Zeitschrift: Horizonte : Schweizer Forschungsmagazin
Herausgeber: Schweizerischer Nationalfonds zur Förderung der Wissenschaftlichen Forschung
Band: 31 [i.e. 30] (2018)
Heft: 116

Artikel: Die blinden Flecken neuronaler Netze
Autor: Titz, Sven
DOI: https://doi.org/10.5169/seals-821344

Indian elephant

Die blinden Flecken neuronaler Netze

Künstliche Intelligenz vollbringt wahre Kunststücke. Wie sie genau funktioniert, das durchschaut bisher niemand. Nun führen Forschende Algorithmen absichtlich in die Irre, um deren Grenzen zu testen und sie besser zu verstehen. *Von Sven Titz*

Plötzlich hegen einige Fachleute für künstliche Intelligenz (AI) ungewöhnliche Zweifel: «Das maschinelle Lernen ist zur Alchemie geworden», unkte Ali Rahimi von Google neulich in einem Vortrag. Seine Provokation löste eine lebhafte Debatte aus. Rahimi hatte einen Nerv getroffen.

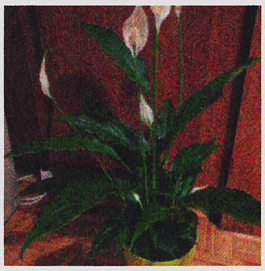
Vielleicht war ein Rückschlag überfällig. In den letzten Jahren haben tiefe neuronale Netze – lernfähige Rechengebilde, die aus mehreren Schichten virtueller Neuronen bestehen – erstaunliche Erfolge gefeiert, etwa in der Sprach- und Bilderkennung. Jetzt folgt das Unbehagen: Weiss man wirklich, was im Innern neuronaler Netze vor sich geht? Lassen sich die neuen Techniken austricksen? Sind sie ein Sicherheitsrisiko? Diesen Fragen widmen sich neue Forschungsgebiete, die sich «Explainable AI» oder «AI neuroscience» nennen.

Tiefe neuronale Netze (DNN für «deep neural networks») lassen sich auf vielfältige Weise täuschen, wie mehrere Forschende gezeigt haben. Anh Nguyen von der Auburn University zum Beispiel konstruierte Bilder, die für Menschen nicht den geringsten Sinn ergeben, die DNN zur Bilderkennung aber eindeutig als Darstellungen bestimmter Tiere identifizierten.

Noch tückischer sind die sogenannten «adversarial» (feindlichen) Testbeispiele. Realistisch aussehende Bilder werden dabei minimal verändert. Das menschliche Auge nimmt den Unterschied praktisch nicht wahr. Dennoch identifiziert das DNN im manipulierten Bild einen völlig anderen Gegenstand. Der Gruppe von Pascal Frossard von der EPFL gelang es zum Beispiel, dass eine abgebildete Socke für einen Elefanten gehalten wurde.

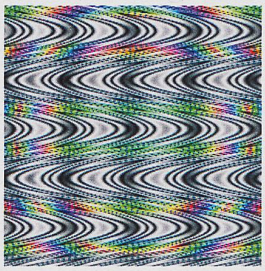
«Systeme auf der Basis von DNN sind derzeit ziemlich verletzlich gegenüber Veränderungen der zugrundeliegenden Daten», sagt Frossard. «Oft können wir keine Garantie für ihre Leistung aussprechen.» Bei Anwendungen im Bereich von Medizin und Sicherheit kann das zu einem echten

Verwirrte neuronale Netzwerke: Eine Socke wird zum Elefanten, ein paar Linien zum Schulbus. Mit diesen Bildern haben Forschende neuronale Netzwerke getäuscht.
Bilder: S. Moosavi-Dezfooli, A. Fawzi, O. Fawzi and P. Frossard Proceedings of IEEE CVPR, 2017 (indian elephant, macaw); Nguyen et al., «DNNs are Easily Fooled», CVPR 2015 (school bus, comic book)



macaw

school bus



comic book

Problem werden. Selbstfahrende Autos zum Beispiel müssen Verkehrszeichen verlässlich erkennen. Sie dürfen sich durch Manipulationen nicht täuschen lassen.

Achtbeinige Zebras

Allmählich beginnen Forschende zu verstehen, wie es zu den Fehlern kommt. Ein Grund ist, dass die Programme mit einer begrenzten Menge an Beispieldaten trainiert werden. Werden sie dann mit ganz anderen Fällen konfrontiert, geht das gelegentlich schief. Ein weiterer Grund für das Versagen ist die Tatsache, dass DNN nicht die strukturell korrekte Wiedergabe von Objekten lernen. «Ein echtes Bild eines vierbeinigen Zebras wird als Zebra klassifiziert», erläutert Nguyen. «Fügt man dem Zebra im Bild aber weitere Beine hinzu, ist das DNN eher noch sicherer, dass es sich um ein Zebra handelt - selbst wenn das Tier acht Beine hat.»

> «Oft können wir keine Garantie für die Leistung von tiefen neuronalen Netzen aussprechen.»
>
> Pascal Frossard

Das Problem: Die DNN ignorieren den Gesamtaufbau der Bilder. Vielmehr basiert die Erkennung auf Farb- und Formdetails. Das ergibt sich jedenfalls aus den ersten Studien, in denen ermittelt wurde, wie die DNN im Innern ticken.

