

20. Jan. 08.37.34

RES171_Maschinelles_Lernen_in_der_Biomec

Willkommen zum Forschungspodcast der Helmholtz-Gemeinschaft.

Ich bin Holger Klein.

Im Helmholtz-Zentrum München, da gibt es ein neues Institut.

Das ist das Institut für maschinelles Lernen in der biomedizinischen Bildgebung.

Gleich drei Sachen, über die man reden kann.

Die Leiterin dieses neuen Instituts ist Julia Schnabel.

Hallo Frau Schnabel.

Guten Tag, Herr Klein.

Wir hören es im Hintergrund.

Sie sitzen in einem ziemlich leeren Büro, weil ist ja alles neu.

So ein neues Institut gründen, macht man ja nicht mal eben so, oder?

Ist das aufwendig?

Ja, es ist aufwendig, aber es ist auch erst mal ein bisschen langweilig.

Man hat noch nicht seine Leute, seine Gruppe um sich versammelt und sitzt noch etwas alleine rum und das auch noch mitten in der Pandemie.

Das dauert halt ein bisschen, dass man das richtig hochzieht.

Im Moment habe ich hier vier leere Räume und eine Assistenz, die ich auch dringend benötige, um mich durch diesen ganzen Wust hier durchzuarbeiten.

Aber ich denke, ich werde das schon ziemlich schnell hier füllen.

Wie groß wird denn dann die Gruppe, wenn Sie nur vier Räume haben?

Oder sind das große Räume?

Also ich visiere jetzt erst mal so ein Dutzend an bis nächstes Jahr und dann, wie das immer so läuft, dann weitet man sich aus und hat dann noch so Subgruppen mit Gruppenleitern, die noch mal darunter und daneben arbeiten.

Und mittlerweile wollen wir sowieso nicht mehr diese Silos von Instituten haben, sondern uns, wie nennt man das, so ein bisschen mehr kollaborativer über die unterschiedlichen Disziplinen auch verständigen, sodass das sowieso alles nicht mehr so ganz separat ist.

Was für Disziplinen wären das?

Also was für Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler arbeiten dann hinterher bei Ihnen?

Also ich bin Informatikerin.

Alle, die mit mir arbeiten, also bisher gearbeitet haben, an meinem bisherigen Arbeitsplatz, sind auch Informatiker, Physiker, angewandte Mathematiker.

Ich hatte auch schon eine Biologin, einen Mediziner.

Also es ist wild durcheinander eigentlich, aber es ist schon so mehr oder weniger in den biomedizinischen Ingenieurwissenschaften angesiedelt.

Die Leute, mit denen ich hier arbeiten werde, am Helmholtz Zentrum München, sind sehr viel weiter gefasst.

Da gibt es Epidemiologen, Radiologen, richtige Ingenieure, die Devices richtig bauen.

Halt auch viele Mathematiker.

Es ist sehr breit gefächert.

Devices bauen?

Ich hätte gedacht, dass Sie am Computer arbeiten.

Was für Devices werden denn da gebaut?

Naja, ich arbeite in der medizinischen Bildgebung, eher in der Bildverarbeitung.

Aber das ist auch so eine dieser Grenzen, die jetzt sehr verschwimmt.

Man möchte eigentlich intelligente Geräte haben, die beim Aufnehmen der Bilder schon die Bilder gleichzeitig verarbeiten und auch schon ein bisschen optimieren, wie gut die Bilder sind oder wie viel Daten man überhaupt aufnehmen muss, um das Diagnoseergebnis, was man braucht für eine Behandlung, schon schneller herzustellen.

Und dann geht es halt doch wirklich auch wahrscheinlich ein bisschen in die Devicebildung auch rein, dass man auch intelligente Devices, die selber baut, Geräte, also wie zum Beispiel kleine portable Ultraschallgeräte oder wo man dann direkt auch in die Sensorik schon irgendwelche Algorithmen mit einbauen kann.

Das mache ich selber nicht.

Ich arbeite halt nur an der Schnittstelle.

Sobald ich Daten bekomme von so einem Gerät, bin ich glücklich.

Aber ich brauche immer noch auch Leute, die die Daten erzeugen.

Und da arbeitet man doch sehr viel Hand in Hand mittlerweile.

Kleine portable Ultraschallgeräte aber jetzt nicht in meinem Smartphone?

Doch, idealerweise schon.

Es gibt die ja auch schon.

Es gibt USB-Stecker, die man dann mit einem Adapter ans Handy ran machen kann.

Das sind halt so Sachen, die in der dritten Welt also besonders geeignet sind, um

sehr schnell, billig und robuste Bildgebung zu machen.

Was da allerdings fehlt, ist das Training und das Smarte dahinter auch.

Also, dass man nicht nur Daten schnell aufnimmt, sondern dass man auch Daten aufnimmt, die man benutzen kann.

Medizinische Bildgebung nur zur Begriffsbestimmung.

Das ist hier so MRT, Ultraschall, was Sie schon gesagt haben, was man so kennt, wenn man in die Röhre geschoben wird.

Ja, ja.

Beim Ultraschall wird man nicht in die Röhre geschoben.

Aber ja, MRT, Positronenemissionstomographie, CT natürlich, auch Röntgen.

Und da tut sich auch viel.

Also, MRT ist natürlich so ein bisschen der Rolls-Royce unter diesen Bildgebungssorten.

Und ich mag es besonders gern, weil das schon sehr computerbasiert auch schon aufgesetzt wird.

Die ganzen Bildsequenzen sind eigentlich kleine Programme.

CT ist einfacher gestrickt.

Aber was da jetzt zurzeit passiert ist, dass man auch so wenig Dosis benutzt, ionisierende Dosis, dass es wie ein X-Ray, wie ein Röntgenbild eigentlich nur noch ist.

Und die Bilder sehen zwar schlechter aus, aber halt wiederum durch intelligente Algorithmen kann man da wieder mehr rausholen.

Also da tut sich jetzt auch ziemlich viel gerade.

Die Bildsequenzen aus dem MRT sind kleine Programme?

Ja, die sind ja... Das verstehe ich nicht mal ansatzweise.

Entschuldigung.

Naja, eigentlich Radio ist ja auch das.

Das sind ja nur Radiofrequenzsignale, die im Radio versandt werden.

Und MRT ist auch nur so eine Art Signal, was da produziert wird.

Und mit Magnetismus, mit Elektromagnetismus halt auf so eine Weise einfach angepeilt wird durch ein Computerprogramm, dass man genau die Sequenz erzeugen kann, das Bildprogramm, was man erzeugen will.

So praktisch, als ob man auf dem Fernseher ein anderes Programm schalten will.

Also das kann man einfach auch programmieren.

So und all diese Daten, die da dann so rausfallen aus diesen bildgebenden Maschinen, die verarbeiten Sie weiter mit maschinellem Lernen.

Was genau ist eigentlich maschinelles Lernen?

Ja, ich finde den Ausdruck maschinelles Lernen nicht besonders gut.

Also ein Computer ist ja an sich nicht intelligent.

Ein Computer ist eigentlich nur ein Stück Elektrotechnik und das sind die Algorithmen, die den Computer dann intelligent machen.

Maschinelles Lernen ist so eine Art, ja, wie ein selbstlernendes System.

Also eigentlich ist es an unser Gehirn angelehnt.

Es gibt viele Analogien zwischen neuronalen Netzen in unserem Gehirn und künstlichen neuronalen Netzen, wie die also in maschinellem Lernen gerade im Moment besonders populär sind.

Und was da passiert, ist, dass man sich überlegt, wenn man einem Kind zum

Beispiel viele Beispiele zeigt von Bäumen, unterschiedliche Bäume, Birken, Fichten, Tannen und so weiter, am Ende weiß es, dass es ein Baum irgendwann und irgendwann später lernt es auch zu entscheiden, ob das eher eine Tanne ist oder eine Birke.

Und wenn man einem Algorithmus praktisch so viele Beispiele präsentiert, lernt dann dieser Algorithmus durch Wichtung, wie Synapsen im Gehirn, die später auch selber zu unterscheiden.

