



TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN
Ingenieurfacultät Bau Geo Umwelt
Photogrammetrie und Fernerkundung

Aktives Lernen mit Segmentierung und Clusterbildung
zur bildbasierten Klassifikation der Landbedeckung

Sebastian Wuttke

Dissertation

Kurzfassung

Die Klassifikation von Landbedeckungsarten ist eine bedeutende Grundlage, um informierte politische, wirtschaftliche und soziale Entscheidungen treffen zu können. Die hierzu erforderlichen Informationen können aus Daten der Fernerkundung gewonnen werden. Die Menge dieser Daten steigt aufgrund kontinuierlicher, technologischer Weiterentwicklung stetig an. Eine vollständige, manuelle Auswertung ist alleine aufgrund der schieren Datenmenge nicht mehr möglich. Seit einiger Zeit spielt maschinelles Lernen daher eine immer wichtiger werdende Rolle. Hierbei kommen am häufigsten überwachte Lernverfahren zum Einsatz, welche viele Trainingsbeispiele benötigen. Obwohl eine Unmenge an Stichproben zur Verfügung steht, ist das Beschaffen der zugehörigen *Ground-Truth*-Klasseninformationen sehr ressourcenaufwendig.

Das Ziel dieser Arbeit ist es, den Ressourceneinsatz während der Trainingsphase zu verringern, indem die Anzahl der benötigten *Ground-Truth*-Informationen reduziert wird. Dies geschieht durch die Identifikation jener Stichproben, welche besonders hilfreich für den Lernerfolg sind und durch das Ignorieren redundanter Informationen.

Das vorgestellte Verfahren besteht aus drei Schritten: (i) Segmentierung, (ii) Clusterbildung und (iii) aktives Lernen. Der Segmentierungsschritt baut auf der Glattheitsannahme auf und nutzt den SLIC-Algorithmus (*simple linear iterative clustering*), um die Merkmalsvektoren des Eingangsbildes in Repräsentantenvektoren zu überführen. Der Clusterbildungsschritt basiert auf der Clusterannahme und nutzt den *bisecting k*-Means-Algorithmus, um die Repräsentantenvektoren in einer Clusterhierarchie zu organisieren. Der dritte Schritt stützt mit Hilfe der *Active-queries*-Methode, einem aktiven Lernverfahren, die Clusterhierarchie in einem iterativen Prozess. Der dabei entstehende Binärbaum ist in jeder Iteration optimal bezüglich eines definierten Klassifikationsfehlers. Daher ist es zu jedem Zeitpunkt möglich, den Trainingsvorgang abubrechen und das aktuelle Zwischenergebnis in eine Klassifikationskarte des Eingangsbildes zu überführen.

Das Verfahren wurde mit drei verschiedenen Datensätzen aus dem Gebiet der Fernerkundung getestet. Sie zeigen ländliche und urbane Teile der deutschen Städte Abenberg, Potsdam und Vaihingen. Die acht durchgeführten Experimente untersuchen die verschiedenen Parameter der Methode und führen einen Vergleich mit Methoden auf dem aktuellen Stand der Forschung durch. Zur statistischen Auswertung wurde jedes Experiment zehnmal wiederholt und der Wilcoxon-Vorzeichen-Rang-Test angewendet. Dieser Test stellt fest, ob die Unterschiede zwischen den untersuchten Methoden statistisch signifikant sind. Die Ergebnisse zeigen, dass der Segmentierungsschritt den größten Einfluss auf die erreichte Klassifikationsgüte hat, gefolgt vom Schritt des aktiven Lernens. Die vorgestellte Methode erreicht im Vergleich zum passiven Lernen eine Reduktion der Trainingskosten um 95% im Durchschnitt über alle drei Datensätze.

Abstract

The classification of land cover types is an important basis for making informed political, economic, and social decisions. The information required for this purpose can be obtained from remote sensing data. The amount of this data is steadily increasing due to continuous technological development. A complete, manual evaluation is no longer possible due to the sheer volume of data. For some time now, machine learning has played an increasingly important role. The most frequently used machine learning methods are supervised, which require many training examples. Although a plethora of samples are available, obtaining the associated ground truth class labels is very resource intensive.

The goal of this work is to reduce the amount of resources used during the training phase by minimizing the number of ground truth information needed. This is done by identifying those samples that are particularly helpful for learning and by ignoring redundant information.

The presented method consists of three steps: (i) segmentation, (ii) clustering, and (iii) active learning. The segmentation step builds on the smoothness assumption and uses the simple linear iterative clustering (SLIC) algorithm to transform the feature vectors of the input image into representative vectors. The clustering step is based on the cluster assumption and uses the bisecting k-means algorithm to organize the representative vectors in a cluster hierarchy. The third step uses the active-queries method, an active learning method, to prune the cluster hierarchy in an iterative process. The resulting binary tree is optimal in each iteration with respect to a defined classification error. Therefore, it is possible at any time to cancel the training process and to transform the current intermediate result into a classification map of the input image.

The procedure was tested with three different remote sensing data sets. They show rural and urban parts of the German cities Abenberg, Potsdam and Vaihingen. The eight experiments carried out examine the various parameters of the method and compare it with current state-of-the-art methods. For statistical evaluation, each experiment was repeated ten times and the Wilcoxon signed-rank test applied. This statistical test determines if the differences between the methods studied are statistically significant. The results show that the segmentation step has the greatest impact on the achieved classification quality, followed by the active learning step. The presented method achieves a 95% reduction in training costs averaged over all three data sets compared to passive learning.