

Kurzfassung

Titel: Tiefgehende Lernmodelle für die Interpretation von SAR-Bildgebungsergebnissen

Autor: Mostafa Elsaadouny, Lehrstuhl für Hochfrequenzsysteme

Die Modelle des Tiefenlernens sind in den letzten Jahren aufgrund verschiedener Fortschritte auf dem Gebiet der künstlichen Intelligenz entstanden. Sie haben an verschiedenen Anwendungen und komplexen Problemen teilgenommen und bedeutende Erfolge bei Bildklassifikationsaufgaben erzielt. Da diese Algorithmen einen intensiven Betrieb erfordern, wurden verschiedene Forschungen durchgeführt, um verschiedene Hardware-Beschleuniger für diese Algorithmen bereitzustellen. In dieser Arbeit präsentieren die Autoren einen schnellen Rahmen für die Bildklassifikation mit dem Synthetischen Apertur-Radar (SAR) auf der Basis der Xilinx PYNQ-Plattform. Dieses Framework bietet eine Integration von Hochsprachen, um den Entwurf der Projekte zu erleichtern. Zur Vorbereitung des SAR-Datensatzes haben verschiedene Experimente stattgefunden, und ein entworfenes Convolutional Neural Network (ConvNet) wurde auf PYNQ integriert, um Echtzeitberechnungen durchzuführen. Diese Experimente umfassen zwei Hauptanwendungen der SAR-Bildgebung, nämlich die zerstörungsfreie Prüfung von gedruckten 3D-Objekten und das Ground penetrating Radar (GPR). Die zerstörungsfreie Prüfung ist eine wesentliche Anwendung zur Untersuchung der gedruckten Muster und zur Erkennung defekter Teile. Die geprüften Muster wurden auf einen Positioniertisch gelegt. Dieser Tisch wird verwendet, um einen Rechteckabtastmodus für die SAR-Bildgebung zu erreichen, und mit der Technik des angepassten Filters wurden die gesammelten SAR-Messungen für die Bilderzeugung verarbeitet. Die erhaltenen SAR-Bilder der Proben wurden untersucht, um mögliche Defekte innerhalb der Struktur festzustellen. Das GPR ist ein effizientes Werkzeug zur Erkennung der flach vergrabenen Objekte. Es wurden verschiedene Experimente an einem Sandkasten-Szenario durchgeführt, und die erhaltenen Ergebnisse deuten auf eine hohe Präzision bei der Erfassung der vergrabenen Objekte hin. Zur korrekten Vorbereitung der SAR-Daten für die tief lernenden Modelle wurden die Daten weiterverarbeitet, um die Existenz der Komponenten Speckle-Noise und Clutter zu überwinden, da SAR-Bilder durch die Existenz dieser Komponenten stark beeinträchtigt werden. Daher wird ein Algorithmus implementiert, der auf der diskreten Wavelet-Transformation (DWT) und dem directional smoothing Filter (DSF) basiert, um das Speckle-Noise zu reduzieren. Die Effizienz des kombinierten Algorithmus wurde sowohl für reale als auch für simulierte gesprenkelte SAR-Bilder bei verschiedenen Rauschabweichungen demonstriert, und die erzielten Ergebnisse wurden mit denen verglichen, die nur mit DWT, DSF und anderen traditionellen Methoden erzielt wurden. Ein weiterer Algorithmus, der auf der Moving Average Background Subtraction (MABS) und der Subtraktions- und Gewichtungsmethode (SaW) basiert, wurde entwickelt, um den Clutter zu reduzieren. Beide Algorithmen haben die SAR-Bilder stark verbessert, wie die erhaltenen Ergebnisse zeigen, die für das Training des ConvNet verwendet werden sollen. ConvNets erfordern jedoch in der Regel eine große Anzahl von Proben, um die beste Leistung zu erzielen. Aufgrund der begrenzten verfügbaren SAR-Daten wurde das Transfer-Lernen (TL) implementiert, da es eine wichtige Methode für das Tiefenlernen bei der Verarbeitung begrenzter Datensätze ist. Das ConvNet wird zunächst mit einem größeren Datensatz trainiert und dann werden die gelernten Merkmale durch Anwendung verschiedener Techniken des TL auf den begrenzten SAR-Datensatz übertragen. Diese Techniken haben einen signifikanten Einfluss auf die Maximierung der Klassifikationsgenauigkeit des ConvNet, wie nach der Überwachung der Leistung der Modelle festgestellt wurde. Das entworfene Model wird dann unter Verwendung der PYNQ-Plattform verarbeitet, und die erzielten Ergebnisse weisen auf eine herausragende Verbesserung der Zeitverarbeitung bei gleichzeitiger Beibehaltung der Klassifikationsgenauigkeit hin.