Also statt, dass man dem Computerprogramm zu viel vorher schon sagt und es selber wichtet und dann vielleicht auch was dabei falsch macht, lernt das Computerprogramm an Beispielen.

Wie entscheidet denn die Software, wonach sie wichtet?

Ja, da gibt es eine Optimierung.

Alles in der Mathematik, die nicht analytisch ist, wird durch Optimierung gelöst, also halt angenähert.

Es wird eine gute Lösung angenähert.

Und in der Optimierung gibt es immer eine Kostenfunktion oder eine Energiefunktion oder im maschinellen Lernen nennt man das jetzt eine Lossfunktion, also eine Verlustfunktion.

Und die muss man halt immer noch definieren.

Da gibt es auch schon Methoden, wie man die selber auch noch lernt, aber das ist dann nochmal ein Stück weiter.

Und wenn man zum Beispiel sagt, man will irgendeine Distanz lernen, dann ist natürlich irgendeine Metrik dann dabei, die man in diese Funktion reintut, die minimiert werden soll.

Und dann nähert man sich halt dann der Lösung nach und nach an.

Können Sie das am Beispiel der Bäume, die man da erkennt, plastisch machen?

Ja, vielleicht könnte man sagen, man guckt, wenn man mit einer Farbkamera

Bäume fotografiert und dann die Farbauflösung sich anguckt und wenn da sehr viel Grün dabei ist und dann man in der Kostenfunktion so einen Abstand zu der Farbe definieren kann.

Wenn es sehr rot ist, ist es schlecht.

Wenn es sehr grün ist, ist es gut, sodass eigentlich das Programm implizit nachher lernt, dass ein Baum grün ist.

Also grüne Blätter im Winter, funktioniert das natürlich nicht.

Im Indian Summer auch nicht.

Das würden Sie dann aber da reinprogrammieren.

Sie würden sagen, je grüner es ist, desto Baum, außer im September in Nordamerika.

Ja, da müsste man dann die Rotfärbung mit einbringen oder man müsste lernen, dass manche Tannen eigentlich immer grün sind, aber Laubbäume halt das Laub verlieren und dann wird es dann natürlich komplizierter.

Diese neuronalen Netze, die wir im Gehirn haben, wie bilden Sie die eigentlich in Software nach?

Ja, wir simulieren Neuronen.

Also das einfachste Neuron, was wir simulieren, ist ein Perzeptron.

Das ist eine Theorie, die aus den 50er Jahren schon stammt.

Und das Perzeptron hat praktisch einen Eingang und einen Ausgang.

Im Eingang kommt irgendein Signal, wie jetzt meine Stimme hier ins Mikrofon, und im Ausgang kommt halt eine Wichtung des Signals.

Und diese Wichtung wird durch ein Gewicht, also einen Skalanwert, eine kleine Zahl, bestimmt.

Und wenn man da häufiger ein Signal durchschickt, ändert sich das irgendwann,

weil man nachher auch sagt, wie genau war jetzt der Ausgang zu dem, was man eigentlich lernen wollte.

Und das ist halt wieder diese Kostenfunktion, die optimiert wird.

Und dann geht man rückwärts wieder durch.

Nachher hat man nicht nur ein Perzeptron, man hat dann ganz viele davon und man hat viele Schichten davon.

Und die sind entweder alle mit allem verbunden oder man macht so was, das nennt man Pruning, dass man nur manche Verbindungen eigentlich kappt, wie im Gehirn bei uns auch.

Am Anfang ist alles irgendwie mit allem einigermaßen verbunden und es wächst auch noch.

Und später benutzt man ja manche Synapsen gar nicht mehr.

Die meisten benutzen auch wirklich nur einen Bruchteil ihres Gehirns sowieso.

Und das ist halt das Schwierige noch, wie man diese Architekturen, das sind sehr komplexe Architekturen, bei weitem nicht so komplex wie ein menschliches Gehirn, aber werden halt immer größer.

Wie man die am besten aufsetzt, ist halt die Frage häufig.

[Siebert] Habe ich das richtig verstanden?

Es gibt also praktisch ein zweites Perzeptron, das dem ersten Perzeptron zurückmeldet, nee, das hast du nicht so gut gemacht und darum macht das erste Perzeptron es dann besser?

[Kleinwähler] Ja, beim nächsten Mal.

Also es wird praktisch, der Fehler wird zurückpropagiert.

Das nennt man Backpropagation.

Das ist ein Algorithmus, der eigentlich für uns das Feld unglaublich

vorangetrieben hat.

Der wurde, glaube ich, Anfang der 90er Jahre erfunden.

Und ohne diesen Algorithmus, die es zurückpropagiert, wäre es sehr viel schwieriger, so Netzwerke zu trainieren, weil man, das ist praktisch wie ein Feedback, den man gibt.

[Siebert] Ich vermute, Sie brauchen da noch Menschen, oder sind die mittlerweile überflüssig?

[Kleinwähler] Nein, die Menschen sind auch total wichtig.

Aber es wird halt alles auf eine andere Ebene mittlerweile gehoben.

Und eigentlich ist es, es gehört alles zur künstlichen Intelligenz dazu, aber natürlich ist die humane Intelligenz immer noch überlegen.

Aber wir können halt nicht mehr alles machen, wenn ein Arzt ganz viele Patienten sehen muss jeden Tag und sich nicht genügend Zeit für die schwierigen Fälle nehmen kann.

Wäre es doch hilfreich, die einfachen Fälle für den Arzt schon praktisch vorzuarbeiten, dass er das, er oder sie, das einfach nur noch abzeichnet und sagt, das stimmt so, das ist wie ein zweiter Beobachter vielleicht oder einer, der schon die Vorarbeit leistet.

Und man braucht immer noch den Human in the Loop.

Also manchmal geht auch was schief, manchmal gibt es so schwierige Fälle, die so ein Programm auch noch nie gesehen hat.

Wenn es ein sehr seltener Krankheitsfall ist, der immer nur ganz wenige Fälle im Jahr betrifft, wo es weltweit vielleicht irgendwie nur 1000 Fälle gibt, dann braucht man immer noch Experten.

Aber dann kann es ja auch sein, dass diese Experten auch andere Experten zu Rate ziehen müssen, weil sie selber auch noch nicht so viele Fälle gesehen haben davon.

Also Experten brauchen auch einander und diese ganze künstliche Intelligenz hier in der Biomedizin soll das eher unterstützen und weiter vorantreiben, aber keine Experten ersetzen.

Wenn die humane Intelligenz überlegen ist, inwiefern ist sie das eigentlich?

Was können wir so viel besser?

Na wir haben viel, viel mehr Neuronen, wir haben viel, viel mehr Synapsen, wir haben eigentlich einen viel größeren Computer in jedem unserer Köpfe.

Wir nutzen sie vielleicht nicht immer richtig.

Aber wir können halt so ein neuronales Netz, es wird nie das Ziel geben, das menschliche Gehirn wie im Science-Fiction-Film also völlig nachzubilden.

Das schaffen wir mit unseren Kapazitäten zurzeit nicht.

Was auch fehlt, denke ich, wir können ungeschene Sachen lernen.

Also wenn plötzlich der Himmel dunkel wird und und wir wissen heute, es keine Sonnenfinsternis, dann gucken wir, ob da ein Meteor gerade auf uns runterrast oder sonst was.

Aber so ein Programm kann ja wirklich eigentlich nur die Sachen interpretieren, also oder klassifizieren oder einsortieren, was es schon mal gesehen hat.

Das braucht Beispiele.

Und wir lernen auch durchaus Sachen, die wir noch nie gelernt haben.

Wie ein Kind sprechen lernt zum Beispiel, ist ein sehr gutes Beispiel.

Also ein Kind, was sprechen lernt, kann Sätze bilden, die es noch nie gehört hat und die grammatisch richtig sind.

Und das ist alles nur eine Frage der Neuronenanzahl?

Das heißt, wenn sie genügend Neuronen programmieren oder bauen könnten in Hardware, würden wir das simuliert bekommen?

Nein, ich meine, wir können jetzt, ich weiß jetzt nicht, wie viele Billionen Neuronen ein menschliches Gehirn hat.

