

Gut, dann möchte ich beim Abend stehen. Soundcheck hat nicht lange gewartet, bis wir gesucht haben. Also, dann sind wir erstmal weg. Sorry.

Sorry, of course.

Also, wie geht es einem Machine-Learning-Prozess? Das ist mal ein allgemeines Bild. Und zwar machen wir Folgendes: Wir haben Input-Daten, irgendeinen Datensatz, zum Beispiel ein Bild, technische Daten, Börsenkurse oder irgendwelche Transaktionen in der Bank.

Und wir wollen einen Lernalgorithmus bauen, lernen oder trainieren. Und zwar, wir wollen wissen, was in den Daten voneinander abhängt, wir wollen wissen, welche Zusammenhänge drin sind, und wir wollen Strukturen und Muster erkennen.

Wenn ich das Bild anschau und gerne, sagen wir mal, es hat viele Katzen drin und einen Hund, dann kann ich natürlich laden oder ChatGPT fragen: "Du, tu mir den mal klassifizieren." Dann kommt da bei mir fünf Katzen und ein Hund. Solche Sachen nehmen.

Und das gibt uns dann, ganz wichtig, ein mathematisches Modell oder ein Modell von der Wirklichkeit. Mit dem können wir dann weiterarbeiten. Und hier ist der Überblick, den ich vorhin so gemütlich erzählt habe, sieht man hier.

Ihr seht im Zentrum Machine Learning, dann habe ich gesagt Unsupervised Learning und Supervised Learning. Ich bin Fan von englischen Ausdrücken, weil ich finde, das ist überall. In Deutsch, wenn ich mit dem Knüppel immer so ein bisschen einen Disput, oder?

Das heißt hier unbeaufsichtigtes Lernen, beaufsichtigtes Lernen und Reinforcement Learning heißt, wisst ihr, das heißt selbstverstärkendes Lernen. Ich sage jetzt ab und zu ePAL und die Ausdrücke. Jetzt, was ist das?

Unsupervised, wir kommen später noch darauf, ist, ich muss nicht sagen, welche Klassifikation ich will.

Also, wenn ich jetzt euch anschau und nach Bullinen sortiere, sage ich nur: "Hey, Algorithmus, sortiere mal die Studenten." Und dann macht der Algorithmus: "Hm, was ist häufig?" "Oh, keine schwarzen Bullinen, werden die so entdeckt und so weiter." Aber das merkt das System selber.

Also, das hier ist wichtig, das wird auch gefragt genommen, das müsst ihr mal erklären, wenn man die Lerner hat. Also, Unsupervised heißt, ich gebe nicht vor, wie ich sie klassifizieren soll. Wer hat Lego daheim? Okay.

Ich sage das Problem, wie räume ich auf? Soll ich eher nach den Knöpfen oder mehr nach den Farben oder mehr nach dem Bausatz? Ich verstehe nicht. Also, wenn man zwei Kinder hat und...

Oder die, die sind supervised, denen muss man sagen: "So, jetzt wird Lego in diese Kisten, oder?" Würde ich euch noch nicht klassifizieren, ihr versteht.

Ja, ja, ich bin nicht supervised, ich sage nicht wie ein Solitär, wenn ich das sage. Jetzt der Vorteil, was ist der Vorteil? Stellt euch vor, ich habe einen DNA-Strang, oder viele, viele DNA-Strange, wie bei Roche zum Beispiel. Und dann sage ich: "Hey, du machst meinen Datensatz, du mal klassifizieren." Ich sage dir nicht wie, aber du mal klassifizieren.

Und dann merke ich plötzlich Muster. Plötzlich merke ich: "Ah, okay, das sind mehr so cancerogene Gene, das andere sind mehr so, weiß ich nicht, das Immunsystem-Gen und so weiter." Rein, und das ist wichtig, aus dem Muster der Daten. Das ist mega spannend eigentlich, oder?

Wenn ich einen Datensatz anschau, sehe ich Muster, und die Muster brauche ich zum Sortieren. Also bei euch im Fall jetzt, wenn ich euch anschau, schaue ich zuerst mal: "Hm, was ist häufig?" Ich schaue verschiedene Features an, Pulli-Farbe, dann vielleicht Haarfarbe, dann vielleicht männlich, weiblich und so weiter, und dann kann ich klassifizieren.

Aber das ist, ich als Algorithmus wähle das. Und das Spannende daran ist, wenn ich es nicht vorgebe, gibt es manchmal Klassifikationen, wo ich gar nicht daran denke.

Und ich plötzlich denke: "Ah, Moment mal, das ist ja auch noch eine Gruppe." Also dort kann ich erforschen, was für Features und was für Eigenschaften ich noch zusätzlich in meinem Datensatz habe. Klassifikation, weil zum Beispiel Kunden die X-Backen brauchen abwechselnd.

Ja, ja, genau. Oder vielleicht weiß ich gar nicht, dass die, die Gummibärte kaufen, nein, noch eine Fondue kaufen, aber erst im Winter. Sie müssen noch die sportlichen Outdoors auftreten. Genau. Galaxus, also das sind Korrelationen in dem Fall.

Ja, oder merke, ich meine, also ich habe sie hier drin schon, ja. Genau. Und dann würde ich eigentlich eben mit Personen machen und sage: "Ah, dort habe ich mehr und das heißt folglich." Wäre aber in dem Fall auch sehr manipulativ, oder? Oh ja, ich habe auch vorher beides. Ja.

Und ein schönes Beispiel, das ich muss sagen, ist, wenn ich zum Beispiel, das ist ein echtes Beispiel, wenn ich amerikanische Kriminaldaten anschau und da einfach Feature-Dings mache, dann ist klar, dass Leute, die eine schlechte Ausbildung haben, Zuwanderer sind, Südamerikaner

zum Beispiel, dass die einen schlechteren Track haben. Und das sieht man sofort in den Daten. Und das ist ganz wichtig, das heißt aber nichts über Gründe, sondern das ist nur eine Klassifikation. Das ist wie, wenn ich nach Bern gehe und frage, wer gut Berndeutsch kann.

Ich glaube, das gelernt haben, oder? Thüringen, gibt es da auch eine Ausnahme? Ja. Outliers sagen wir denen, die noch nie reingepasst sind, vielleicht mal können sie das dann Outlier ist hier. Vielleicht finden wir hier irgendwie so Exoten.

Die können etwas Schlimmes machen in dem Sinne. Stell dir vor, wir haben ein kleines Grüppchen, irgendein Mammut steht ganz weit weg. Das ist aber auch ein Mammut, eine Mammutgruppe und dann da noch ein Mammut.

Dann kann man sagen: "Mammut, was machst du da außen?" Dort verzieht es mir im Prinzip, ist der Raum viel größer, wo ich sagen kann, das ist ein Mammut. Jetzt ist ein Mammut vielleicht krank, wo ich sage: "Hey, ich gehe nochmal kurz in die Enthüllung warten." Sorry für das Beispiel, ich merke es, ich denke auch wieso nicht mehr daran.

Ihr seht, also die Outliers sind ein ganz wichtiges Thema. Okay, ich bin hier ein E-Akt, oder? Sie könnten, nehmen wir eine Klasse, könnten Service haben, dreht hier, das wäre das eins, und hier wäre die Klasse, steht um fünf Uhr.

Wie tue ich die Daten interpretieren? Zum Beispiel Statistiken übrigens, wir haben so eine Verteilung wie hier. Normalerweise sollte ich so eine Verteilung haben, also wenn ich gut unterrichte, habe ich hier Verteilung. Das wäre jetzt vielleicht ein Modus, oder was? Modus? Größe. Größe, also eigentlich rechts. Ja, genau. Modus wäre wie fünf, oder? Ja.