Um den Geheimnissen der neuronalen Netze auf die Schliche zu kommen, nutzen Nguyen und andere Forschende unter anderem Techniken zur Visualisierung. Sie markieren, welche virtuellen Neuronen auf welche Eigenschaften von Bildern reagieren. Eines der Resultate: Generell lernen die ersten Schichten von DNN die Grundeigenschaften der Trainingsdaten, wie Nguyen erläutert. Das sind bei Bildern zum Beispiel Farben und Linien. Je tiefer man in ein neuronales Netz vordringt, desto mehr werden die bereits erfassten Informationen kombiniert. Die zweite Schicht erfasst schon Konturen und Schatten. Im Verbund des Netzes gelingt schliesslich die Erkennung von Objekten.

Dabei gibt es erstaunliche Parallelen zu den Neurowissenschaften: So konnten Hinweise darauf gefunden werden, dass einzelne Neuronen im Hirn auf bestimmte prominente Personen spezialisiert sein könnten. Ähnliche Resultate ergaben sich auch bei den DNN.

Man versucht das Innenleben neuronaler Netze auch auf theoretischem Weg zu entschlüsseln. «Dabei geht es zum Beispiel um mathematische Eigenschaften der Algorithmen», erklärt Frossard. «Entscheidungsgrenzen» repräsentieren die Grenzen zwischen verschiedenen Bildkategorien. Zum Beispiel wird markiert, ob ein Bild in die Kategorie «Äpfel» oder die Kategorie «Birnen» fällt.

Was die Funktionsweise angehe, seien generell noch viele Fragen offen, sagt Yannic Kilcher vom Data Analytics Lab der ETH Zürich. Das betrifft die Fehler ebenso wie das Wunder des Gelingens. Oft liefert selbst ein Programm, das auf unbekannte Daten angewandt wird, vernünftige Ergebnisse. «Warum die neuronalen Netze zu dieser Verallgemeinerung fähig sind, verstehen wir noch nicht vollständig», so Kilcher.

Schach und Tumoren

In vielen Anwendungen macht es die Menge der Daten und der vernetzten Parameter sehr schwierig, das Verhalten der DNN zu interpretieren. Selbst Schachspieler hadern mit der mangelnden Transparenz von Programmen, die DNN nutzen. Neulich besiegte Google Alpha das beste herkömmliche Schach-Computerprogramm. Aber niemand weiss so recht, wie das gelang. Wenn es schon Schwierigkeiten beim Schach gibt, wie steht es dann erst um medizinische Hilfsprogramme zur Klassifikation von Tumoren? Sind sie schon so verständlich und bewährt, dass man sich auf die «Entscheidungen» der Computerhirne verlassen möchte? Viele Forschende haben da so ihre Zweifel - selbst wenn sie nicht gleich von Alchemie sprechen würden.

Die Defense Advanced Research Projects Agency des US-Verteidigungsministeriums widmet sich bereits der Herausforderung: Im Projekt «Explainable AI» werden Modelle entwickelt, die auf DNN basieren, aber dennoch für den Nutzer transparent sind. Forschende an der Stanford University wiederum haben neulich ein Programm entwickelt, das neuronale Netze auf Fehler untersuchen kann. Es eignet sich ausserdem dafür, die getroffenen Entscheidungen besser zu verstehen. Das gelingt, indem die Komplexität des Modells auf das Wesentliche reduziert wird.

Frossard und seine Gruppe verfolgen ein anderes Konzept. Sie lassen empirisches Vorwissen in ein DNN-gestütztes Modell einfliessen. Die Idee: Kombiniert man das maschinelle Lernen mit konkreten Kenntnissen der Wirklichkeit, lässt sich womöglich ein Programm fertigen, das die Vorteile beider Seiten vereint - die Lernfähigkeit von DNN mit der Interpretierbarkeit herkömmlicher Programme. Frossard: «Am Ende hängt zwar alles von den Anwendungen ab. Aber das beste System ist wahrscheinlich irgendwo in der Mitte.»

Sven Titz ist freier Wissenschaftsjournalist in Berlin.

Modelle klauen und nachbauen

Ein spezielles Problem vielschichtiger neuronaler Netze ist die Gefahr des Modell-Diebstahls. Zwar werden die Programme oft anhand von Daten trainiert, die geheim sind. Durch einen Trick lassen sich die Modelle aber nachbauen, ohne dass man die Trainingsdaten kennt, erläutert Yannic Kilcher von der ETH Zürich. Dazu stellt man dem Modell «Fragen» (das sind zum Beispiel Bilder im Fall eines Bilderkennungsalgorithmus). Aus der Kombination mit den Resultaten lässt sich – mithilfe eines eigenen neuronalen Netzes – das Programm nachbauen.

Das Problem besteht nun darin, dass sich aus dem rekonstruierten Netzwerk Informationen über die geheimen Trainingsdaten ermitteln lassen. Wenn es sich um Patientendaten handeln würde, wäre das besonders heikel. Forschende wie Kilcher haben aber bereits erste Versuche unternommen, durch geschickte Veränderungen an den Programmen den Diebstahl zu erschweren.