**Klassifikation**

In der Fernerkundung bezieht sich die Klassifikation auf den Prozess der automatischen oder halbautomatischen Zuordnung von Pixeln in einem Fernerkundungsbild zu verschiedenen Klassen oder Landbedeckungstypen basierend auf ihren spektralen Signaturen oder anderen Merkmalen. Ziel der Klassifikation ist es, die Informationen in einem Bild zu organisieren und zu interpretieren, indem ähnliche Pixel in Gruppen zusammengefasst werden.

Es gibt verschiedene Arten von Klassifikationen in der Fernerkundung, darunter die **unüberwachtes Klassifikation,** **überwachte Klassifikation,** **semi-überwachte Klassifikation und objektbasierte Klassifikation.**

Die Klassifikation in der Fernerkundung wird in verschiedenen Anwendungsbereichen eingesetzt, darunter Landnutzungskartierung, Umweltüberwachung, Stadtplanung, Landwirtschaft, Forstwirtschaft und Geologie. Durch die Klassifikation können wichtige Informationen über die Landbedeckung und Landnutzung gewonnen werden, die für die Ressourcenverwaltung, Umweltschutz und nachhaltige Entwicklung von entscheidender Bedeutung sind.

**Unüberwachte Klassifikation:**

Die unüberwachte Klassifikation, auch bekannt als Clusteranalyse, ist ein Verfahren in der Datenanalyse, bei dem ähnliche Pixel in natürliche Gruppen oder Cluster gruppiert werden, ohne dass im Voraus Informationen über die Klassen bereitgestellt werden. Alle Bildelemente werden nur aufgrund statistischer Parameter verschiedenen Klassen zugeordnet. Die Zuordnung der Rasterpixel zu den einzelnen Spektralklassen wird unter Vorgabe bestimmter Parameter dem Computer überlassen.

**Clustering**

Clustering ist ein Verfahren in der Datenanalyse und -verarbeitung, bei dem ähnliche Pixel in Gruppen oder Cluster zusammengefasst werden. Das Hauptziel besteht darin, die Datenpunkte so zu gruppieren, dass die Punkte innerhalb eines Clusters ähnlich sind, während die Punkte zwischen den Clustern unterschiedlich sind.

Der Clustering-Prozess erfolgt in der Regel durch die Berechnung von Ähnlichkeiten oder Distanzen zwischen den Datenpunkten und die Zuordnung der Punkte zu Clustern basierend auf diesen Ähnlichkeiten. Es gibt verschiedene Clustering-Algorithmen, darunter:

**K-Means-Clustering:** Dies ist einer der am häufigsten verwendeten Clustering-Algorithmen. Er funktioniert, indem er k Clusterzentren initialisiert und dann die Datenpunkte iterativ den nächstgelegenen Clusterzentren zuweist. Die Clusterzentren werden dann aktualisiert, bis eine Konvergenz erreicht ist.

**Hierarchisches Clustering:** Hierbei werden die Datenpunkte schrittweise in einer Baumstruktur gruppiert, wobei ähnliche Punkte nahe beieinander und unähnliche Punkte weiter voneinander entfernt sind.   
Dies kann in zwei Formen erfolgen: agglomeratives Clustering, bei dem einzelne Punkte zuerst als separate Cluster betrachtet und dann zu größeren Clustern zusammengefasst werden, oder divisives Clustering, bei dem alle Punkte zunächst einem einzigen Cluster zugeordnet und dann in kleinere Cluster unterteilt werden.

**Dichtebasiertes Clustering:** Diese Methode gruppiert Datenpunkte basierend auf der Dichte der Punkte im Merkmalsraum. Punkte innerhalb eines Clusters haben eine hohe Dichte, während Punkte außerhalb des Clusters eine niedrigere Dichte haben. Ein bekannter Algorithmus für dichtebasiertes Clustering ist DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise).

In der Fernerkundung wird Clustering zur Gruppierung ähnlicher Bildpixel zur Landnutzungskartierung oder zur Identifizierung von Mustern in Satellitenbildern.

Clustering ermöglicht es, komplexe Datensätze zu vereinfachen und Muster zu erkennen, was wichtige Einblicke in die Daten ermöglicht und zur Entscheidungsfindung beiträgt.