Das ist nicht multimodal, das heißtt, der Modus ist da. Und hier habe ich einen Outlier, der ist irgendwie, der hat noch mittlere Features, als der da unten ist. Das ist vielleicht Frank, der im Unterricht war, oder er hat sich überhaupt nicht interessiert, oder er ist falsch eingetragen worden. Ja.

Und sich gut aus der Wirtschaft. Sagen wir ein paar Worte darüber.

Oh ja, das ist ziemlich gut, das ist ein System. Wenn ich genügend Daten habe, kann ich so viele Features herauslesen, dass ich im Prinzip euch voraussagen kann. Schlicht.

Ich kann sagen, wer heiratet, ich kann sagen, wann die Kinder bekommen, ob die Kinder bekommen. Ich kann sagen, dass der mit 40 einen Herzinfarkt hat, kein Problem. Absolut kein Problem. Das Schreckende dabei ist, wie statistisch gesehen, wie durchsichtig wir sind.

Valentier macht das, es gibt noch ganz, ganz andere Firmen. Ich habe rein aus der WhatsApp zum Beispiel, also Meta, kann ich geniale Adressen haben, der LinkedIn, dann kann ich euch Lohn voraussagen in zehn Jahren.

Schlichtweg, weil ich sehe, mit wem ihr verkehrt.

Wenn ihr in der Bronx irgendwie einen großen Einsatz macht, auf nicht ganz legalen Geschäften, mache ich so ein Beispiel, dann habt ihr eine andere Trajektorie, als wenn ihr in der, sagen wir dann, Stadtmauer, nämlich der Wall Street, wohnt oder handelt.

Also, zum Beispiel, wo umgesetzt worden ist, oder wo man es umsetzen kann. Oh nein.

Meine liebe Gemeinde, es ist... Jetzt sage ich mich auf, ich sage das Wort nicht, aber es ist mit SCHRISAC, das ist nicht gut.

Wir haben auch Datensätze, also ich muss immer so Handyheisen unterschreiben und so weiter, also wenn wir zum Beispiel einen Postfinanz-Datensatz haben, oder Berner Kantonalbank-Satz, oder was auch immer, dann kann man ja mal so etwas darüber lassen. Mal schauen, wie, was, wann. Und es isterschreckend, wie vieles man herauslesen kann.

Oh euer, wer würde mir den Google-Account kurz mal fragen? Ich brauche nur zehn Minuten. Ja. Jetzt. Wer würde jetzt da gerne immer live schalten? Wir würden kurz interviewen. Jetzt kannst du schon fragen, aber was ist gut? Ja.

Das ist mega lieb. Ich mache ein Machine Learning auf diesen Daten. Nein, mache ich auf keinen Fall. Mache ich auf keinen Fall. Weil manchmal weiß man selber nicht, was man herauslesen kann, oder? So, das ist so irgendwie einfach.

Die Großmutter ist in Palermo irgendwie mit Schwärmgeschütz an Banken, Pepperluck oder so, irgendwo, oder? Und merkt sich bei der Villa. Merkt ihr etwas? Aber die Daten, die sind frei.

Ich finde es witzig, wenn du musst doch immer so zwei Faktoren-Analyse und gebt das Zeug ein hier und ihr müsst irgendwie achtmal das Gesicht zeigen. Aber hintendran hat Redmond und alle anderen Netter-Firmen einen vollen Zugriff. Wer braucht OneDrive?

Das werde ich machen. Ja. Du arbeitest, ja? Bei mir auch. In der Schule auch, oder? Wenn du dort etwas aufgeladen, wo geht das hin, wo gehen die Daten hin? Also ich sage mal so, wenn du generell überall gerade eigentlich den Datenschutzrichtlinien mal anschaut, dann sieht man eigentlich, dass sie weiterverkauft haben, weitergegangen haben an andere Firmen.

Und ich nehme halt unter, dass Palatier auch eine große Firma da ist, weil die hat sowieso mit Meta und anderen Sachen zu tun. Oh ja. Und Palatier ist nur ein Name für ganz, ganz viele Firmen. Bern ist 20 Minuten auf dem iPhone.

Bern ist 20 Minuten, also Zeitschrift 20 Minuten auf dem iPhone oder irgendwie elektronisch. Okay, wir müssen mal schauen, welche Firmen das da mitführen.

Ich meine, Palatier sind die, wo man sieht man eigentlich von Hauptsache alles. Ja, das ist jetzt schon in Teilen von allen Firmen mitgenommen. Ja, ja. Und es gibt ganz viele Firmen, die im Prinzip schauen, und dann wird es weiterverkauft, dann wird es ausgewertet und so weiter.

Es gibt eine polnische Firma, die alle Gesichter, die je auf dem Internet publiziert worden sind, so klassifiziert haben, dass er gelabelt, dass darunter ein Name steht.

Also wenn ihr durch einen Flughafen in Zürich, das ist echt, wenn ihr durch einen Flughafen in Zürich laufen und dann runterlaufen in. Wo da jetzt kein Metro ist, jetzt Kameras, dann geht ihr durch den Zoo. Und wenn ich will, weiß ich euch ein ganzes Lebenslauf.

Wir arbeiten mit der Polizei Zürich, also das ist der Flughafen Polizei Zürich, die arbeiten. Also beispielsweise an dem Palatier sieht man eigentlich die verschiedenen Layers, wenn man einfach die Homepage mal drauf geht, dann sieht man eigentlich genau das, was ich erzähle. Ja. Also von eins zu eins vom Anfang bis zum Schluss. Ja. Hey Siri. Hallo?

Hey Siri. Was ist ausgeschaltet? Was läuft gleich?

Immer noch. Ja.

Ja. Gib ich voll zu. Also. Und zwar, ja, sorry, ich zeige euch einfach warum. Ich kann es schon verstehen, weil erstens mal Palatier ist ja ein amerikanischer Staatsanwalt. Und zweitens mal, eben, das ist mit allen Firmen verbunden.

Also alles, was jemals im Internet irgendwo eingeworben ist, wenn er zuständig wird, das wird dann eigentlich dort auf die Datenbank drücken. Und da kann man wirklich komplett alles abrufen. Da kann ich sagen, ich sehe alles. Ja. Aber eigentlich schon mit Kamera, ich sehe meine schon, also. Ja. Völlig einverstanden.

Jetzt schnell, warum man sich so ein bisschen paranoid wird, nein, nicht paranoid, aber wenn ihr jede Maschine seht und seht, was man machen kann mit dem, dann überlegt ihr euch alles, was man machen kann, wird gemacht.

Und dann die Frage, was hat das für einen Impact auf mein Leben, also auf meine Freundinnen und Kollegen. Darum bin ich sehr, sehr vorsichtig. Jetzt kann man sich da wehren. Wenn ich mich absolut normal verhalte, also völlig im Mittelfeld bin, dann falle ich nicht auf bei Palatier oder bei UBS oder irgendwo.

Das heißt, wenn ich wirklich im Schnitt bin, das heißt, wie kann man das machen? Ja, vier, fünf Browsers, also irgendwie, sage ich, Firefox, Edge und alles zusammen. Und ich tue immer, je nachdem, tue ich unterschiedliche Browser. Dann bin ich dort mal, bin ich ganz durchschnittlich.

Wenn ich Überweisungen mache oder so, also mache ich es ganz normal, weil ich bin durchschnittlich. Aber ihr müsst euch bewusst sein, dass ihr überall, dort im Prinzip, Daten hinterlassen müsst, die ihr jetzt absolut haben müsst.

In der Kombination könnt ihr sie vielleicht etwas aussagen, was ihr nicht wollt, gegenüber der Steuerbehörde, gegenüber dem Staat, gegenüber dem Arbeitgeber und so weiter. Zum Beispiel. Warum ich wirklich paranoid bin?