Ich bin wirklich keine Neurobiologin.

Es geht einfach, wie man systematisch so ein Gehirn dann trainieren könnte.

Und das dauert dann genauso lange vermutlich, wie es dauert, ein Kind zu trainieren, bis es erwachsen wird.

Und weil es so viele Eindrücke, Einflüsse gibt, Sensorik, das kann man gar nicht sich vorstellen, wie man das einem Computer direkt beibringen könnte.

Aber man kann einfache Sachen machen.

Wir vereinfachen ja auch, wenn wir medizinische Bildgebung machen, nehmen wir zum Beispiel den Thorax mit einem Röntgenbild auf.

Und das ist ja schon eine sehr vereinfachte Darstellung des Menschen.

Das sieht ja anders aus, als wenn man den Brustkorb aufschneiden würde und reingucken.

Und also man sieht da nur noch Grautöne.

Man sieht das wie so ein Foto, was so durchprojiziert wird, die Absorption von den Röntgenstrahlen.

Und dann hat man das Problem ja schon praktisch auf eine einfachere Ebene projiziert.

Und dann kann man nochmal gucken, was will man jetzt als nächstes machen?

Wissen, wo das Herz ist oder ob eine Rippe gebrochen ist oder ob Lungenkrebs sichtbar ist.

Und da hat man schon wieder so Subprobleme, die man praktisch versucht, dem Computer beizubringen.

Die Ärzte, die Sie eben hatten, die dann auch nochmal auf die KI-Befunde draufgucken müssen.

Also es ist ja okay, wenn die Maschine sagt, hier ist was Schlimmes und der Arzt guckt drauf und sagt, nee, hast dich vertan.

Aber wie verhindern Sie, dass der Arzt gar nicht erst gesagt bekommt, dass was Schlimmes da sein könnte?

Na, ich denke, wenn es ganz einfache Fälle gibt, ist die Sicherheit der KI vielleicht auch sehr groß.

Das kann man auch messen, wie sicher eine Diagnose dann vielleicht erstellt wird.

Der Arzt muss immer nochmal abzeichnen, muss immer nochmal draufgucken oder die Ärztin muss immer das nochmal bestätigen.

Es ist wie bei den selbstfahrenden Autos, dass immer noch jemand hinterm Steuerrad sitzen muss und zur Not bremsen oder das Lenkrad rumreißen muss und nicht dabei schlafen darf oder ferngucken darf.

Also es muss halt immer noch unter ärztlicher Betreuung stattfinden beim Patienten.

Aber man sollte auch sagen, Ärzte machen ja selber auch Fehler.

Es gibt keine perfekten Ärzte und dann ist das ja vielleicht so eine Lenkhilfe im Auto, eine Einparkhilfe oder eine Tempobeschränkung gar nicht so schlecht zu haben.

Analog ist das dann vielleicht auch bei der KI so.

Das heißt, die KI unterstützt den Arzt, der unterstützt die KI?

Genau, das ist eine Wechselwirkung.

Wir brauchen auch Ärzte, um die KI zu trainieren, um uns die Beispiele zu geben, um uns auch die Problemstellung zu geben.

Manche Sachen heißt es auch, da sollten wir gar keine Zeit verschwenden, wenn wir zum Beispiel sagen, wir wollen jetzt eine Lunge segmentieren, dann sagen die, das brauchen wir nicht.

Ich sehe, wo die Lunge ist, ich brauche jetzt nicht eine pixelweise Auflistung, wo jetzt Lunge ist.

Die wollen eher wissen, ob vielleicht die Pleura stecken bleibt oder ob da ein Modul ist, was übersehen wurde oder die komplexen Sachen.

Da wird die Hilfe hart gebraucht.

Aber theoretisch könnten Sie die Lunge pixelweise auflösen?

Ja, das ist das Einfachste.

Deswegen machen wir auch häufig die einfachen Sachen, weil man die auch einfacher semantisch beschreiben kann und viele Beispiele kriegen kann.

Man fängt ja auch selber mit den einfachen Problemen an.

Das hilft ja auch, wenn man erst mal die Lunge segmentiert, dass man erst mal weiß, wo Lunge ist und wo nicht und dass man weiß, wo man nach Nodulen suchen soll und wo nicht.

Also es hilft mir keine Nominichte, wenn ich ein Modul im Hintergrund irgendwo finde oder in einer ganz anderen Gegend und das ist nachher dann wahrscheinlich kein Nodul, sondern ein Blutgefäß oder irgendwas anderes.

Modul oder Nodule?

Modul, Nodule im Englischen.

Ah, ein Nodule.

Was ist das?

Ja, das ist ein ganz kleiner Tumor, der vielleicht bösartig wird.

Ich wage jetzt mal den großen Wurf.

Wenn Sie die Lunge pixelweise auflösen können, dann sollten Sie doch rein theoretisch auch in der Lage sein, den gesamten Körper pixelweise aufzulösen und da dann Ihre Maschine drüber zu schicken und zu sagen, so da, da, da, da, da, ist kaputt.

Ja, das ist der Traum.

Das ist wirklich der Traum, dass man so ein Whole-Body-Imaging macht und es gibt ja auch Whole-Body-MRTs schon und es gibt jetzt bald Whole-Body-Prozedron-Emission-Tomographie mit geringer Dosis, dass man wirklich jeden Menschen einmal im Jahr durch so eine Röhre zieht, wie Sie das genannt haben, und guckt, ob irgendwo was fehlt.

Also jemanden wirklich auf Herz und Nieren prüfen, aber einfach durch Bildgebung.

Und dann vielleicht zusätzlich noch vielleicht eine kleine Blutprobe, Urinprobe, was einem gerade noch so einfällt, macht und das auch noch dazu benutzt.

Und ich möchte es eigentlich, also Lunge ist ein schönes Beispiel dafür, denn man kriegt ja häufig einen Scan wegen was ganz anderem.

Zum Beispiel, wenn man ein Problem mit dem Herzen hat oder wenn man einen Fahrradunfall hat und sich vielleicht doch eine Rippe gebrochen hat.

Aus irgendwelchen Gründen werden Leute jeden Tag im Krankenhaus gescannt und da guckt eigentlich, also gute Radiologen schauen schon, ob sie noch irgendwas anderes sehen.

Also das nennt man dann die "Inzidentellenbefunde", wo man zufällig bei jemandem, der halt vielleicht auch dafür prädestiniert ist, auch einen kleinen Lungenkrebs findet, obwohl er gerade wegen einem Fahrradunfall gekommen ist und nicht, weil er irgendwelche Atembeschwerden hat oder persistenten Husten oder andere mehr symptomatischen Anzeichen von Lungenkrebs.

Und das ist natürlich gut, denn wenn man sowas sehr früh findet, inzidentell, kann man auch viel mehr gegen tun.

Wie weit sind Sie davon entfernt?

Immer noch zu weit.

Das Problem ist ja auch, dass die Daten für uns nicht so schön vorbereitet sind, wie wir sie für unsere Computerprogramme brauchen könnten.

Also wenn jedes Krankenhaus in Deutschland vernetzt wäre, für jeden Patienten die ganze Krankenakte also griffbar wäre, vielleicht auch von deren Verwandten, dass man weiß, was vielleicht in der Familie an Fällen schon passiert ist und auch wirklich gut alles annotiert wäre.

Also wenn jemand einen Scan hat, dass auch alles von dem Scan in einer systematischen Weise ordentlich in eine Liste eingetragen wird, stattdessen hat man halt diese sehr ausschmückenden ärztlichen Befunde, wo man dann eigentlich dann noch mal eine Textanalyse drauflaufen lassen müsste.

Und das ist häufig auch nicht digital.

Das ist häufig irgendwie ausgedruckt und wieder eingescannt und nicht mehr maschinenlesbar.

Es kommt immer aufs Abrechnungssystem des Krankenhauses an, vielleicht auch auf den Krankenversicherer auch noch.

Also es ist schönes Chaos im Moment noch.

Also da sind wir leider noch sehr weit davon.

Es gibt schon bessere Beispiele, wie das vielleicht ein bisschen besser gemacht werden könnte.

