



Heute mal: Lernerkundung.

Eine bekannte Redewendung besagt, man lerne nie aus. Das sehen wir auch so und Innovationen inspirieren uns dabei.

Einige unserer GeoIT-Anwendungen lernen sogar von ganz allein. Ganz konkret geht es um bildverarbeitende Prozesse, die maßgeblich künstliche neuronale Netze nutzen und so selbstlernend funktionieren. Oft werden im Synonym-Strudel künstliche neuronale Netze mit künstlicher Intelligenz gleichgesetzt. Mit der Anwendung künstlicher neuronaler Netze ist aber noch keine künstliche Intelligenz per Definition erreicht.

Denn Intelligenz zeichnet sich nicht nur durch Lernen aus, sondern auch durch die Fähigkeit, das Gelernte sinnvoll einzusetzen. Für eine echte künstliche Intelligenz müssen künstliche neuronale Netze mit Verfahren zur Logik und wissensbasierten Entscheidungen zusammenarbeiten. Von solchen Gesamtsystemen ist die Branche in der operativen Fernerkundung noch ein gutes Stück entfernt.

Der Einsatz künstlicher neuronaler Netze als Methode zur Bildanalyse ist aber bei uns sehr wohl schon operativ.

Wir profitieren davon in punkto Qualität und Effizienz, da wir wissen, wo und wie uns diese Technologie weiterhilft. So extrahieren wir Wissen und Information sowohl aus in-Situ-Landschaftsfotos als auch aus Luft- und Satellitendaten und können diese Elemente in unseren Kartier- und Monitoring-Projekten einsetzen und mit den klassischen Methoden kombinieren.

In diesem ALBEDO stellen wir Ihnen den EFTAS Crop Analyzer zur Bestimmung von Ackerfruchtarten auf Fotos vor und beschreiben künstliche neuronale Netze, die wir in diversen Monitoring-Projekten einsetzen.

Der Hype um künstliche Intelligenz in der GeoIT sollte nicht suggerieren, dass in naher Zukunft jede raumbezogene Fragestellung per Knopfdruck beantwortet werden kann. Der Aufbau, der Einsatz, die Validierung und letztendlich der operative Einsatz erfordern vorausschauende Planung, Erfahrung und kompetente Entscheidungen.

Gerade deshalb werden wir weiter lernen, die gewiss großen Potenziale selbstlernender Technologien seriös zu nutzen, ohne natürlich unser bewährtes Handwerkszeug zu verlieren.

Wenn Sie zusätzliche Informationen wünschen, kontaktieren Sie uns bitte oder besuchen Sie doch einfach unseren virtuellen Messestand bei der digitalen Intergeo 2020 vom 13. bis zum 15. Oktober.

Herzlichst,
Ihr Georg Altrogge

Inhalt

EFTAS Crop Analyzer.

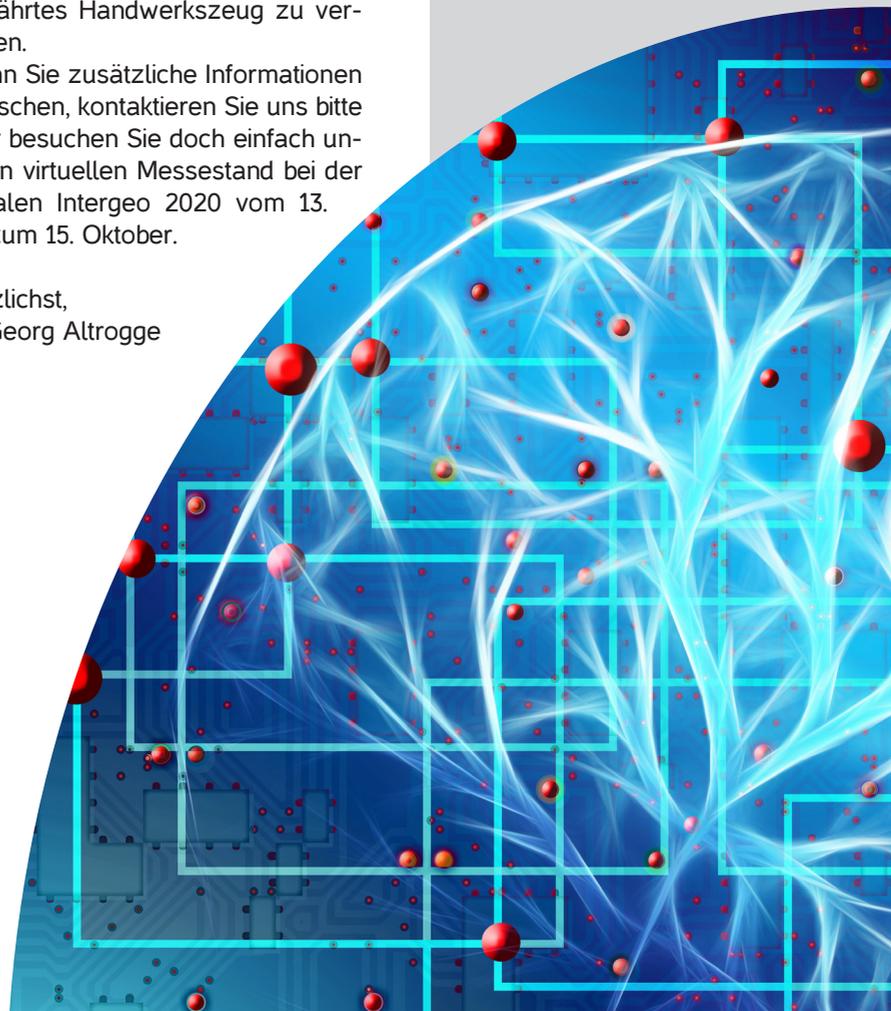
Feldfrüchte mit neuronalen Netzen auf Fotos erkennen.