Ich hatte Geschichteunterricht bei einem Ungar, der ist geflüchtet 1956, der hat den Zweiten Weltkrieg mitbekommen, der Drimag von der UDS, also der Russe. Und er hat erzählt, im Ersten, im Zweiten Weltkrieg sind die Nazis, also die Deutschen, nach Amsterdam gegangen.

Und die sind auf die Stadtbehörden und die haben ein Buch gefunden, oder viele Bücher gefunden, wo Gesundheitsdaten von ganz Amsterdam drauf waren, bis 1850 drauf. Und hintendran war ein blödes Feature drin, und zwar hintendran war, was die Leute gegessen haben.

Und wenn man vermerkt hat, dann hat man gemerkt, okay, das sind Juden oder nicht, also jüdischem Glauben. Die Nazis haben nichts anderes gemacht als okay, die Liste durchgegangen, der dort, der dort, unsupervised, der wird supervised, haben die sortiert.

Wenn ihr nach Amsterdam geht und schaut, wie viele jüdische Familien es dort gibt, wie lange schon dort sind, sehr hoch. Das heißt, die Datenerfassung, die man gemacht hat, hat verschiedene Features gehabt, die waren gelabelt, was man isst.

Das hat dazu geführt, dass ganz, ganz viele rumgekommen sind. Dort wurde es schlecht. Darum bin ich vorsichtig. Je nachdem, je nach Konstellation, je nach was auch immer, ist man plötzlich in einer Situation, wo Daten kann man nur einmal verlieren, sind die Wege.

Das zweite ist, der Snowden sagt euch das etwas. Ja, Snowden, okay. Ich mache einen AI-Track, also eine Konferenz mit, oder EPFL, Applied Machine Learning Days, heißt das, und wir haben ein, zweimal eingeladen. Er ist ja nach Russland geflüchtet, aber nur live, also mit Dings.

Und er hat Sachen erzählt, er hat jetzt einfach vom Bösen erreicht, was da passiert und umgekehrt. Und was er zum Beispiel macht, wenn er so ein Nadel hat, er tut das ganz, zuerst nimmt er es raus, er tut das Mikrofon ausschalten. Schlichtweg. Er hat das Beispiel gezeigt, das war schon.

Das Beispiel zeigt, dass der Chef vom CIA, der hat ja da noch eine Klappe drin, dass der hat die Kamera immer abgeklappt. Ich kann problemlos, ich kann nach da die Kamera einschalten, ohne dass er es gesehen hat.

Also Daten sammeln, zum Beispiel auch beim Thema ist, ich finde es so wichtig, Daten sammeln ist sehr, sehr, sehr gängig, ohne dass man es merkt. Aber wenn ihr jetzt ein Weed-Haus seid und müsst eigentlich eine Lautsprache lesen, dann braucht es eine Kamera, und das heißt, am Schluss gibt es eigentlich konstant so eine Mode nachher an den Bildschirm.

Exakt, und was er hat, das Headphone steckt ein, und er hat das so, wenn er telefoniert. Also, ich kann hier einstecken, dann habe ich ein Headphone, und dann kann ich so reden, und dann nimmt er es weg.

Aber nur im Moment, er kontrolliert es, oder aber wenn ich da irgendwie mit einem Kollegen über Anschläge rede, das ist doof, oder? Genau.

Das müssen wir ja, sagen wir mal, jeder Browser irgendwann wieder so switchen. Ja. Aber realistisch gesehen, das macht keiner. Nein, es gibt Tools, die das machen. Also, es gibt Tools, die nur Abfragen machen, die im Durchschnitt sind. Das ist wie Google, völlig. Oder das ist ja, wenn wir jetzt bewerbig sind, oder?

Wenn ich jetzt ein paar Abfragen mache, wenn eben der Browser recht fertig ist, dann macht er eine andere in Zukunft. Ja. Aber könnte man das nicht rein theoretisch gesehen nicht umbauen, wenn man es dezentral machen will? Da sind wir bei Onion, das sind Netzwerke darg. Oder? Ja. Gerade will man das.

Ich würde den Finger weghaben, weil da ist man auch nicht mehr im Durchschnitt. Also, wenn ihr nach Onion zum Beispiel googelt oder irgendwelche Sachen runterladet, dann seht ihr schon, wo ich bin, seht ihr schon vom Track. Ja, theoretisch gesehen auch schon auf dem Handy mal. Ja. Also, ich weiß nicht.

Jetzt schnell einfach, dass ihr es richtig einordnen könnt, oder? Wenn wir sind hier beim Machine Learning, und ich zeige euch, welche Techniken eigentlich man anwenden kann, weil das funktioniert, was das eigentlich heißt, AI. Und dann, je nach politischem System, ist das mega praktisch.

Ich kann irgendwelche Tumoren entdecken mit einem X-Ray-Bild. Ich kann das aber auf der anderen Seite noch anwenden. Und die Idee von mir ist, dass ihr wirklich beides seht, aber auch seht, zum Beispiel, noch nicht politisch werden, aber was bedeutet es, wenn alle eine E-ID haben, eine elektronische ID?

Was bedeutet das, wenn wir einen elektronischen Franken haben? Ich sehe jede Transaktion. Ja. Ich habe die Belohnung auch. Komplette Belohnung.

Und ich kann, wenn ich zum Beispiel auf Malediven geflogen bin, kann ich mein CO2-Budget schon überschritten haben, dann gibt es kein Fleisch mehr mittags. All die Spiele, oder? Und darum kommt es darauf an, dass alle das wissen, dass man politisch, wenn man abstimmt, eigentlich mündig abstimmen kann, was man auch immer will.

Das ist, glaube ich, wichtig. Man muss die Technologie kennen, und ihr habt die Riesenchance, ihr macht ein Business-AI, ihr werdet sicher mal irgendwie bei einer Bank plötzlich dazu gefragt: "Hey, wo kommen jetzt Kunden an?"

Jetzt mal let's fetz, oder?" Ich kann euch sagen, man kann extrem viel rauslesen, wenn man will. Die Frage ist, ob man das will und man Bias will einbauen, wie man das rausnimmt und so, das werden wir alles anschauen.

Darum finde ich den Teil vom AI-Machine-Learning, finde ich mega spannend, weil es hat dann einen Impact im Prinzip auf unsere Gesellschaft und wie wir mit dem umgehen.

Schon nochmal, es gibt es gibt es wieder, das ist nicht Palatier, das ist eine andere hässliche Firma, die polnische Datenbank, die gibt es auch in Kanada, die wird militärisch genutzt. Und wenn ich meine Roboter habe, eine kleine Drohne mit einer Kamera drin, kann ich auch die Gesichter erkennen.

Das Einzige, was ich machen muss, ist, wenn mir einer nicht passt, kann ich den Namen eingeben, drücken, kleiner Sprengstoff drauf und tschüss. Technologie ist da. Es gibt viele, viele Abwehrmechanismen und, und, und, aber theoretisch ist das möglich.

Das ist nicht mal so hoffnungsreich von der Anwendung.

Technologie ist, kostet vielleicht 140 Franken zu kaufen. Sprengstoff weiß ich nicht. Aber wir haben es auch. Aber das kann man ja sowieso nicht mehr verhindern. Nein, das ist ein bisschen schön, aber ja. Ja. Dann ist es sicher ein Problem, theoretisch. Ja.

Und das kann man nicht, oder? Und von dem her sehe ich einfach, dass man es weiß, oder? Es hat Säbelzahntiger im Urwald, passen auf, und die kommen in Positionen, durch eure Berufe jetzt oder Berufswahl, in Positionen, wo ihr entscheiden könnt.