Ich war vorher in England, bevor ich nach Deutschland gekommen bin und da ist das National Health Service halt ein bisschen besser vernetzt, aber es ist auch noch nicht ideal.

Aber ich glaube, wir lernen daraus, Ärzte lernen daraus auch und sind auch wirklich sehr aufgeschlossen, das halt auch ein bisschen besser voranzutreiben.

Und wir können auch KI benutzen, um solche Daten ein bisschen aufzuräumen gleichzeitig, praktisch so eine Art, wir nennen das Kuration von Daten

vorzunehmen.

Denn wenn man gut sortierte Daten hat und dann dem Algorithmus schlecht sortierte zeigt, vielleicht kann es dann automatisch die Daten ein bisschen besser präparieren, dass man sie wieder besser fürs Trainieren von dem nächsten Programm benutzen könnte.

(H) Trotzdem wäre es ja andersrum schöner.

Alle würden dieselbe Struktur an Daten verwenden.

Gibt es da eigentlich irgendwie eine Instanz, eine Institution, die sagt, so wir strukturieren jetzt sämtliche Gesundheitsdaten durch.

Hier ist jetzt die Blaupause, nach der ihr in Zukunft alle arbeiten müsst?

(K) Nein.

(H) Oh Gott.

(K) So eine Art Deen.

So ein Deen brauchen wir.

(H) Ja, genau.

(K) Nein, das gibt es, soweit ich weiß, gibt es das überhaupt nicht.

Es gibt vielleicht vereinzelte Krankenhäuser, die in einer Abteilung das versuchen zu machen.

Und es gibt eigentlich auch die Disziplin der Medizininformatik, die sich auch damit ein bisschen stärker beschäftigen.

Aber es gibt halt keine 08/15-Lösung, die jeder akzeptiert.

Wenn man nicht auch alle Felder benutzen kann oder irgendwas fehlt, dann ist auch die Akzeptanz der Ärzte wahrscheinlich nicht sehr groß, wenn die eigentlich doch noch eine Annotation extra reinmachen wollen, weil das irgendwie nicht so ganz für diesen Patienten so passt, dieses Schema F, was man da dann vorgelegt

bekäme.

Also dann hakt es halt doch noch.

Dann braucht man immer noch ein bisschen mehr Flexibilität.

(H) Sie müssten also eine Struktur-KI der eigentlichen KI vorschalten.

Arbeiten Sie da dran?

(K) So ein bisschen arbeiten wir an Bildqualität.

Also man kann eigentlich zum Beispiel ein Algorithmus trainieren, gute und schlechte Daten zu erkennen.

Und zwar zum Beispiel bei der Fotografie würde man sagen, ist das Bild scharf oder ist es unscharf?

Und wenn man dann viele Beispiele zeigt, dann lernt es, ein Programm zu unterscheiden und macht vielleicht schon so eine Warnmeldung, das Bild ist unscharf.

Und bei Tomogramm, MRT oder so, kann es sein, dass der Patient sich bewegt hat oder dass die Atmung nicht konstant war.

Das sind dann andere Artefakte, die man hat.

Das ist weniger scharf.

Da hat man vielleicht so eine Art Bewegungsunschärfe reingebracht.

Und was man dann machen kann, man kann dann sehr gute Daten nehmen und die mit Absicht unscharf machen mit irgendeinem Algorithmus.

Das muss gar kein KI-Algorithmus sein.

Das muss wirklich so was sein, dass man versteht, wie die Bewegung funktioniert hat, warum diese Daten korruptiert und dann praktisch gute Daten zu schlechten Daten umformen.

Das hört sich jetzt erstmal ein bisschen doof an, dass man Daten mit Absicht degradiert.

Aber wenn man dann einem Algorithmus Beispiele von dem guten und dem schlechten Beispiel gleichzeitig zeigt, kann der Algorithmus das praktisch umkehren.

Und wenn man dem dann nachher andere schlechte Daten zeigt, kann der gute Daten daraus erzeugen, praktisch ableiten oder inferieren.

Und da sind wir schon recht erfolgreich.

Da haben wir gute Bewegungskorrekturen gemacht, also Daten gerettet, die vielleicht dann gar nicht mehr sonst nutzbar gewesen wären.

Und das ist schon der erste Schritt für so eine KI-Anwendung, wie man Daten wieder aufarbeiten kann.

[Siebert] Ihre Daten, also die Trainingsdaten, die Sie benutzen, wo holen Sie die eigentlich her?

Sind Sie an sämtliche MRTs Deutschlands angeschlossen?

[Kleinwälder] Nein, leider nicht.

Ich habe viel gearbeitet.

Etwas, was es auch in Deutschland gibt, aber ich habe an der Variante in Großbritannien gearbeitet.

Das heißt UK Biobank.

Das ist eine Riesenstudie, wo 100.000 Bürgerherzen hier untersucht werden und vor allem abgebildet werden.

Und das sind 100.000 Bilddatensätze, die jetzt zur Verfügung stehen.

Und die sind halt sehr streng kontrolliert.

Also es ist ein ganz strenges Bildprotokoll und die Scanner werden also gut

gewartet.

Und alle kriegen genau das gleiche Bildprotokoll, was man im normalen Leben nicht hätte.

Und dadurch hat man sehr, sehr viele, sehr, sehr gute Daten.

In Deutschland gibt es das auch.

Das sind dann etwa 30.000 Volontäre.

Das sind keine Patienten, das sind halt auch gesunde Menschen.

Keiner ist völlig gesund wahrscheinlich, aber halt die vornehmlich Gesunden sind etwa 30.000 in der nationalen Kohorte in der NARCO.

Das ist eine deutsche Initiative und da werden auch andere Daten angesammelt.

Es gibt in einzelnen Krankenhäusern auch Studien, also Forschungsstudien, wo Patienten freiwillig teilnehmen oder wo Volontäre gescannt werden.

Das sind aber häufiger dann kleinere Zahlen.

Man braucht meistens gar nicht mehr so viele Zahlen, wie wir denken.

Also 30.000 ist für mich schon viel zu viel.

Mit 1000 kann man schon sehr viel machen.

Und schon mit 100 bin ich sehr glücklich manchmal.

Denn die Bilddaten haben unglaublich viel Information.

Das ist ja nicht nur ein Bild von einem Herzen oder einer Lunge.

Das ist ja jeder Pixel in dem Bild zählt ja schon.

Ist denn, wenn ich jetzt mal die 100.000 aus UK und die 30.000 aus Deutschland nehme, wären diese 130.000, wenn Sie die denn dann mal sauber durchgehend verarbeitet bekämen, wären die schon repräsentativ für den Menschen?

Die wären repräsentativ für die Demografie der beiden Länder.

Und da muss man auch aufpassen.

Die sind wahrscheinlich noch nicht mal repräsentativ für die richtige Demografie.

Denn Leute, die weniger Wohlstand haben oder schlechtere Gesundheit haben, würden wahrscheinlich weniger volontieren für diese Studien.

Also man hat dann eine bestimmte Bevölkerungsschicht damit auch nur erreicht und auch nur eine bestimmte Altersgruppe.

Ich glaube, das ist so zwischen 40 und 70, die Altersgruppe.

Man hat da keine Kinder drin, nur Erwachsene, die anfangen, Herzprobleme zu entwickeln.

Das ist halt die Idee von der UK Biobank, dass man mit Anfang 40 vielleicht anfängt, Herzprobleme zu entwickeln und dass man die dann hoffentlich dann früh erkennen wird, wenn man genügend Leute in dem Alter untersucht hat.

Aber eigentlich bräuchten Sie ja jedes Alter in gesund und krank.

Ja, ich meine, der Traum wäre, dass jeder Mensch, jeder Scan, der von jedem Menschen jemals gemacht wird, plus nochmal ein paar Screening-Scans, also vielleicht einmal im Jahr oder alle zwei, drei Jahre, ein bisschen wie später Frauen, wenn man eine Mammografie bekommt, aber dass vielleicht das ganze Leben lang irgendwas immer aufgenommen wird von Menschen und dass dann praktisch ein ganzes Bild von jedem Menschen da ist und dass man das alles verlinken könnte.

