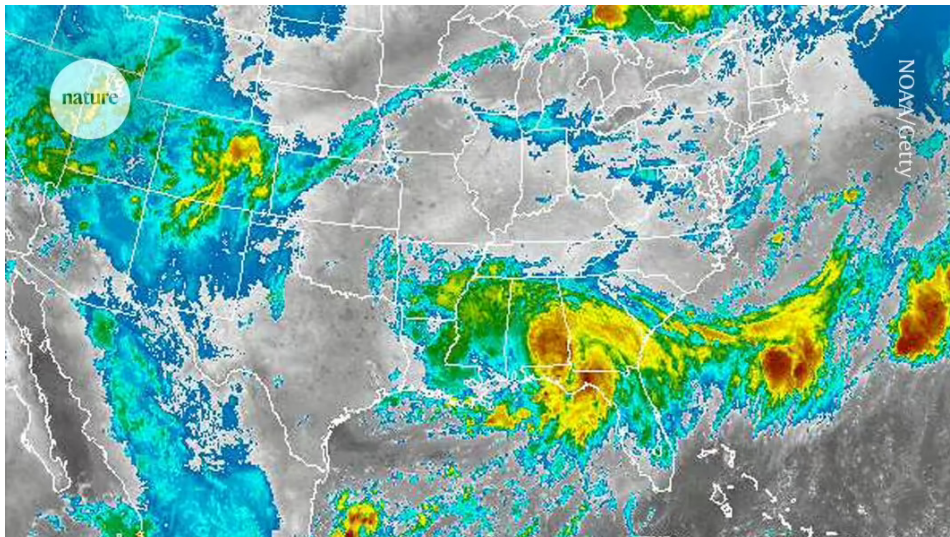




Google AI prognostiziert langfristige Klimatrends und Wetter - in wenigen Minuten

Eine neuartige computerunterstützte Wetterprognose kombiniert herkömmliche Methoden mit maschinellem Lernen und übertrifft andere KI-basierte Tools bei der Vorhersage von Wetter-Szenarien und langfristigen Klimatrends. Erfahren Sie mehr über dieses revolutionäre Modell in der neuen Studie veröffentlicht von Nature.



Ein Computermodell, das herkömmliche Wettervorhersagetechnologie mit maschinellem Lernen kombiniert, hat andere Künstliche Intelligenz (KI)-basierte Tools bei der **Vorhersage von Wetterszenarien und langfristigen Klimatrends** übertroffen.

Das Tool, das am 22. Juli in *Nature* beschrieben wurde¹, ist das erste maschinelle Lernmodell, das genaue Ensemblewettervorhersagen generiert – solche, die eine Reihe von Szenarien darstellen. Seine Entwicklung eröffnet die Tür für

Vorhersagen, die schneller und weniger energieintensiv als bestehende Tools sind und detaillierter sind als Ansätze, die ausschließlich auf KI basieren.

“Traditionelle Klimamodelle müssen auf Supercomputern ausgeführt werden. Dies ist ein Modell, das Sie in Minuten ausführen können”, sagt Studienmitautor Stephan Hoyer, der bei Google Research in Mountain View, Kalifornien, Deep Learning studiert.

Aktuelle Vorhersagesysteme stützen sich typischerweise auf allgemeine Zirkulationsmodelle (GCMs), Programme, die sich auf die Gesetze der Physik stützen, um Prozesse in den Ozeanen und Atmosphäre der Erde zu simulieren und vorherzusagen, wie sie das Wetter und das Klima beeinflussen könnten. GCMs benötigen jedoch viel Rechenleistung, und Fortschritte im maschinellen Lernen bieten eine effizientere Alternative. “Wir haben Terabyte oder Petabyte (eine Million Mal größer als ein Gigabyte) an historischen Wetterdaten”, sagt Hoyer. “Indem wir von diesen Mustern lernen, können wir bessere Modelle aufbauen.”