Operativer Einsatz und Web-Demonstrator.

Lernerkundung mit künstlichen neuronalen Netzen.

Monitoring in der Landwirtschaft.

Cop4ALL - Geodatenservice für ATKIS und ALKIS.





Ist das Triticale? Diese Frage kann der EFTAS Crop Analyzer beantworten.



Name
B350035_1_U_W_20190629_154956.jpg
Datum
2019-06-29T15:49:56.065Z
Neuronales Netz: bestaetigt
Weizen



Name
B350035_1_D_W_20190629_155005.jpg
Fototyp
D
Datum
2019-06-29T15:50:05.773Z
Neuronales Netz: bestaetigt
Weizen

Schlag ändern

Antragsdaten	SfK-Daten
Code_D 115	Code_M 115
Bodennutzung Winterweichweizen	Bodennutzung Winterweichweizen
Anbaudiversifikation ✓	FE-Code OK
Beantragt ✓	Neuronales Netz ✓
Ökologische Vorrangfläche x	Kommentar kein Kommentar

Annahmen Überspringen

Zur Verifizierung von vor-Ort-Erfassungen wird bei EFTAS ein künstliches neuronales Netz operativ eingesetzt.

EFTAS Crop Analyzer

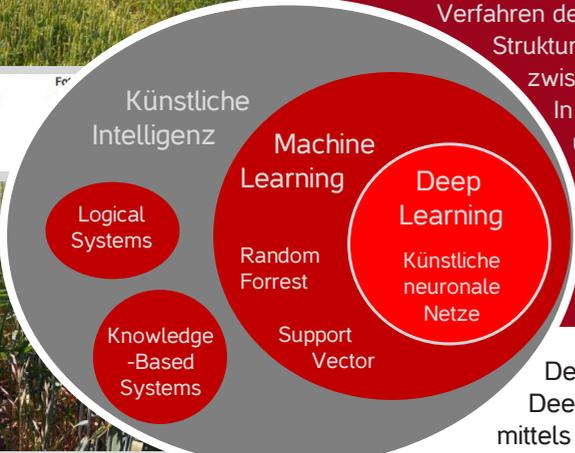
Feldfrüchte mit neuronalen Netzen auf Fotos erkennen.

Seit August dieses Jahres bietet EFTAS einen Web-Service an, der mittels eines künstlichen neuronalen Netzwerks Bildinhalte von Feld- und Landschaftsfotos bestimmt. Unser Crop Analyzer ist direkt aus einer operativen Lösung unserer Anwendungswelt Landwirtschaft abgeleitet, denn Fragen wie „Ist das Triticale?“ stellten sich Mitarbeiter der EFTAS früher rund 30.000 Mal im Jahr. So viele Landschaftsfotos mussten bzw. müssen jährlich für die

Qualitätssicherung der Agrarbeihilfe-kontrolle verifiziert werden. Inzwischen wird diese Routinearbeit nicht mehr allein durch die Gehirnleistung der Mitarbeiter, sondern in großen Teilen durch eines unserer künstlichen neuronalen Netze bewerkstelligt. Mit Hilfe dieser selbstlernenden Systeme kann die Effizienz der Bildanalyse deutlich gesteigert werden. Wir setzen dabei auf einen Deep Learning Ansatz und damit ein Machine Learning Verfahren.