Hört sich ein bisschen nach gläsernen Patienten an und ist es auch.

Aber man muss sich auch überlegen, was ist denn auch der Nutzen davon, wenn man dafür Krebs unglaublich früh erkennen könnte, wenn man bei einem Teenager erkennen könnte, dass der oder die prädestiniert ist, eine Herz-Kreislauf-Krankheit zu entwickeln oder Krebs zu entwickeln und man die Intervention dann viel früher machen könnte, eingreifen und präventiv praktisch Medizin betreiben könnte, statt immer nur reaktiv.

Das wäre doch ein unglaubliches, ein unglaublicher Gewinn für die Bevölkerung.

Man ist ja Teil vom Ganzen, man ist ja Teil einer Gesellschaft und wenn jeder seine Daten dazu beitragen könnte, wäre das unglaublich, finde ich.

Also so weit sind wir ja leider noch lange nicht, sondern Sie haben begrenzte Daten.

Was genau bringen Sie Ihrer Maschine, ich nenne das jetzt mal Ihre Maschine, was genau bringen Sie Ihrer Maschine bei, also was genau perzeptiert Ihr Perzeptron?

Ja, eigentlich nur die Abgleichung zu einer Kostenfunktion.

Und das ist auch das Problem.

Also erst mal stecken wir sehr viel Wissen schon irgendwie rein und das ist vielleicht nicht das geeignete Wissen.

Also wie wir jetzt die Kostenfunktion definieren, vorhin das Beispiel, wie grün ist der Baum oder so, da habe ich ja schon irgendwas reingebracht.

Aber ein Baum ist ja nicht nur grün, ein Baum hat auch Struktur, der hat Blätter, der hat Zweige, das ist eine bestimmte Sorte.

Ein Baum hat auch ein genetisches Make-up, also da gibt es ja viel, viel mehr Sachen, die man reinton könnte.

Und wie wichtet man die gegeneinander, ist da noch mal eine Frage, da muss man diese Wichtung auch noch mal lernen.

Also man öffnet dann immer mehr Pandoras-Box, um da eine geeignete Kostenfunktion allein schon zu designen.

Was ein großes Problem ist in der KI und auch ein sehr aktives Forschungsfeld deswegen, ist zu verstehen, warum sie funktioniert.

Es ist schön zu sehen, empirisch, dass sie funktioniert.

Ich dachte, Sie wüssten so was.

Nein, aber die Interpretation, also in diese Blackbox reinzugucken, die Sachen, die ich reinstecke, verstehe ich schon, aber sind vielleicht nicht die besten Sachen.

Aber auch zu verstehen, warum jetzt eine bestimmte Klassifikation einer Krankheit stattfindet oder warum der Patient als krank betrachtet wird und die Patientin nicht, obwohl sie auch krank ist oder was anderes hat.

Diese Interpretation und diese Erklärbarkeit der Algorithmen ist halt immer noch ein sehr aktives Forschungsgebiet.

Also eigentlich sind diese Algorithmen eine Form von Mathematik, die man noch nicht die Gesetze richtig aufgestellt hat, noch nicht die Theoreme entwickelt hat.

Also da ist noch sehr viel Unklarheit, warum Sachen funktionieren oder auch nicht funktionieren.

Ja, aber Sie haben dem Ding doch gesagt, wie es funktionieren soll.

Wie können Sie denn dann nicht wissen, wie es funktioniert?

Das verstehe ich nicht.

Naja, ich habe schon einige Sachen dem Ding gesagt, was es machen soll.

Also, dass Bäume grün sind und nicht rosa oder so.

Aber das reicht ja vielleicht nicht.

Da kommt dann vielleicht ein grüner Riese an oder ein grünes Haus steht da und wird jetzt auch als Baum einklassifiziert.

Das reicht ja da nicht.

In dem Moment wissen Sie ja, achso, darum hat das Baum gesagt, weil das Haus grün ist.

Ja, genau.

Ja, das stimmt schon.

Und dann gibt es so Sachen, die vielleicht kein Baum sind, sondern eine grüne Pflanze, die aber kein Baum ist, technisch, oder ein grünes Tier kommt an.

Dann funktionieren bestimmte Sachen einfach nicht.

Dann gibt es dann diese falsch Positiven, die man ja nicht haben will.

Und dann muss man noch mehr Daten wieder zufügen.

Also man kann eigentlich sehr viel regeln, indem man mehr und mehr Daten reinmacht und möglichst auch sehr viel regularisiert, also auch so ein bisschen diese Kostenfunktion ein bisschen abschwächt und einfach das durch sehr viel mehr Daten und sehr viel mehr Perzeptrons lösen würde.

Aber so viel, so den Luxus haben wir meistens nicht.

Habe ich das richtig verstanden?

Letztendlich verstehen Sie ab einem bestimmten Punkt diese Backpropagation, die wir eben hatten, nicht mehr?

Ja, die versteht man schon.

Es gibt einem ja einfach einen Fehlerwert.

Bloß die Backpropagation, die berechnet den Fehler anhand der Kostenfunktion und der Differenz eigentlich zu allen Schichten in diesem ganzen neuronalen Netzwerk.

Also das ist eine ganz lange, ich muss jetzt überlegen, wie das im Deutschen, also ich nenne es Calculus, eine ganz lange Gleichung, die man durch propagieren muss, um den Fehler zu bestimmen.

Und ich verstehe den Fehler schon, bloß ich habe ja selber eine Kostenfunktion da mal reingesteckt und die ist vielleicht nicht perfekt.

Und ich weiß auch nicht, wie viele Neuronen ich brauche, wie viele Schichten ich

brauche.

Das sind ja alles Designchoices, wie die ein Ingenieur oder eine Ingenieurin auch macht, wenn sie ein Auto entwickeln oder ein Flugzeug oder sonst was.

Und es muss halt trotzdem fahren und fliegen nachher.

Aber halt funktioniert es unter allen Wetterbedingungen und da kann kein, wie viel Benzin muss so ein Auto tanken oder geht es auch mit Strom oder Hybrid?

All die Sachen sind halt bei neuronalen Netzen auch noch zu designen.

Der Versuch, diese neuronale Blackbox zu erhellen, von der Sie da gerade gesprochen haben, kann der überhaupt gelingen?

Weil am Ende wächst die ja mit, die Blackbox.

Naja, also ich glaube, das wird dann irgendwann ein Metaproblem werden, wo man eine Blackbox braucht, um die andere zu erklären.

Ich glaube schon, ich glaube, dass man halt stufenweise Fortschritte machen wird.

Es ist ein sehr aktives Forschungsfeld und da arbeiten Forscher aus der ganzen Welt dran zusammen.

Und bestimmte Sachen, man kann so ein bisschen reingucken in die Blackbox und gucken, wie jedes Neuron reagiert hat zum Beispiel.

Wie ist die Wichtung, die da rauskommt?

Wie hat sich die Wichtung geändert?

Und dann kann man so etwas herstellen, das heißt so etwas wie eine Feature Map.

Und das ist so ein bisschen reverse engineering.

So reverse engineering, genau.

Wo man sieht, ja, das hat jetzt Krebs erkannt, weil in dem Teil vom Bild das Netzwerk aufgeleuchtet hat und in dem Teil vom Bild ist auch der Tumor.

Das gibt einem so ein bisschen eine Sicherheit, dass das Netzwerk das Richtige gemacht hat.

Wenn es aber sagt, es findet Krebs, weil es oben rechts den Krankenhaustitel sieht und das ist ein Krebsforschungszentrum und es lernt einfach nur diesen Text da kennen und nimmt dann an, naja, wenn das ein Patient in dem Krebsforschungszentrum ist, dann wird der wohl Krebs haben.

Dann ist es halt nicht sehr clever gewesen.

Und vor allen Dingen, das reverse engineering bedeutet ja nicht notwendigerweise, dass ich zum gleichen Ergebnis komme, wenn ich die gleiche Eingabe mache.

Das ist ja ungefähr so, als würde ich an der Spitze eines Astes sitzen.

Da sieht der Weg zur Wurzel ja auch eindeutig aus.