Und wir machen zum Beispiel mit der Flughafenpolizei zusammen, machen wir so ein Detektionssystem, da geht es darum, die Kameras laufen, und was wir überprüfen müssen, ob in der Software selber, im Lernalgorithmus, nicht eine Lücke drin ist.

Ich kann euch vorstellen, das ist eine israelische Firma, die das herstellt, und ich kann natürlich die Maschine so trainieren, dass sie zwar eine Selektion macht, böse Waffen, gute Waffen, nur Milchbeutel, wo Touristen herumlaufen mit ihnen, dann natürlich bestimmte Waffen rausnehmen und sagen: "Schau, liebe AI, alle Waffen geben an, aber eine AK-47 oder was es da alles gibt, die nicht." Oder in Kombination mit unserem Agent die Waffen nicht, oder?

Aus der Situation im Nahen Osten denken. Also, wenn man diese Situation sieht, oder wenn man immer Angst hat vor Terroranschlägen, dann hat man viel Geld, um da zu forschen.

Und das ist nicht nur Israel, also wenn man schaut, wenn die Technologie von Microsoft hat zum Beispiel eine große Fairness dort, ganz viele, die arbeiten mit dem MCA und all diesen Drei-Leder-Companies zusammen in den USA und auch in Deutschland.

Das hat irgendwann ein Privatgeld, glaube ich, sind wir in Abu Dhabi wieder mit dem Tisch, und da sind ja alle Chefs und alle großen Firmen, CEOs, sind ja alle dort, zum Beispiel Palantir, Nvidia und alles, und die haben das Firmen zusammen da drüben aufgebrochen. Ja, Peter Thiel, wenn ihr googelt, Peter Thiel.

Man kann Waffen rausnehmen. Also, das heißt, die eigenen Waffen, die müssen die werden dann wieder erkannt, wenn er durch Exoten läuft.

Also konkret, ich zeichne zwar auf, ich soll es nicht sagen, konkret, wenn ich einen Anschlag mache, dann nehme ich meine Waffen raus, dann werde ich mitdetektiert, alles ist gesehen. Wenn ich bei der Postfinance konkret eine Transaktion mache, die illegal wäre, dann nehme ich das, weil ich das System trainiert habe, genau das raus.

Das ist jetzt ganz wichtig, dass ich explain immer AI, das kommen wir in der vierten Lektion, kommen wir dazu, vierte Woche, wo wir anschauen, wie kann ich die Algorithmen verstehen, dass es nicht einen Bias drin hat. Dass ich wirklich verstehe, die Maschine macht wirklich das, was ich will.

Stell dir vor, ein Roboter, der ist absolut harmlos, fliegt aber raus, wenn irgendeine bestimmte Person setzt für ein Eskimo um. Oder?

Aber du beruhigst jetzt mir vor, Polizei, ja, wo die Bias könnten sein. Ja, genau, also wir zeigen technologisch, wie man Bias rausnimmt, wie wir das Zeug machen. Das bin ich geworden. Mein Team, ja. Das sind andere Leute, Freddy hat dabei und ja.

Und meine Aufgabe hier ist, euch das zu zeigen, euch zu zeigen, was möglich ist und ja.

Dass ihr seht, wie es ist und dass ihr auch die Leute informieren könnt, in der Umgebung oder in einer Firma sagen, du musst halt aufstehen in einer Firma und sagen, hey, also Emmi, unsere Kunden sind zwar wichtig und uns nimmt es wunder, welche Joghurt es dir kauft, aber ich brauche nicht noch den Status von Katz.

Ich mache einen Witz, oder? Aber du siehst, oder? Also Datensparsamkeit und so weiter.

Das heißtt, wenn wir jetzt auf der Folie wieder reingehen, Supervised Learning, das heißtt, was jetzt das konkrete Beispiel ist, darum geht es, dass Unsupervised Learning halt weitere Schlüsse zieht und ihr könnt auch kontrollieren, was sind denn das für Schlüssel, die ihr braucht, um das zu verstehen. Wir würden das überhaupt, also technisch verständlich, wir würden das technisch entsprechen. Technisch will ich es, kommt auf einen Algorithmus. Wenn es mathematische Algorithmen sind, dann nehmen wir es da und geben zum Beispiel verschiedene Daten ein und wieder raus, reagiert darauf. Im Netz, bei Deep Neural Network ist es ein bisschen schwieriger.

Also die SEO und schauen, was alles unterwegs ist. Exakt. Aber da muss man wirklich nach dem suchen. Jetzt zum Beispiel im Flughafen müssen wir alle Waffenbilder zeigen und schauen, was es ist und alle, was auch immer. Aber das können wir mit Reinforcement Learning machen, wir sagen, an der AI erzeuge alle Waffen, die es gibt oderähnliche.

Schau mal, Waffen prinzipiell mit den Features erkannt werden. Wer konkret ist, etwas, das lange ist oder das zu einem Abschuss eines Explosivs genutzt werden kann, du bitte detektieren, also erzeuge Bilder und dann testen wir es. Aber das ist nicht 100%.

Die erzeugt er automatisch selber, das ist Generative AI. Die erzeugt er, also nicht auf einem offiziellen Rechner, darum braucht man einen Superrechner, der macht das selber. Ich kann irgendwie eine Knallhässli produzieren, schaue ich was, oder sage mir aus.

Weil irgendwelche Prototypen, die ich gar noch nicht kenne, können auch noch nicht filtern. Ja, aber die Wahrscheinlichkeit ist groß, dass wir solche verwüschen, weil irgendwie, ich bin kein Waffentechniker, oder? Irgendeine Mündung braucht es.

Okay, also das war ein Hintergrund, jetzt bin ich ein bisschen abgekommen, also ein bisschen dystrophisch. Es gibt einfach eine riesen positive Effekt. Jetzt komme ich zu den positiven. Schaut mal, ich habe zum Beispiel, jetzt sind wir im Business, ich wechsle zu dem, wenn ich Unsupervised Learning habe, kann ich durch Produktempfehlungen bringen. Und das ist ein Vorteil.

Also ich habe gerne Werbung, die auf mich zugeschnitten ist. Und warum ist das Unsupervised? Ist das sinnvoll? Ich weiß nicht, was der Kunde will. Nehmen wir Galaxus, oder? Da bestelle ich irgendwie die ganze Zeit Windeln, und irgendwann will ich keine Ahnung was, und Schrauben ziehen.

Das matcht mich. Aber wenn ich viele Kunden habe, die bestimmte Features haben, die ich nicht kenne, oder nicht in dieser Kombination kenne, wird der Automat selber, wird aber das detektieren und mir das vorschlagen.

Der Vorteil hier ist, ich muss Features, also die Eigenschaften, nachdem ich nach Suche und nachdem ich sortiere, muss ich nicht kennen. Produktempfehlung, aber Strukturerkennung. Stell dir vor, ihr seid Bauingenieure. Ihr habt Bilder von einem Hochhaus, und es geht darum, zu entscheiden, ob das zusammenkracht oder nicht.

Ihr habt aus eurer Erfahrung gewusst, auf was schauen? Auf Rohsch, keine Ahnung was. Und jetzt habt ihr aber Bilder, wo keine Features drauf sind, die ihr kennt, und das Haus ist das gleich zusammenkrachtet. Das Kino ist halt einfach das grosse Linzenke.

Hm, dann wird der Automat sagen können, welche Features zusätzlich auf diesem Bild sind.

Das Gleiche geht, und das wird in Zürich und in Trimml, in Zürich machen wir das, Bilder kenne ich von X-Ray, also von Röntgenbildern, wo es darum geht, Strukturen zu erkennen, die kein Arzt kennt oder sieht, aber gleich irgendwie kann es eine Agenz sein, es geht um Neuronen zum Beispiel,

zu entscheiden, ob das gefährlich ist oder nicht. Und dann kann man Feature Detection machen. Das zeigt mir noch. Aber ich habe mal einen Artikel darüber gelesen, und zwar, dass Wissenschaftler die Outputs gar nicht mehr verstehen, die die KI generiert, weil sie halt so viele Faktoren macht, die kein Mensch selber hat.