Es gibt bereits einige maschinelle Lernvorhersagemodelle wie Pangu-Weather, das vom Technologiekonglomerat Huawei mit Sitz in Shenzhen, China, erstellt wurde, und **GraphCast von DeepMind** mit Hauptsitz in London. Diese Modelle haben ähnliche Genauigkeitsniveaus wie typische GCMs für deterministische Vorhersagen – einen Ansatz, der eine einzelne Wettervorhersage generiert. GCMs sind jedoch nicht so zuverlässig für Ensemblevorhersagen oder langfristige Klimavorhersagen.

“Das Problem bei reinen maschinellen Lernansätzen ist, dass Sie es immer nur auf Daten trainieren, die es bereits gesehen hat”, sagt Scott Hosking, der an Institute in London Forschung zu KI

und Umweltdaten betreibt. “Das Klima verändert sich kontinuierlich, wir gehen ins Unbekannte, also müssen unsere maschinellen Lernmodelle in diese unbekannte Zukunft extrapolieren. Indem wir Physik in das Modell integrieren, können wir sicherstellen, dass unsere Modelle physisch begrenzt sind und nichts Unrealistisches tun können.”

Hybridmodell

Hoyer und sein Team entwickelten und schulten NeuralGCM, ein Modell, das “Aspekte eines traditionellen physikbasierten atmosphärischen Löseverfahrens mit einigen KI-Komponenten kombiniert”, sagt Hoyer. Sie verwendeten das Modell, um kurz- und langfristige Wettervorhersagen sowie Klimaprojektionen zu erstellen. Um die Genauigkeit von NeuralGCM zu bewerten, verglichen die Forscher dessen Vorhersagen mit Echtweltdaten sowie den Ausgaben anderer Modelle, darunter GCMs und solche, die rein auf maschinellem Lernen basieren.

Wie aktuelle maschinelle Lernmodelle konnte NeuralGCM genaue kurzfristige, deterministische Wettervorhersagen produzieren – zwischen einem und drei Tagen im Voraus – und dabei einen Bruchteil der Energie verbrauchen, die für GCMs erforderlich ist. Bei der Produktion von Langzeitvorhersagen über sieben Tage hinaus machte es jedoch viel weniger Fehler als andere maschinelle Lernmodelle. Tatsächlich waren die Langzeitvorhersagen von NeuralGCM ähnlich wie die Vorhersagen des Ensemblemodells des European Centre for Medium-Range Weather Forecast (ECMWF-ENS), einem GCM, der weithin als Goldstandard für Wettervorhersagen gilt.

Das Team testete auch, wie gut das Modell verschiedene Wetterphänomene vorhersagen konnte, wie tropische Zyklone. Sie stellten fest, dass viele der reinen maschinellen Lernmodelle inkonsistente und ungenaue Vorhersagen im Vergleich zu sowohl NeuralGCM als auch ECMWF-ENS lieferten. Die Forscher verglichen sogar NeuralGCM mit hochauflösenden

Klimamodellen, die als global sturmauflösende Modelle bekannt sind. NeuralGCM konnte realistischere tropische Zyklonanzahlen und Trajektorien in kürzerer Zeit produzieren.

Die Fähigkeit, solche Ereignisse vorherzusagen, ist “so wichtig, um Entscheidungsfähigkeiten und Vorbereitungsstrategien zu verbessern”, sagt Hosking.

Hoyer und seine Kollegen wollen NeuralGCM weiter verfeinern und anpassen. “Wir haben am atmosphärischen Bestandteil des Modellierens des Erdsystems gearbeitet ... Es ist vielleicht der Teil, der sich am direktesten auf das alltägliche Wetter auswirkt”, sagt Hoyer. Er fügt hinzu, dass das Team in zukünftigen Versionen mehr Aspekte der Erdwissenschaften integrieren möchte, um die Genauigkeit des Modells weiter zu verbessern.

1. Kochkov, D. *et al. Nature*
<https://doi.org/10.1038/s41586-024-07744-y> (2024).

Artikel
PubMed

Google Scholar

Referenzen herunterladen

Besuchen Sie uns auf: natur.wiki