Von der Wurzel aus ist der Weg zum Ast ja vieldeutig.

Naja, wenn man das Gleiche rein tut, sollte man schon das Gleiche rausbekommen.

Sonst wäre es auch kein sehr robustes System.

Das würde ich schon voraussetzen, dass das passiert.

Aber es ist natürlich so, dass man jedes System initialisieren muss.

Man fängt nicht von Null an, sondern man fängt mit ein bisschen Rauschen an.

Denn wenn alles auf Null gesetzt wird, kommt immer Null hinten raus.

Deswegen muss man ein bisschen Rauschen drauflegen, ein bisschen kleine Werte irgendwo reinsetzen, damit irgendwas passiert.

Und da, wenn man da jedes Mal einen anderen kleinen Wert reinsetzt, wenn man

das neu trainiert, kriegt man auch eigentlich eine andere Antwort.

Da misst man eher, wie unterschiedlich ist die andere Antwort.

Also wie präzise ist das System.

Nicht nur wie akkurat ist es, kriegt es die richtige Diagnose, sondern wie präzise hat es immer so die ähnliche Antwort.

Also wie ist die Variierung.

Wie sieht das eigentlich konkret aus, wenn Sie Rauschen drauflegen?

Sie haben ja, das ist jetzt nicht wie bei mir, ich habe hier eine Maschine, da drehe ich an einem Knopf und dann rauscht es mehr oder weniger.

Sie müssen das wahrscheinlich alles in Code eintragen, oder?

Ja, das ist aber, das gibt ja sehr viel, ja, das gibt sehr viel Architektur, die schon praktisch so ein bisschen vorgebaut sind für einen wie so Module.

Und da ist das schon Teil der Initialisierung.

Das ist praktisch, dass man dann die ganzen Neuronen festlegt, wie breit und wie tief soll das Netzwerk sein.

Und dann, bevor man anfängt, kann man einfach rauschen, praktisch in Form von kleinen, ganz kleinen, merischen Werten auf jedes Gewicht, was man lernen will, setzen.

Dass es nicht auf 0 steht, sondern auf 0,001 oder -0,05 oder so.

Und das macht man möglichst mit einem Zufallsgenerator, dass man das rauf tut.

Und dann, was man dann eigentlich auch machen muss, man muss es mehrfach machen, fünfmal oder so was und dann halt die Abweichung messen.

Und damit es auch robust ist, denn wenn man jedes Mal, wenn man nur ein ganz kleines bisschen was ändert bei einer Initialisierung und ein völlig anderes

Trainingsergebnis bekommt, stimmt was nicht.

Dann hat man richtig einen, das nennt man eigentlich einen Error, sondern einen Blunder in der Algebra.

Das ist dann wirklich reine Mathematik, wo man dann misst, also nicht nur misst, sondern nachweisen kann, wenn ein System, wenn es nur leicht perturbiert wird, eine völlig andere Antwort gibt, dass das System schlecht konzipiert ist.

Ich hatte eben gefragt, was genau bringen Sie Ihrer Maschine bei?

Ich glaube, da sind wir bei stehen geblieben.

Was für Daten holen Sie sich und was machen Sie mit denen?

Ja, ein einfaches Beispiel wäre zum Beispiel, in einem Bild Rauschen zu unterdrücken.

Also dann hat man Bilder, die keinen Rauschen oder sehr wenig Rauschen hat, tut künstlich Rauschen drauf und stellt dann dem Programm dieses Paar vor.

Und was man will, ist, dass dieses Bild, was verrauscht, reingegeben wird in das neuronale Netz, also verteilt mit kleinen Werten, für jedes Neuron kriegt ein paar Werte ab, dass hinten dann das Unverrauschte rauskommen soll.

Natürlich wird es dann mit der unverrauschten Version von sich selber abgeglichen und sagen wir mal, die Kostenfunktion ist dann wirklich nur die Differenz zwischen zwei Bildern.

Also jeder Pixelwert wird abgezogen von dem einen, vom anderen Bild.

Und dann kann man wirklich damit das Rauschen unterdrücken.

Das kann man auch bei Signalen machen.

Das muss ja kein Bild sein, das kann auch einfach das Tonsignal sein.

Und praktisch ist es eine Art Rekonstruktionsproblem, also dass man ein Bild in ein anderes oder eine bessere Version von sich zurück rekonstruiert.

Das kann man aber auch an Bildern machen, die noch nicht selber rekonstruiert sind.

Denn Bilder sind ja eigentlich Signale, die aufgenommen werden, zum Beispiel vom MRT.

Das ist im Frequenzbereich wird es aufgenommen und es wird erst durch was, das heißt inverse Fourier Transformation in ein Bild umgewandelt.

Das ist ein ganz einfacher Vorgang, das ist numerisch, dauert ziemlich lange, deswegen ist MRT immer ein bisschen langsam.

Aber man kann diese Transformation lernen, indem man nämlich Bilder hat, wo man weiß, wie man sie rekonstruiert.

Und aber dann später dem Algorithmus dann nur noch das rohe Signal zeigt und es spuckt praktisch hinten das rekonstruierte Bild aus.

Es hat also indirekt diese inverse Fourier Transformation gelernt.

Ah, Sie brauchen also gar nicht erst ein rauschendes Bild zu erzeugen, um das dann zu entrauschen, sondern Sie schleifen das einmal durch Ihre Maschine und da kommt ein direkter Raussspreis raus.

Genau, also man lernt gleichzeitig die Rekonstruktion und die Rauschunterdrückung.

Und man kann zusätzlich noch andere Sachen lernen, wenn es zum Beispiel ein Bild vom Herzen ist, kann man zusätzlich noch lernen, wo das Herz ist.

Man kann das Volumen vom Ventrikel bestimmen, die Diastole, die ganzen Messungen, die ein Kardiologe vornehmen würde, kann man bestimmen und man muss gar nicht mehr rekonstruieren.

Also man kann wirklich, man kann nachher sogar nur noch einen Wert ausspucken, wenn man will.

Also man könnte nachher wirklich bloß die, das heißt Ejection Fraction im Englischen bestimmen, das ist wirklich nur ein Wert, der indiziert, ob das Herz gut funktioniert oder nicht für bestimmte Fälle.

Man muss dann gar nicht mehr auf ein Bild gucken.

Also man kann wirklich von verrauschten, sogar inkompletten Daten einen diagnostischen Wert direkt bestimmen.

Und das macht es natürlich unheimlich schnell.

Das wäre jetzt meine Frage gewesen.

Ist das aufwendig oder ist das einfach ein kleiner grauer Kasten, den ich ans MRT anflansche und alles klappt?

Ja, genau.

Das ist eher das Zweite.

Also das Trainieren dauert natürlich lange.

Man muss halt, was weiß ich, 1000, 2000, 10.000, 300.000 Datenpaare durchschicken, bis man das einigermaßen trainiert hat.

Und das ist das, was lange dauert.

Aber das kann man ja irgendwann machen.

Das kann man ja irgendwie über den Sommerurlaub laufen lassen.

Aber dann, wenn man das einfach dann nur ein neues Bild, wenn die Gewichte eingefroren sind, das Netzwerk trainiert ist, einfach nur ein Bild durchschickt oder die hohen Daten durchschickt, ist das praktisch sofort.

Also es dauert Millisekunden, bis man das raus hat.

Und das ist natürlich dann super.

Da kann man sich dann überlegen, ob man wirklich den Scanner umbaut und das mit einem Knopfdruck direkt rein programmiert, also ein getrainiertes Netz einfach reinbaut.

Sodass man diese Werte automatisch auch bekommt.

Haben Sie sowas schon gebaut?

Nein, aber ich glaube, wir sind wirklich nicht mehr weit vormit.

Kollegen, die arbeiten schon direkt dran, wie sie in die Scannerkonsole Programme direkt integrieren können.

Aus regulativen Gründen darf man das noch nicht.

Es darf halt nicht diagnostisch noch nicht eingesetzt werden, weil man das erst durch klinische Trials durchbringen muss und Approval bekommen muss.