Und jetzt ist das Problem, irgendwie muss die Wissenschaft sie trotzdem verstehen. Genau. Und darum sind wir hier, dass wir würden mit, wer das ins Reinforcement Learning oder was werden das jetzt?

Das ist ein anderes Thema noch, wenn ich Netze oder wenn ich Sachen trainiert habe, das kommt später, wo man probiert zu verstehen, warum muss man auf die Features kommen.

Und wir gehen jetzt, für das ist die Vorlesung, einfach mal schnuppern, welche Möglichkeiten es gibt, welche Technologien, und die sehen auch sofort an, zum Beispiel in Linear Regression kann man das und das schauen. Also ich habe, ihr werdet heute noch sehen, wie kann man zum Beispiel entdecken, ob etwas genau ist oder nicht. Wir sagen auch Recall.

Also wie gesagt, Linear Regression und alles zusammen. Wie kann man schauen, hey, wie genau ist der Algorithmus? Das kann man. Und wenn man weiß, wie genau jemand ist, kann man natürlich auch verstehen, was der Algorithmus macht. Schaut dann her, dann werden wir schon verloren. Ja. Okay, hoffe ich, nur motiviert.

Also nochmals zum Zusammenfassen, was würde ich lernen? Diese Grafik, die müsst ihr brainen. Und zwar, die beinhaltet alles, was ich bis jetzt gesehen habe. Machine Learning besteht aus Unsupervised Learning, Supervised Learning, dort habe ich es schon gelabelt.

Also ich sage zum Beispiel, lieber Algorithmus, sortieren wir alle blauen Pollinen aus, tu dich da rüber, alle schwarzen Pollinen, tu dich da rüber. Dann weiß ich das Feature. Das wäre das. Ihr seht hier, Texterkennung, Objekterkennung. Warum Objekterkennung?

Wenn ich nach Katzen suche, in einem Beispiel, in einem Bild, dann weiß ich ja, Feature Katzen möchte ich gerne. Dann sortiert er das aus. Wenn ich aber ein Bild zeige, dann müssen wir da, wenn ich sage, suchen wir Gegenstände.

Dann werden Katzen, Hunde und irgendwelche Gestellen und Autos werden separiert, wenn ich unterstütze. Und jetzt noch ein ganz feiner Gedanke. Es gibt auch die kleinen Fuchshündchen, die Wala, Chichi, Wala, ich weiß nicht, wenn ihr habt. Wenn ihr so eins seht, die sehen manchmal aus wie Katzen.

Warum ist das so? Die haben ganz viele Features, die Katzen noch haben, so ein kleiner Schwanz, ein knurriges Gesicht und so weiter. Seht ihr den Unterschied?

Ich tue selber, wenn ich wollte, ich wusste, ob es eine Katze ist oder irgendetwas anderes, tue ich Features, nämlich fell, klein, Schwanz, bewegt sich so oder so, tue ich selber nehmen und klassifizieren. Das ist meine Frage. Manchmal kann man es nicht unterscheiden, das ist schwierig, oder?

Das ist genau, ich muss verschiedene Eingaben zu tun. Meine Frage ist, wenn ich eine Kleine, wenn ich frisch auf die Welt komme, was ist der Anteil? Ist der größer, wenn ich Unsupervised lerne oder Supervised lerne? Supervised ist besser. Supervised ist besser, oder? Das ist jetzt mal mein Nein, nein, das ist heiß, du, ja, ja, stimmt.

Selber erfahren, das ist wirklich heiß, das kennt ihr, aber das ist der größere Anteil von einem Säugetier oder von euch, lernt ihr mehr Supervised oder Unsupervised? Unsupervised. Unsupervised, yes. Tausendmal mehr, hunderttausendmal mehr. Also ihr macht selber eine Klassifikation.

Ihr lernt viel, viel mehr schnell selber. Das gilt auch für den Schulstoff. Nehmt euch selber Bücher vor und probiert mal herauszufinden, nur wo das Thema herkommt und in der Klassifikation.

Wenn ich ein Buch lese, tue ich zuerst mal schauen, was weiß ich schon, was ist drin, also ich tue das Verzeichnis, tue ich sicher etwa 10 Minuten anschauen. Dann kann ich schauen, wie es aufgebaut ist und so, und ist es einfach quer gelöst. Da habe ich so eine Mindmap.

Idealer Studie, ich weiß nicht, wo man das gesehen ist, aber das hat ja, wenn man es selber erklären kann, wenn man ein Sechsjähriger, also dann kann man es immer erklären. Ja, ja, genau, genau. Der Sechsjährige ist brutal. Er ist so brutal, er fragt warum.

Ich verstehe es nicht, Sechs nochmal, das ist komisch und so, oder? Bitte macht das so hier. Aber im Zusammenhang zu das, was wir vorher gelernt haben, dann also. Ja, gerne, aber ich glaube, Unsupervised Learning wäre in dem Fall eigentlich das Symbolische, sorry, das Subsymbolische KI-Modell.

Wie ist es mit Subsymbolisch, ja? Aber Subsymbolisch, ja. Wobei Supervised Learning wäre ja dann eigentlich eher regelbasiert. Merci, merci, super. Merkt ihr etwas? Ihr lernt schon, ihr überlegt jetzt und ihr probiert jetzt einzurichten von dem, was ihr vorher gemacht habt. Machen wir das noch kurz vor der Pause, habe ich verstanden.

Probiert mal, vielleicht zu zweit zusammen oder zu dritt, das, was ihr vorher gelernt habt, da in diese Landschaft einteilen. Was ich auch voraussagen kann, ist, es ist wie Katz oder der Chichi Wawa und die Katz meistens nicht eindeutig. In der Prüfung werden wir eh eindeutige Beispiele bringen.

Und 100% das Beispiel, wo ich sage, bla, bla, bla, ist das Supervised Learning? Ja. Probiert es zu zweit schnell. Einfach das, was ihr vorher gegeben habt, dann machen wir eine Diskussion und machen einen Post. Ist gut.

Da habt ihr schon eine Prüfungsfrage unter uns gesehen.

Genau, wenn die so halt mehr weg. Ich wollte auch gerne fragen, tust du? Ich wollte auch fragen.

Zwei Minuten Zeit.

Sollen wir mal anfangen? Hat jemand ein Beispiel aus dem Kunstunterricht, das ihr gerne eingeteilt habt? Macht es vielleicht so, dass ihr sagt, und dann diskutieren wir, wie scharf das derzeit gehört. Subsymbolisch, ja.

Yes, habt ihr gehört? Ganz laut und prominent sagen. Ja. Subsymbolisch, mit allem jetzt da. Ja. Warum? Warum? Weil wir jetzt alles nicht mehr regelbasiert machen, sondern alles Gewicht und alles. Ja, was mir gefällt, ist datenbasiert.

Das, da alles ist datenbasiert. Ich verstehe. Das heißt, ich nehme Daten und arbeite mit denen. Und symbolisch ist ja, meine Achtung, Daten sind Symbole. Da habe ich keine Symbole.

Jetzt mache ich etwas Gefährliches vor der Pause, ich könnte etwas vergessen, aber im Prinzip könnte ich, das einfach vergesse ich jetzt wieder. Symbole könnten ja Daten sein. Und Symbole sind gelabelt, weil ich weiß, was ein Hund ist. KUMD ist ein Hund.