Taxonomischer Exkurs zu künstlicher Intelligenz: ((NN ∈ DL) ∈ ML) ∈ KI

Künstliche neuronale Netze (NN) gehören zu den Technologien des Deep Learning (DL). Deep Learning ist die Teildisziplin des Machine Learnings (ML), die neuronale Netze einsetzt, und integraler Bestandteil für künstliche Intelligenz (KI). ML befähigt Computer, selbstständig zu lernen und ist prinzipiell in der GeoIT nicht neu. Der Begriff umfasst mathematische und statistische Verfahren der Mustererkennung, die Datenbestände in hierarchische Strukturen (Entscheidungsbäume) zerlegen oder Ähnlichkeiten zwischen Datensätzen über Vektorauswertungen ermitteln. In der Fernerkundung werden zur Bilddatenklassifikation üblicherweise Verfahren des überwachten Lernens wie Support Vector Machines und Random Forest Methoden eingesetzt. EFTAS realisiert seit Jahren diese ML-basierten Klassifikationen im Umweltmonitoring. Zum ML-Methodenpool der EFTAS gehört seit einiger Zeit auch die NN-Technologie.



Der Einsatz von Deep Learning mittels künstlichen neuronalen Netzen ist ein innovatives Anwendungsfeld in der GeoIT. Diese Technologie hat ihren Ursprung nicht rein in der mathematischen Theorie, sondern folgt dem Ansatz, die Funktionsweise biologischer neuronaler Netze von Gehirnen nachzuahmen. Wenn ein EFTAS-Mitarbeiter auf einem Feldfoto Triticale erkennen soll, wägt er verschiedene Merkmale

im Bild ab, summiert die Argumente Für oder Wider und kommt zu einem Ergebnis. Je häufiger er verschiedene Variationen von Triticalefeldern gesehen hat, desto besser kann er das. Er kennt Abweichungen durch phänologische oder perspektivische Spezifika und kann Kriterien nach Bedarf gewichten. Dieses Optimieren der Bildanalysen wird im künstlichen neuronalen Netz ebenfalls durch die Anpassung von Gewichtungen für verschiedene Kriterien abgebildet.



Technischer Exkurs zur Architektur künstlicher neuronaler Netze: Layer für Layer.

Künstliche Neuronen werden die Recheneinheiten genannt, die den Umgang mit den Eingangsdaten abbilden. Ein Neuron erhält eine oder mehrere Informationen und erzeugt beim Erreichen eines bestimmten Schwellwerts per Aktivierungsfunktion daraus eine Information, die es wiederum über eine gerichtete und gewichtete Verbindung weitergibt. Über die Gewichtung wird der Einfluss auf die Schwellwerte bestimmt. Organisiert werden diese Neuronen in Abfolgen beliebig vieler Schichten als sogenannte Hidden Layer und ermöglichen so das Lernen über eine sehr tiefgehende Abstraktion.

Beim Deep Learning durchlaufen Trainingsdaten wiederholt das künstliche neuronale Netz, anschließend werden die Ergebnisse jeweils mit dem hinterlegten korrekten Ergebnis verglichen und das künstliche neuronale Netz optimiert sich durch die Anpassung der Gewichtungen und Schwellwerte für den nächsten Durchlauf.

Operativer Einsatz und Web-Demonstrator

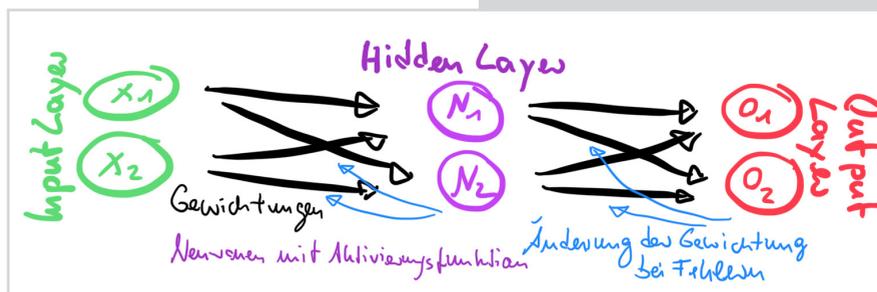
Für die Klassifikation von Bilddaten werden häufig „faltende neuronale Netzwerke“, in englischer Sprache: Convolutional Neural Network (CNN), genutzt. Bei CNNs werden in einer Vorverarbeitung einzelne Sektoren des Bildes im neuronalen Netz analysiert.