**Überwachte Klassifikation**

Bei der überwachten Klassifikation werden dem System vorab Beispiele für die verschiedenen Klassen bereitgestellt, genannt Trainingsgebiete, damit es die Pixel entsprechend zuordnen kann. Der Benutzer gibt dem System Anweisungen, wie die Trainingsgebiete aussehen und das System sucht nach ähnlichen spektralen Signaturen in den Bildpixeln. Für eine genaue Klassifikation ist eine Festlegung der Anzahl und Art der Klassen über Trainingsgebiete wichtig, um Wälder von Wiesen und verschiedene bebaute Flächen zu unterscheiden.  
Es gibt verschiedene Methoden für diese Zuweisung darunter **die Quader-Klassifikation und Maximum-Likelihood-Klassifikation.**

**Quader-Klassifikation**

Die Quaderklassifikation, auch als Parallelepipedenklassifikation oder Boxklassifikation bekannt, ist eine Methode zur überwachten Klassifikation in der Fernerkundung. Sie ist eine der einfachsten und am häufigsten verwendeten Techniken für die Klassifikation von multispektralen Fernerkundungsbildern.

Bei der Quaderklassifikation werden die einzelnen Klassen im Merkmalsraum durch Quader definiert. Diese Bereiche sind im Wesentlichen mehrdimensionale Boxen, die um die statistischen Mittelwerte jeder Klasse herum platziert sind. Jede Dimension des Merkmalsraums entspricht einem bestimmten Spektralband oder einem anderen Merkmal, das zur Klassifikation verwendet wird.

Der Prozess der Quaderklassifikation kann wie folgt beschrieben werden:

**Berechnung der statistischen Mittelwerte und Standardabweichungen:** Zunächst werden die statistischen Mittelwerte und Standardabweichungen für jedes Spektralband oder Merkmal in den Trainingsdaten berechnet, die bereits etikettiert und den verschiedenen Klassen zugeordnet sind.

**Definition der Quader:**   
Für jede Klasse werden quadratische Bereiche um die statistischen Mittelwerte herum definiert. Die Größe der Bereiche wird durch die Standardabweichung kontrolliert. Typischerweise werden die Bereiche so gewählt, dass sie einen bestimmten Bereich um den Mittelwert abdecken, z. B. ±2 Standardabweichungen.

**Klassifizierung neuer Daten:**  
Um neue Daten zu klassifizieren, werden die spektralen Werte des Datenpunkts mit den definierten Bereichen jeder Klasse verglichen. Der Datenpunkt wird der Klasse zugeordnet, deren Bereich er am nächsten liegt.

Die Quaderklassifikation erfordert normalerweise eine manuelle Feinabstimmung der quadratischen Bereiche durch den Benutzer. Sie eignet sich gut für Anwendungen, bei denen die Klassen im Merkmalsraum gut voneinander getrennt sind und keine komplexen Grenzen zwischen den Klassen bestehen. Somit hat sie in einigen Fällen Einschränkungen, insbesondere wenn die Klassen im Merkmalsraum überlappen oder nicht klar voneinander getrennt sind.

**Maximum-Likelihood-Klassifikation**

Die Maximum-Likelihood-Klassifikation (ML-Klassifikation) ist eine überwachte Klassifikationsmethode, die in der Fernerkundung weit verbreitet ist. Sie basiert auf der statistischen Theorie der Maximum-Likelihood-Schätzung und zielt darauf ab, die wahrscheinlichste Klassenzuordnung für jeden Pixel in einem Fernerkundungsbild zu bestimmen.

Der ML-Klassifikationsalgorithmus betrachtet jedes Pixel im Bild und schätzt die Wahrscheinlichkeit, dass dieses Pixel zu einer bestimmten Klasse gehört, basierend auf den spektralen Signaturen der einzelnen Klassen. Dabei wird angenommen, dass die spektralen Signaturen jeder Klasse normalverteilt sind.

Der Prozess der ML-Klassifikation kann wie folgt beschrieben werden:

**Berechnung der Klassenstatistiken**:  
Zunächst werden die statistischen Parameter (Mittelwert und Kovarianzmatrix) für jedes Spektralband oder Merkmal in den Trainingsdaten berechnet, die bereits etikettiert und den verschiedenen Klassen zugeordnet sind.

**Schätzung der Klassenwahrscheinlichkeiten:**  
Für jedes Pixel im Bild wird die Wahrscheinlichkeit berechnet, dass es zu jeder Klasse gehört, basierend auf den spektralen Werten des Pixels und den statistischen Parametern der Klassen. Diese Wahrscheinlichkeiten werden unter Verwendung der multivariaten Normalverteilung und der Maximum-Likelihood-Schätzung berechnet.