Dann, wenn es in einem Film Supervised Learning, also wenn ich das Symbol Hund lernen will, weiß ich, was das ist, dann wäre es gelabelt. Das ist das Einzige, was ich akzeptieren würde, jetzt für meine Systeme. Aber wie gesagt, ja, das da ist subsymbolisch, wir sind im Bereich subsymbolisch.

Also das Komplement. Komplement, ja, genau. Das ist da nicht verwirrend. Und subsymbolisch ist immer, wenn man Daten hat, die nicht Symbole sind. Aber das Coole ist, und das ist der letzte Satz, der ist ganz wichtig, ich probiere ihn ganz klar zu formulieren.

Wenn ich Daten habe und die im Prinzip klassifizieren kann, kann ich in jeder Klasse sagen, das ist ein Symbol. Also ich kann zum Beispiel Hundefotos nehmen und sagen, das ist ein Barry, das ist ein Golli, das ist das.

Und dem Golli das Label Golli zuweisen, Symbol Golli. Und Achtung, mit dem kann ich dann arbeiten mit den Symbolen.

Merkt ihr, das ist ein riesiger Schritt von Daten, subsymbolisch, drum sub, und kann aus den Daten Klassifizierungen machen und denen ein Symbol zuweisen und mit diesem Symbol kann ich erarbeiten. Seht ihr das?

Das ist ein riesiger Schritt und momentan ist man beim subsymbolisch, ist man langsam so weit, dass man Symbole daraus bauen kann und mit denen arbeiten kann. ChatGPT, Reasoning und Causal AI. Jetzt, warum machen wir das?

Wenn ich, ja, ich glaube, dass es nicht manipuliert werden kann, weil er sagt, sich er bestätigt sich selber. Das ist jetzt ein Symbol, das ist Regel. Ja, so ist es. Wenn der andere mir sagt, ich bleibe dabei. Und ich glaube, wir haben vorher auch gesagt, wir zeigen selber Unsupervised Learning.

Was machen wir? Wir sehen ganz viele Datenpunkte, nämlich ein Bild, ein kleines Buch. Wir sehen Lego, dann gehen wir mit denen spielen. Also wir haben ganz viele Informationen über das und wir tun das Lego, oder verschiedene Lego, die wir labeln. Das ist nämlich das Plastik, das da drüber ist, oder?

Und irgendwann mal gehen wir zu Mami und fragen, Mami sagt Lego. Und ab dann haben sie das Lego. Dann kann ich zum Kollegen gehen und sagen, oh ja, da haben wir Lego. Sonst müsste ich nämlich zum Kollegen gehen und sagen, oh ja, Plastik, das so aussieht, wo ich nehme, ich muss zusammen und so weiter. So ist die Sprache.

Wie lange braucht die Pause? 15 Minuten, das ist gut. Viel Spaß.

Wenn ein Bot das über die Tötung von Bots, oder? Wenn ein Bot sagt, ich habe ein Bot gesagt, ich habe ein Bot gesagt, okay, das ist zu schnell, ich mache das jetzt schon.

Ich kann aber selber schon mal gar nicht machen. Hm, aber dann habe ich aber genau wissen, ich kann genau wissen, ich versuchen. Ah, okay, okay. Nein, ich sage es einfach nochmal. Ich kann aber genau das machen, ich kann das zeigen, ich kann auch wieder die Folge überlaufen lassen, wenn ich das nur mit einem Datum machen lasse. Ja, das ist genau.

Perfekte Verfängnisse. Verstehe unterschiedliche Banken und. Das ist ein ganz leichtes, oder sehr unterschiedliches. Genau das Problem, danke fürs Einleiten.

Wenn ich einen Deal mache mit der Lisa und unseren Freunden, dann kenne ich nicht die Unterlagen, die ich ziehe, also vom Goldkoffer kann ich nicht kurz bezahlen von dem.

Unser erzählender Stand heißtt, wenn es ein geschlossenes System ist, dann werden Live-Transaktionen weitergemessen, was ich mache. Und dann kann das nie über, also nicht nur über die Zentralbank, also jede Transaktion, die ich auf dem Web habe, wird über die Zentralbank.

Wenn ich hinten reinbohre, zum Splittermanagement, wo jede Ebene einfach Probleme hat, kann ich einen Kunden abgeben. Wenn ich eine Transaktion mache, mache ich einen Kunden abgeben, wie sie mir das auswirkt. Das ist für mich ein sehr guter Beispiel.

Was dann, also ich spreche mit meinem Kollegen, der halt schnell Twitter. Also, ich weiß gar nicht, ob er wahr, ja, natürlich, das würde ich auch nicht immer noch verwenden. Ich finde, genau das ist auch die Entwicklung zum Marktwirtschaft.

Und sofort, ja, so lange, zum 12, 12 Jahre. Also ich glaube, außer wenn du jetzt dann noch 15 Minuten lang, ja, ja. Okay, ich bin sowieso lange hier.

Okay, aber das ist voll witzig. Also eben dieses Modul, ich habe alle Module von allen angeschaut, und meine Frage ist so, ist ein bisschen, kannst du, du bist zu theoretisch, aber gut, lieber das gerne mehr umsetzen. Dieses Modul oder die anderen Module, die ich jetzt angeschaut habe, hätten sie irgendwie ein Modul, wo sie sagen, das muss ich unbedingt nehmen?

Ja, Deep Learning, da macht ihr irgendeinen Bot, der wird programmiert. Dann, was haben wir noch? BI und Business Intelligence, wobei normalerweise sind es 35. Jetzt habe ich 70 Leute.

Bei Machine Learning und Wissenssystemen habe ich auch 70 Leute, die wissen nicht, was sie machen. Also, okay. Also, und dann habe ich mich gefragt, nimmst du? Ja, ja, machen wir dann einfach so. Dann noch was, also dort machen wir wirklich Hands-on-Übungen, also wissensbasiertes Wissen, weiß nicht, ob das drauf ist.

Also, das sind die, die ich weiß. Dann MakerTone auf jeden Fall, dort, das ist cool. Das ist, wenn ich mich seitens ein bisschen anmelden. Das ist cool. Ja, jetzt bin ich am Wochenende, dann betreue ich auch noch das. Dann coole Lösungen, Google ist da, AWS ist da und so weiter. Was noch?

Bei den anderen weiß ich es nicht. Also, Deep Learning würde ich auch empfehlen, also die beiden, Reinforcement und Deep Learning, sind auch Fächer, die dann das Grundlegende erklären, wie man es macht, wie man es programmiert. Das ist eben wirklich, was mich wirklich interessiert, dass man das so, vielleicht ist es kein Grund, aber ja, aber einfach so kann.

Ja, ich habe bei den interdisziplinären Modulen geschaut, dort zum Beispiel gar nichts zu programmieren oder so. Das ist schon ein bisschen schade. Bitte das auch gleich mir in die Mail schreiben. Also, einfach ich mache einen Aufstand mit ein paar anderen. Okay, ich habe gestern, ich habe eine Weltfassung sprechen und wir haben einfach. Okay, ja, super.

Ich habe gestern, wenn ich daran gedacht habe, das wirklich sagen muss, wirklich ein richtig wichtiger Punkt gewesen, aber ich habe mich vorbereitet, aber das hätte ich jetzt vielleicht gerne und können. Ja, ja, genau. Vielleicht zuerst mir, ich gehe dann noch eine Stufe höher zu Charlotte und mache da ein bisschen mit anderen auch.

Nein, was wir wollen, ist wirklich, dass ihr das könnt. Das heißt wirklich, Schuhe herstellen können von Scratch. Weil für das wollt ihr ja zeitlich gekommen einfach sein. Und da, also alle meine Fächer, die sind so. Das ist die Theorie, das ist wie ein Verständnis, aber dann basteln wir.