Aber wir sind, glaube ich, bei manchen Sachen, bei den einfacheren Sachen schon kurz davor.

Das ist also Intelligent Scanning und Active Scanning wird alles ziemlich schnell kommen jetzt.

Was nennen Sie einfachere Sachen?

Einfachere Sachen ist zum Beispiel, ob man einfach entscheidet, ob das Bild gut war oder nicht.

Ob der Patient nochmal gescannt werden muss oder nicht.

Bevor der Patient nämlich wieder nach Hause geht, bis man ihn wieder zurückgeholt hat und das Bild zu wiederholen.

Da vergehen ja wieder ein paar Wochen und dann ist es vielleicht auch schlecht.

Ein schlechter Ausgang für den Patienten.

Also während der Patient im Scanner ist, kann vielleicht schon eine rote Lampe hochgehen und sagen, gleich nochmal scannen.

Da war eine Bewegung.

Brauchen wir gar nicht zurückkonstruieren.

Ich hatte die Hoffnung, Diagnostik wäre auch schon kurz vor dem Startschuss.

Bestimmte Diagnostik bestimmt.

Also wenn man das Volumen vom Herzen schnell bestimmen kann, kann man gleich den Patienten schon vielleicht für eine kompliziertere Bildgebung gleich noch da behalten.

Sagen wir brauchen doch eine Katheterisierung, müssen doch Kontrastmittel injizieren.

Hier sind schon alle Anzeichen da, dass wir sie sowieso nochmal zurückrufen müssen.

Dann behalten wir sie doch gleich hier und machen das auch noch schnell.

Diese 300.000 Datenpaare, die Sie eben gesagt haben, haben Sie die?

Nein, das waren vorhin die 100.000 oder die 30.000 hier.

Aber im Grunde müsste doch, wenn ich mir jetzt die Kliniken angucke oder auch die Radiologen angucke, da fallen doch dermaßen viele Daten raus.

Sie müssten doch eigentlich Millionen von Datensätzen bekommen.

Natürlich, wir sitzen auf einer Goldmine, aber die Goldmine ist halt nicht so schön annotiert und schön kuratiert.

Da haben wir vorhin schon ein bisschen drüber gesprochen.

Also die Daten kann man jetzt nicht einfach so benutzen, wie sie im Moment sind.

Aber wir können halt immer mehr machen und je mehr wir auch Radiologen, Neuroradiologen, Kardiologen mit einbeziehen, desto einfacher geht es.

Da ist auch wirklich großes Interesse von der Seite.

Hat die Ärzteschaft Angst, überflüssig zu werden?

Nein, aber es gibt dieses berühmte Zitat von einem Radiologen aus Stanford, der Name entfällt mir gerade, der gesagt hat, dass Ärzte oder Radiologen gerade, die keine KI benutzen, werden nicht durch KI ersetzt, aber sie werden durch Radiologen ersetzt, die KI benutzen.

Also ich glaube, da ist auch dieses Fear of missing out, das findet da jetzt auch statt.

Viele Ärzte wissen, sie müssen sich mit dem Thema zumindest beschäftigen, natürlich auch ethisch mit dem Thema beschäftigen, das ist auch sehr wichtig.

Aber da ist halt schon, glaube ich, so ein bisschen die Panik dabei, dass man da was verpasst und doch auch mitspielen möchte.

Ethisch?

Wo ist denn das ethische Problem?

Naja, das Ethische ist es immer, in der Medizin ist die Ethik natürlich ganz groß geschrieben, in der KI als Disziplin an sich auch.

Wenn man Daten benutzt, kann man wieder vielleicht rekonstruieren, welcher Patient mit welchem Teil seiner Daten zu einem großen Modell beigetragen hat.

Also kann man reverse engineering machen, was da ein einzelner Patient wieder identifizierbar sein könnte.

Das ist natürlich da eine Angst und da gibt es eine ganze Subdisziplin, die sich damit beschäftigt, wie man die Privatsphäre präserviert.

Also dass wirklich bestimmte Sachen nicht erkennbar sind, also derartig anonymisiert und unkenntlich gemacht sind, dass es eher darum geht, dass man, wie Sie sagen, die Physiologie oder Anatomie von Patienten, aber nicht die Identität von Patienten erkennbar machen kann.

Gibt es in Ihrer Forschung eigentlich auch so Heureka-Momente?

Also im Moment finde ich, es ist ein unheimlich interessantes Gebiet.

Es ist halt ein bisschen noch inkrementell.

Also ich habe ja Ende der 80er schon angefangen zu studieren und schon da haben wir mit neuronalen Netzen gearbeitet und backpropagation gemacht und eigentlich waren die ganzen Grundelemente da.

Deswegen im Moment methodisch finde ich, hat sich noch nicht so viel getan.

Was sich viel getan hat, ist einfach, dass wir jetzt schnellere Computer und GPUs haben und dass wir mehr annotierte Daten haben und auch generell auch Gelder in diese Richtung auch gesteckt werden, dass die Funder auch wirklich sagen, dass es wichtig daran zu arbeiten und man sieht auch schneller Ergebnisse als früher.

Aber so richtig diese Durchbruchdinge gab es jetzt schon lange nicht mehr.

Diese backpropagation damals war ein großes Ding.

Ein anderes, gerade auf Bilder angewandt, waren diese convolutional neural networks.

Das sind also neuronale Netzwerke, die nicht nur jedes Neuron mit jedem verbinden, was unheimlich teuer ist bei dreidimensionalen Bildern, sondern die einfach so ein bisschen eine Gruppierung von Pixeln zusammennehmen und dann praktisch eine Filterung lokal machen und dadurch die Sachen sehr viel schneller machen.

Das war einfach ein sehr eleganter Algorithmus, dass man wirklich auf Bilddaten und dann auch auf medizinischen Bilddaten erstmal was Computer Vision, dann Medizin erst sehr viel effizienter arbeiten kann und sehr gute Ergebnisse kriegen kann.

Das waren, glaube ich, die beiden Grundelemente zusammen mit technischen Entwicklungen wie GPUs natürlich.

Was mich jetzt in letzter Zeit wirklich interessiert, ist, dass man wirklich nicht nur auf den Bildern arbeitet und das sind diese kleinen Eureka-Momente vielleicht, sondern dass man wirklich auf den Sensordaten direkt arbeiten kann.

Weil man weiß, wie das Bild irgendwann hinten aussehen würde, kann man das auch praktisch selber generieren durch diese Algorithmen.

Und dann kann man sich umgehen und dadurch auch viel schneller machen, eventuell weniger Sensordaten erstmal überhaupt aufnehmen, um auch die Bildgebung selber schneller zu machen, wenn ich nur ein Viertel vom MRT brauche, um ein gleichwertiges Ergebnis zu bekommen, weil ich ja dann auch praktisch wie eine Interpolation mache.

Also mein Modell sagt dann raus, wie ein voll gesampeltes Bild aussehen würde und dann brauche ich gar kein voll gesampeltes Bild mehr, weil ich kann es ja selber generieren.

Das ist schon sehr schick.

Man muss natürlich sehr aufpassen, dass man nicht aus Versehen irgendeine Krankheit überdeckt oder irgendeinen Detail verliert, was vielleicht wichtig wäre diagnostisch.

Aber das kann man ja testen.

Das ist schick, aber es ist immer noch inkrementell.

Gibt es bei Ihnen so etwas wie, weiß ich nicht, Vermars letzten Satz?

Also da ist eine Mauer, da kommen wir gerade nicht durch?

Ja, ich denke, das ist schon diese Blackbox, der wir noch knabbern.

Wenn das hier jemand löst, dass da wirklich nicht nur so eine kleine Taschenlampe hinten in die Blackbox reinscheint, sondern wirklich mathematisch besser erklären kann oder auch voraussagen kann, was passiert.

Das wäre sehr schön.

Und da wird auch viel daran gearbeitet.

Aber es sind halt sehr separate Communities, also neuronale Netzwerke.

Ich sage das immer so, das sind eigentlich Ingenieure, die das gemacht haben und nicht Mathematiker.

Da mache ich mir vielleicht Feinde mit, mit so einer Aussage.