Ein solches CNN wird zur Analyse der eingangs erwähnten 30.000 Feldfotos samt weiterer rund 20.000 Nahaufnahmen eingesetzt. Diese Bilder entstehen jährlich im Kontext der Agrarbehilfekontrollen, welche EFTAS für diverse Bundesländer durchführt, zusätzlich zu der sogenannten schnellen Feldkontrolle vor Ort.

Für die Gelände-Kartierungen nutzt EFTAS ein umfassendes Gesamtsystem. Es beinhaltet die logistische Vorabplanung, Routenberechnung, die Nutzung einer EFTAS Kartier-App mit „Near-Real-Time“ Datenabgleich sowie die Datenbank-Speicherung samt Medien-Datenbank und der Integration im GIS.

Zur Qualitätssicherung gehört auch die Verifizierung der vom Kartierer erfassten Anbaukultur durch das Foto. Die spezielle Frage lautet: „Ist die kartierte Anbaufrucht zentral auf dem Foto zu erkennen?“

Diese Frage beantwortet nunmehr im dritten Jahr bei der EFTAS ein CNN.



Es integriert vortrainierte neuronale Netze, die man in freien Bibliotheken beziehen kann und die bereits auf die Erkennung bestimmter Bildeigenschaften wie Kanten oder Farben optimiert wurden. Die vortrainierten neuronalen Netze haben wir in Teilen modifiziert und entsprechend der spezifischen Anforderungen der Fragestellung ergänzt.

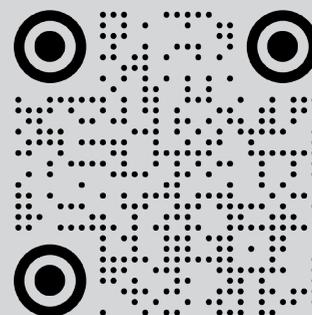
Das EFTAS CNN hat seine Aufgabe so gut gelernt, dass für die wichtigsten antragsrelevanten Ackerkulturen insgesamt nur noch ca. 20% aller erfassten Vor-Ort-Fotos manuell kontrolliert werden müssen und eine Genauigkeit von über 92% erreicht wird. So konnten wir die Produktionskosten in diesem Arbeitsschritt bei gleichzeitiger Steigerung der Qualität um 30% reduzieren.

Auf diesem CNN basiert der frei zugängliche Internet-Demonstrator EFTAS Crop Analyser. Dieser kostenlose Web-Service ermöglicht es, eigene Bilder auf die Anbaufrüchte überprüfen zu lassen. Testen Sie es! Wir hören gerne Ihr Feedback.

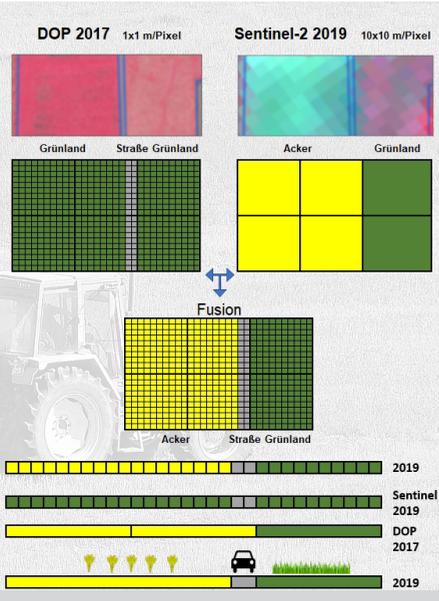
Prinzip der Schichtenarchitektur künstlicher neuronaler Netze.



Das ist die Startseite vom Demonstrator des EFTAS Crop Analyser.



Der Demonstrator des EFTAS Crop Analyser ist mit diesem QR-Code zu erreichen oder direkt unter:
<https://cropanalyzer.dev3.eftas.com/>



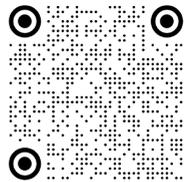
Durch die Kombination verschiedener künstlicher neuronaler Netze werden die Stärken unterschiedlicher Sensor-Systeme genutzt.