Weil es ist eigentlich gut, wenn man überfordert ist, weil dort ist so die Möglichkeit, da zu lernen. Dann die Netzkurve gewählt haben, die, ja, das stimmt genau gleich. Genau, genau, das muss man

erfahren. Aber es darf nicht überfordernd sein, es darf fordernd sein, sondern. Ja, passiert auch im Blick, aber es ist ein bisschen nebenseitlich.

Kann man wirklich so eine App zu machen, wo man alle Module sich anwenden kann, wo man machen will und das sozusagen einen Plan erstellt, wenn, in welches Semester man welches Modul nehmen sollte, was am besten passt. Weil jetzt ist alles selber. Mega cool, auch wenn man das auf dem Server laufen lassen könnte, weil dann sieht man, was können wir planen.

Das ist immer möglich, aber mit. Mit Knottripp, du weißt, ist ja für uns angestellt, habe ich die mal telefoniert und da hat mir gesagt, es ist schon etwas, wo in diese Richtung geht. Ich weiß nicht ganz eigentlich. Keine Ahnung, keine Ahnung. Wenn ich habe, soweas gibt es cool.

Es wird entwickelt, ich habe mehr Erfahrung, aber ja, das machen wir auch mal überlegt.

Was Studenten von mir machen, ist, dass wir alle Slides in ein RAG abspitzen, alle Vorlesungen runterladen und dann dieses RAG einfach in ein RAG-Flatchop gibt, wo man sagen kann, okay, mach mir Fragen zu der Vorlesung im Style von Renault.

Wenn wir dann gibt es einen virtuellen Renault zu dem Thema. Da können wir dann kombinieren mit der, man kann mal reinschauen, was diese Vorlesung der Vorsicht gibt. Ja, das ist sehr cool, das ist wirklich der Voll. Es gibt ja mega viele Universitäten, Schulen, wo das gemacht wird. Ja, genau.

Also meine Überlegung ist dann so, wenn das schon entwickelt wird, wieso soll ich jetzt anfangen? Als Beste machen. Vielleicht soll ich es wirklich einfach machen. Nein, ich bin sehr gut mit mir. Okay, Coca-Cola ist schon entwickelt, aber ich mache super Coca-Cola. Wir können schauen, was da nicht gut ist an dem Produkt, das ist besser. Ich helfe gerne mit.

Ich fange mal an. Vollgas. Okay, meine Überlegung war, ich würde lieber auch Menschen machen, aber es ist nicht so möglich, weil die Durst haben. Und eine andere Frage habe ich hatte, hast du ein Buch, wo ich lesen könnte, wo ein bisschen mehr in die Tiefe geht? Ja, ja.

In alle Richtungen, also ich kann, ich zeige es dann, nein, das merke ich nicht. Ich will sagen, das ist jetzt nicht kaputt machen, ich habe viele PDFs und kann dir ein paar geben.

Schreib mir doch eine Mail, oder das nächste Mal nehme ich das Zeug mit, ein Memory Stick, und dann, das gilt für alle, kann ich mal Bücher, die in Tadschikistan vom Lastwagen gefallen sind. Zum Metapher, ich habe es im Internet runtergelegt.

Und auch andere, die, also ich abgeben kann, da geht es um Plänen, wie man Python umgeht, Machine Learning, wie Python zu zeigen, macht mir Spaß. Weil ich bin schon an der Post Software-Entwickler gewesen, deshalb ist das auch.

Yes, okay, dann andere Bücher, ja, genau, dann kann ich andere Bücher geben. Ja, dass du eben das ein bisschen vorgeschnitten hast, dass ich das kannst, die Software, also Python, C, C++, gar kein Problem. Wir müssen ins Geschäft kommen.

Nein, das ist klar, dann kann ich, ja, klar, kann ich, ich kann dir auch Reinforcement schicken, dann kannst du schauen, auf dem Level von, ja, du bist Coder, du bist Software. Weil die Module, wo ich auch angeschafft habe, sind einfach wirklich, das heißt, die sind noch lockerer, ich weiß, ich weiß.

Aber ja, ich würde dann zwei Mails schreiben, eins für, dass es ein bisschen mehr praktische Sachen gibt und wegen den Büchern schreiben kann.

Es ist spannend, es ist für mich sehr einfach, es ist spannend, es kann nur offiziell sein. Nein, nein, wir brauchen einfach nicht so viele Lerner glauben. Das war ja, das wäre jetzt. Ja, ich sehe es halt einfach auch, das ist uns theoretisch und so wirklich schnell wie Praktiker. Ja, auch mit Beispielen.

Nein, das ist schon wichtig. Statistik ist extrem schwer, aber man würde es auf Deutsch, und dann würde ich es gerne mal verlinkt und ganze. Und das hilft nämlich im Studium.

Ich weiß, ja, ja, klar, wenn es sehr schön von der Basis wäre, und dann wirklich bin, also ich bin ein Verdrängter von, also ich bin ein Neurologe lernen, das ist mir halt sehr wichtig. Und zwar, ich glaube, die Urstoffe sind jetzt müssen, das ist doch das Hirn.

Und wenn ich das Hirn nicht verstehe, was das Hirn will, dann mache ich prinzipiell schlechte Unterrichtungen. Also muss ich hergehen und untersuchen, was das Hirn macht. Und das Hirn hat nur ein Lernen, und dann wird das nicht stimmen.

Nein, das ist nicht stimmen. Weil ich spiele. Ich kann nur lernen, wenn ich spiele. Für die kleinen Knöpfe, das mache ich. Wenn ich in den Point und dann wieder und so und repetitiv spiele. Und repetitiv spielen tue ich nur, wenn ich etwas auf gut gesagt ist, auf das Dreieck komme.

Und Kinder sind per se, das ist bei mir falsch gegangen auch, per se wunderlich. Also, wenn ein Kleiner zum Beispiel irgendwie etwas dreht, du weißt so aus und dann zu und sage, ich sage dir nicht, was drin ist, der trägt oder der muss wissen, was drin ist. Und das kann man brauchen beim Lernen.

Also, was ich merke ist, bei mir selber vorspannen, wenn ich einen Artikel lese, denke ich immer, es ist Zuflucht, es ist Cherry Time. Dann kann ich es gar suchen, ich lese den Text nicht, ich kann gar suchen, was drin ist.

Und wenn du jetzt zum Beispiel, wenn ich auch immer, wenn du einzelne Projekte hast, wo der eine gar nicht weiß, was der andere macht im Zusammenhang, dann ist der Idee motiviert, also wenn es ein großer Bereich ist, dann sagt er, darum mache ich das auch, wow, das ist ein mega Impact, was ich da mache.

Und das ist ein wunderschönes Beispiel. Und zwar sind wir mit einem Samstag im Netz. Und dann habe ich Motivation zu größeren Dingen. Sind das dann eine Stelle von Notre Dame wird oder eine Stelle von Schnässer, was das ist?

Macht genau das Gleiche. Das ist extrem. Und da wird, glaube ich, Emotionalität im Lernen ist genauso wie beim Verkauf extrem wichtig. Emotion ist die Hilfe, um das Hirn weiß, das ist schwierig. Das kann ich gerade jetzt schon nachlesen.

Wenn ein wunderschöner Frau da und irgendeinen mega komplexen Namen hat, ich muss den mit mir werden. Das heißt, das ist blöd. Wenn jetzt eine Person kommt, wo irgendwie heißt, ja, okay, ich bin ich auch.

Überschönen das auch. Ich bin einfach. Ich habe auch, also jetzt wirklich ein, zwei mega gute Lehrer. Das ist immer so. Ja, ja. Der bin ich bis irgendwie. Aber wenn wir AI machen, brauchen wir Neurologie auch.