Aber eigentlich fehlt da noch sehr viel an der Mathematik.

Und die Informatik bei mir hängt halt so ein bisschen dazwischen.

Und wir versuchen das Bindeglied zum Teil zu sein.

Aber da wird noch einiges an Arbeit auf uns zukommen.

Gibt es Hinweise darauf, wo die Lösung der Blackbox-Erhellung liegen könnte?

Oder tappen Sie da auch noch völlig im Dunkeln?

Da tappen wir schon noch im Dunkeln.

Ich finde auch, dass diese Architekturen, die wir benutzen, ein bisschen zu simplistisch gleichzeitig sind.

Wir halten es natürlich simplistisch, weil wir sonst nie eine Chance hätten, die wirklich gut zu erklären und verstehen zu können.

Aber die sind zum Teil nicht für medizinische Bilddaten wirklich gut geeignet.

Und der Grund dafür ist, dass es halt keine 2D-Bilder sind, wie ein Kamerabild, sondern dass da die Bilder auch eine Tiefe haben, also eine Dicke von den 2D-Bildern auch eine Rolle spielt, die Auflösung der Bilder in alle drei Richtungen wichtig ist, was für ein Aufnahmeverfahren benutzt wurde, was da für eine Streuung ist, eine Attenuierung und andere Dinge.

Die ganzen physikalischen Modelle sind noch überhaupt nicht drin.

Und da könnte man auch noch mehr machen.

Ein Teil meiner Forschung wird auch in die Richtung gehen.

Sie hatten eben gesagt, Sie sind Informatikerin.

Wie sind Sie denn ausgerechnet zur Medizin gekommen eigentlich?

Na, ich habe im Grundstudium schon Oberseminare besucht, die sich mit der Biomedizin beschäftigt haben als Anwendungsgebiet der Informatik.

Und ich habe auch gerne Computer Vision gemacht.

Das ist immer schön, wenn man ein Programm entwickelt, wo man nachher das Ergebnis visuell sehen kann und nicht nur irgendwelche Zahlen oder Grafiken.

Für so Leute wie mich, ja.

Also wenn man so ein visueller Typ ist, dann sind Bilder eigentlich was Schönes.

Und ich fand einfach die Anwendung in der Medizin einfach auch eine sehr wichtige, wo man auch sieht, dass man da vielleicht einen Unterschied machen kann.

Und das war schon im Grundstudium so.

Ich bin halt, welches Jahr haben wir denn überhaupt?

2021.

Nach der Pandemie weiß man schon gar nicht mehr überhaupt, in welchem Jahr man ist.

Ich bin in England lange gewesen.

Also eigentlich habe ich immer, habe Teil meiner Forschung in England, in London gemacht und in Oxford und bin jetzt gerade erst wieder vor ein paar Monaten in Deutschland gelandet, nach langer Zeit.

Und da schlage ich auch so ein bisschen die Brücke zwischen den Systemen.

Es ist eigentlich ziemlich interessant, wie unterschiedlich mit Bilddaten von Patienten in England oder im UK und in Deutschland auch umgegangen wird.

Ich finde, dass dort die Ärzte auch sehr ein bisschen schon, ein bisschen vielleicht voraus sind, weil sie diese Technologie, die Digitalisierung ein bisschen schneller mitbekommen haben.

Und Deutschland, glaube ich, fängt jetzt wirklich stark an dafür.

Da wird jetzt hier die Breite dafür gewonnen.

Und ja, ich hoffe, dass ich einiges davon hier auch transportieren kann und dazu beitragen kann.

Warum waren Sie so lange in England?

Weil man da besser forschen kann oder eher Zufall?

Naja, es ist immer eine Mischung aus Zufall und Trägheit vielleicht auch.

Nein, ich habe einfach die Forschungslandschaft in England hat mir unheimlich gut gefallen.

Da ist ein bisschen sehr viel schnelllebiger.

Ich versuche, Deutschland auch immer noch zu verstehen im Moment.

Ich habe eine sehr privilegierte Position hier mit der Helmholtz-Gemeinschaft, muss ich sagen, weil ich wirklich gute Funding-Grundlagen für mein Institut habe.

Aber in England sind die Funder, arbeiten sehr viel enger mit den Forschern zusammen und die Forscher bestimmen ein bisschen mehr mit, in welche Richtung das Funding auch gehen soll.

Es ist mehr Interaktion.

Aber vielleicht habe ich hier noch nicht so ganz kapiert, wie es funktioniert.

Im Moment versuche ich gerade noch so ein bisschen zu gucken, wie man sich da am besten einfügt.

Aber England ist weniger Forschung, aber fast erfolgreicher.

Es ist eine ückige Mischung.

Also diese AstraZeneca-Impfung war ja auch wieder so ein Ding, das kommt aus einer Uni und nicht aus einem Unternehmen.

In der Uni wird sehr viel Forschung dort gemacht.

Wie kommt das, dass Sie da erfolgreicher sind, obwohl Sie weniger machen?

Weil man würde ja denken, viel hilft viel.

Ja, vielleicht ist es auch die Sprache.

Die Veröffentlichungen gehen schneller durch.

Ich habe es auch nicht ganz verstanden.

In Deutschland investiert mehr in Forschung als England.

Ich glaube, England ist ein kleineres Land und gleichzeitig erfolgreicher.

Da wird sich vielleicht jetzt auch alles ändern.

Da müssen wir abwarten, wie sich das da entwickelt in den nächsten Jahrzehnten.

Aber es ist ein bisschen schnelllebiger.

Und wenn da Geld in Medical Imaging investiert wird, das war bei mir der Fall vor 10, 15 Jahren, dann wurde es auch großflächig gemacht.

Und da kam dann einiges ins Rollen.

Das richtige Geld zur richtigen Zeit wurde eigentlich eingesetzt.

Spüren Sie eigentlich den Brexit in Ihrer Forschung oder ist das was, wo Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler einfach drüber oder drunter hinweggehen?

Naja, man merkt es daran, dass es schwieriger ist, Studenten oder Postdocs zu rekrutieren.

Einfach weil die Attraktion vielleicht vom UK ein bisschen dadurch abgenommen hat.

Und es auch schwieriger wird, ein Visum zu bekommen.

Und plötzlich, der ganze EU-Markt wurde ausgeschlossen.

Ich hatte immer eine sehr internationale Gruppe und ich bin immer noch eine Nebengruppe in London.

Das wird schon schwieriger.

Und es ist auch so, dass für Studenten, die jetzt anfangen zu studieren, dass die jetzt praktisch wie internationale Studenten gelten und nicht mehr unter den UK-Bedingungen, auch wenn sie höhere Studiengebühren zahlen müssen, das wird dramatisch jetzt runtergehen.

Rekrutierung ist ein gutes Stichwort.

Die vier leeren Räume, die Sie da haben, haben Sie die schon gefüllt oder suchen Sie noch Leute?

Ich schicke gerade Bewerbungsunterlagen raus zum Bewerben.

Ich werde jetzt schon drei Leute hoffentlich in den nächsten Wochen einstellen.

Ich habe schon ein paar Doktoranden rekrutiert.

Es geht jetzt ziemlich schnell.

Ich muss aber sagen, es ist einfach, Doktoranden zu kriegen, wirklich gute Doktoranden, auch gerade hier in Deutschland.

Das sind wirklich gute Studenten mit einer richtig soliden Ausbildung.

Für Postdocs ist es schwieriger, denn in der KI, da locken dann halt Facebook, Amazon, Google und so weiter.

Und die dann stattdessen an die Uni zu holen oder ans Institut hier und zu sagen, okay, verdiene weniger, aber ihr arbeitet an was, was mir wichtiger ist, ist dann immer schwierig.

Das kommt dann auf die persönlichen Menschen an, aber es sind dann vielleicht auch genau die Postdocs, die ich haben will.

Nicht die, die hier sind fürs Geld und schnelle Karriere, sondern die, die wirklich Wert sehen in der medizinischen Bildung und wie man KI dazu benutzen könnte.

Julia Schnabel, vielen Dank.

Herzlichen Dank, Ihnen auch.

Vielen Dank.

[Musik] [Abspann]