**Klassifizierung des Pixels:**  
Das Pixel wird der Klasse zugeordnet, für die die geschätzte Wahrscheinlichkeit am höchsten ist. Mit anderen Worten, das Pixel wird der Klasse zugeordnet, für die es am wahrscheinlichsten ist, basierend auf seinen spektralen Werten und den statistischen Parametern der Klassen.

Die ML-Klassifikation berücksichtigt die Verteilung der Datenpunkte in einem Merkmalsraum und ist daher in der Lage, die Klassen auch dann korrekt zu klassifizieren, wenn sie im Merkmalsraum überlappen oder nicht linear trennbar sind. Diese Methode bietet in der Regel genauere und robustere Ergebnisse als einfachere Klassifikationsmethoden wie die Quaderklassifikation.

Die ML-Klassifikation erfordert jedoch eine ausreichende Anzahl von Trainingsdaten, um genaue statistische Modelle für jede Klasse zu erstellen, und sie kann rechenaufwendig sein, insbesondere für große Datenmengen. Trotz dieser Einschränkungen wird die ML-Klassifikation aufgrund ihrer Genauigkeit und Flexibilität häufig in der Fernerkundung eingesetzt, insbesondere für komplexe Klassifikationsaufgaben.

**Semi-überwachte Klassifikation**

Diese Methode kombiniert Elemente der überwachten und unüberwachten Klassifikation. Ein Teil der Pixel wird manuell zugeordnet, während der Rest automatisch klassifiziert wird.

**Objektbasierte Klassifikation**

Die objektbasierte Klassifikation ist eine fortgeschrittene Methode in der Fernerkundung, die darauf abzielt, nicht nur einzelne Pixel, sondern zusammenhängende Gruppen von Pixeln, die als Objekte bezeichnet werden, zu klassifizieren. Im Gegensatz zu pixelbasierten Klassifikationsmethoden, bei denen jeder Pixel individuell klassifiziert wird, berücksichtigt die objektbasierte Klassifikation die räumlichen Zusammenhänge und Kontextinformationen der Pixel, um genauere und konsistentere Ergebnisse zu erzielen.

Der Prozess der objektbasierten Klassifikation kann wie folgt beschrieben werden:

**Segmentierung:**  
Zunächst werden die Fernerkundungsbilder in Segmente oder Objekte gruppiert, indem ähnliche Pixel basierend auf ihren spektralen, räumlichen und texturalen Eigenschaften zusammengefasst werden. Dieser Schritt wird oft durch die Anwendung von Segmentierungsalgorithmen durchgeführt.

**Merkmalsextraktion:**  
Für jedes segmentierte Objekt werden Merkmale extrahiert, die seine spektralen Eigenschaften, seine Form, seine Textur und andere charakteristische Informationen beschreiben. Diese Merkmale können aus den ursprünglichen Fernerkundungsbildern oder aus abgeleiteten Produkten stammen.

**Klassifikation der Objekte:**  
Die extrahierten Merkmale werden dann verwendet, um die Objekte in verschiedene Klassen oder Landnutzungskategorien zu klassifizieren. Dies kann durch die Anwendung von überwachten oder unüberwachten Klassifikationsalgorithmen erfolgen, wobei die Merkmale als Eingabe für den Klassifikator dienen.

**Postklassifikationsverarbeitung:**Nach der Klassifikation können zusätzliche Verarbeitungsschritte durchgeführt werden, um die Qualität der Klassifikation zu verbessern. Dazu gehören beispielsweise die Glättung der Klassengrenzen, die Entfernung von Fehlklassifikationen oder die Integration von Kontextinformationen.

Die objektbasierte Klassifikation bietet mehrere Vorteile gegenüber pixelbasierten Klassifikationsmethoden, darunter:

Berücksichtigung der räumlichen Zusammenhänge und Kontextinformationen der Pixel, was zu konsistenteren und genaueren Klassifikationsergebnissen führt.

Reduzierung von Rauschen und Ausreißern durch die Klassifikation von zusammenhängenden Objekten anstelle einzelner Pixel.

Fähigkeit, komplexe Klassengrenzen und -strukturen zu modellieren, die in pixelbasierten Ansätzen möglicherweise nicht erfasst werden können.