Lernerkundung mit künstlichen neuronalen Netzen

Monitoring in der Landwirtschaft

In Monitoring-Projekten werden bei EFTAS zur Bildklassifikation zunehmend künstliche neuronale Netze eingesetzt. Je nach Aufgabenstellung verwenden wir verschiedene Verfahren. Zum Monitoring landwirtschaftlicher Schläge nutzen wir häufig eine Long-Short-Term-Memory (LSTM) Architektur. Diese rückgekoppelten Netze sind prädestiniert zur Erkennung von Ackerkulturen innerhalb eines Anbauzyklus. Der Jahresverlauf wird so integriert, dass sich eine kaskadenartige Verschaltung einzelner Zeitschnitte ergibt. Mittels der LSTM Architektur werden etwa Sentinel Zeitreihendaten verschiede-

ner Anbaujahre ausgewertet. Dieser Ansatz ist komplementär zu den RandomForest(RF)MachineLearning Verfahren. Diese Algorithmen sind einfach konfigurierbar, robust und eignen sich für die Verarbeitung großer Datenmengen. Das ist vorteilhaft bei der Analyse langer Zeitreihen. In einer Studie für das Bundesamt für Naturschutz haben wir mit diesem Ansatz Satellitenbild-Zeitreihen der Anbaujahre 1990, 2006 und 2016 zum Monitoring der Acker- und Grünland-Verteilung für ganz Deutschland analysiert*.



Cop4ALL - Geodatenservice für ATKIS und ALKIS

Je nach Anforderung fusionieren wir verschiedene Typen künstlicher neuronaler Netze. Verfahren mit Sub-Architekturen ermöglichen die Kombination von Eingangsdatensätzen unterschiedlicher Charakteristika. Mit Cop4ALL entwickeln wir für Geobasis NRW einen Geodatenservice, der automatisiert die Landbedeckung und Veränderungshinweise für ATKIS und ALKIS erfasst. Dazu setzen wir Verfahren ein, welche die Vorteile digitaler Orthofotos (DOPs) und Sentinel-2 Daten zusammenbringen.

„U“ Form. Für die Auswertung der Sentinel-2 Zeitreihendaten wird das eingangs erwähnte LSTM-Verfahren als Sub-Architektur eingesetzt. Über eine Datenfusion werden die Ergebnisse der UNET und LSTM Klassifikationen regelbasiert kombiniert. Kleine vegetationsarme Strukturen wie schmale Straßen oder Gebäude erhalten dabei eine höhere Gewichtung durch die DOP Klassifikation. Vegetationsänderungen innerhalb eines Jahres werden aus dem LSTM Ergebnis extrahiert, das auf Basis der Sentinel-2 Zeitreihe erstellt wurde. Durch die differenzierte Gewichtung der Datenquellen ist es möglich, die temporale Informationsdichte der Sentinel-2 Daten und die hochauflösenden Eigenschaften der DOPs für jede Klasse individuell zu nutzen.

Diese Flexibilität ist letztlich auch ein entscheidender Grund, warum das Monitoring immer breitere Anwendungsfelder und spezifischere Fragestellungen erschließt. Ganz sicher gibt es noch viele Anwendungsmöglichkeiten zu entdecken und daher werden wir definitiv weiter dazu lernen.

Impressum

ALBEDO ist eine Publikation der

**EFTAS Fernerkundung
Technologietransfer GmbH**
Oststraße 2-18
48145 Münster

V.i.S.d.P: Georg Altrogge
Redaktion: Olaf Büscher
Grafik: Olaf Büscher

Beiträge für den Newsletter sind ausdrücklich willkommen und direkt an die Redaktion zu senden (pr@eftas.com).

Für den Bezug des Newsletters ist unter <http://www.eftas.de/eftas-content-pool.php#post-albedo-an-und-abmeldung> eine An- und Abmeldemöglichkeit eingerichtet. Ein elektronisches Newsletterarchiv ist über www.eftas.com im EFTAS content-pool abrufbar.
Version: 1

*Die BFN-Studie finden Sie mit dem QR-Code oder unter: <https://www.eftas.de/eftas-content-pool.php?fromIndex=1#post-bfn-skript566>

