lafayette, Ind. 47907, USA.

*Swain, P. H.* (1980): „Pattern Recognition for Remote Sensing, Progress and Prospects“. Invited Paper, 14. Kongreß der Intl. Ges. f. Photogrammetrie, Archives, Bd. 13 III, S. 711–725.

*Wiesel, J.* (1982): „Paßpunktbestimmung und geometrische Genauigkeit bei der relativen Entzerrung von Abtastdaten“. Dissertation. T. U. Karlsruhe, DGK-Reihe C, Nr. 268.

*Yettig, R. L., D. A. Landgrebe* (1976): „Classification of Multispectral Image Data by Extraction and Classification of Homogenous Objects“. IEEE Trans. Geoscience Electronics, Vol. GE-14, S. 19–26.

*Zürmühl, R.* (1965): „Praktische Mathematik für Ingenieure und Physiker“, Springer Verlag Berlin/Heidelberg/New York.

Manuskript eingelangt: Jänner 1982