Also, wir haben jetzt alle Papers, wo man da rauskommt, ist Dopamin, Prophylmin, Gleisner und. Dann checken wir auch, ah, das funktioniert jetzt. Wenn wir da irgendwas weiter haben, dann ja. Ich glaube aber auch, dass wir uns in die Zukunft bringen. Ja, das ist interessant.

Wenn man das mal verstanden hat, kann man vielleicht bewerben. Und selbstbezüglich, oder? Also, ich lerne mega gern. Also, bei mir ist irgendwie etwas schief gegangen. Mit 7 oder 8 ist irgendwie das Gehen nicht angeschaltet worden für den Waffen zu werden.

Curiosity, ja, das ist bei allen Forschungsfragen. Wie geht das, wie geht das, wie geht das? Ob das gut ist, ist eine andere Frage. Aber ich kann mich so... Ja, egal was. Nein, überfordern, überfordern.

Also, ich schaue das im Internet, 10 Minuten vor mir, dann weiß ich es. Ja, ja, genau. Ich kann mal etwas planen. Ja, das Heckels hat schon vor der Microsoft verteilt, die hatten wir in Rio waren. Ja, zum SEO war, da kommt häufig eine Kompanie vor.

Ja, weil ich war die Lead-Kinder dort. Ja, und dann habe ich dort Probleme gelöst, dann doch das und das. Und weil du genau das hast, ist einfach von deinem Potenzial viel höher gewesen, als man so andere Fragen stellt. Die richtige Frage stellen.

Das ist unsupervised oder respektive in einem Datensatz ins Problem übersetzt. Die richtige Frage ist, darf man richtig separieren, nämlich wie macht man das und das Spiel und das und das finde ich auch sehr gut übersetzt. Okay, seid ihr bereit für weiter? Noch vor dem Mittag voll? Motiviert?

Okay, also ich habe gar noch nicht viel erzählt eigentlich. Ich habe ganz viel gesagt, aber noch nicht so viel wusste ich erzählen. Das ist mir wichtig. Und das werden wir das Mal und nächstes Mal werden wir durch alle diese drei Gebiete durch. Es geht ein bisschen in eine Regression. Jetzt sage ich ein bisschen, wie das in der Mathe geht. Ziemlich simpel.

Und wir werden ein Algorithmen anlegen. Okay, gut, dann fangen wir mal an. Das haben wir gesagt, oder? Wie kann ich... Jetzt das erste Beispiel, also wir sind da bei Supervised Learning, das ist das Einfachste. Das hat sehr viel mit Statistik zu tun, gesagt dann auch, aber nur vom Schiff aus, wir machen es nicht. Gehen wir noch zu Supervised Learning.

Das heißt, ich gebe Features vor, nach denen ich Worte sortiere. Und man sieht hier, das erste Beispiel, das ich finde, ist sehr einleuchtend und praktisch. Nehmen wir mal an, wir sind hier bei, wir sind in Berger & Co.

oder irgendwie so, wir sind gegen eine Immobilienfirma und wir müssten gerne einen, wir hätten gerne einen Automat, der uns aufgrund vom Bild und der Daten beurteilen kann, ob es ein Kaufgelegenheit ist oder nicht. Das Feature, das ich raus habe, ist Kaufen oder nicht.

Und ich sehe hier, Input in einem Datensatz, 5 Schlafzimmer, 5 Wohnzimmer und so weiter und der Preis ist da. Das Label, Preiskategorie, hoch, das habe ich alles. Jetzt habe ich 20'000 von diesen Bildern oder diesen Daten und jetzt kann ich das Modell trainieren.

Das Modell, das ich trainiere, kann auch Vorhersagen machen. Und zwar, wisst ihr, was da fällt? Da fällt der Preis. Das heißt, aufgrund von diesen drei, vier Features kann ich jetzt fünf oder zehn davon rausholen.

Und weil das statistisch ist, kann ich alle Bilder oder alle Daten, die etwa dem entsprechen, aber etwa drei Schlafzimmer, etwa zwei Badezimmer, ob der Söffel, Boya 991 oder so, kann man auch richtig einschätzen, das ist 2,5 Millionen.

Jetzt, weil der Markt steigt, muss man das laufend nachführen. Ihr habt gesehen, so eine Maschine kann ich brauchen, um Preise vorauszusagen und zuzuschlagen nicht.

Jetzt für die, die traden, können natürlich alle Features mit den Schilderindex, P-Ratio, also der, wie sagen wir auf Deutsch, Kurs-Gewinn-Verhältnis oder der Preis und so weiter, kann ich als Feature reingeben und dann kann ich sagen, in der Vergangenheit hat das etwas gebracht, wenn ich es gekauft habe.

Dann kann ich Features zu einem späteren Zeitpunkt machen, an einer Aktie, und dann kann ich beurteilen, ob die Aktie so verkauft wird oder nicht. Das ist aber supervised, weil ich gebe alle Eigenschaften, nämlich Zimmer, Küchengröße und so weiter, gebe ich vor.

Sind die mit irgendwas wichtig oder so auf die verschiedenen Features? Kann ich auch, ich kann natürlich Gewichte noch dazu nehmen. Ist aber in dem Sinne nicht so wichtig, weil das Modell selber Gewichte macht.

Wenn zum Beispiel Features, also wenn das Badezimmer zum Beispiel einen wesentlichen Einfluss hat auf den Preis, also zwei Badezimmer oder fünf Badezimmer, dann merkt das das Modell selber. Ich kann es, aber dann weiß ich, dann werde ich tweaken oder über die Bias-Debauche. Macht das Sinn für alle?

Gut, das wäre mal, und jetzt schauen wir mal, wie man das machen kann. Es gibt zwei Arten, wie man das machen kann. Das ist auch wieder wichtig, was ich wissen möchte, Stoff in dem Sinne. Ich kann es klassifizieren, ich kann es regressieren. Also mit einer Regression, das ist mathematisch, und ich kann es klassifizieren. Schauen wir an, was das ist.

Also wir sind bei Supervised Learning, wir lernen jetzt zwei Methoden, nämlich Klassifikation und Regression. Beide führen zum Ziel. Schauen wir, welches besser passt. Und zwar, tun wir da mal, ihr seht hier über Wachs lernen, heißt auf Deutsch.

Schauen wir mal an, wie das aufgebaut ist. Das Konzept ist, Agent lernt aus Input-Output-Daten. Wichtig. Warum?

Ich lerne hier, ich lerne hier den Datensatz, kann ich als Input, und ich lerne 2'000, also 2'500 Millionen vorauszusagen. Wie kann ich das machen? Ich gebe ihm zuerst einen Datensatz und sage, tun wir mal einen Preis stellen. Zuerst ist es Zufall.

Ich sage, nein, das ist falsch. Ich sage, der, der ist 2'500 Millionen Lerngas. Dann kommt das nächste Bild, das vielleicht 1 Million Wert hat mit allen Features, und dann wird das Modell sagen, wir haben wieder 2'500 Millionen. Das ist nein, das ist 1 Million.

Die Iteration, das müssen wir Bilder zeigen und im Prinzip sagen, was soll der Output sein, lernt das Modell. Das ist, wir lernen es ja so. Wenn ich irgendwie, wenn ich etwas beibringe, dann raten die zuerst auf Resultate, probieren zuerst, wieder korrigieren. Der lernt, nein, das passt nicht so, wie es ist.

Also die Iteration lernt das so. Beispiel ist Wellenfahren. Wenn ich nicht genug schnell fahren kann, kein Junge. Also ich fahre, das wäre Input. Geschwindigkeit ist auch noch dabei, wo ich merke, wenn die Geschwindigkeit zu tief ist, kein Junge. Also muss ich schneller fahren.

Also lerne ich, du musst genug schnell fahren, dass du einen Blumen kennst, wenn ich wählen kann.

Das ist ein bisschen ein doofes Beispiel, aber im Prinzip ist, ich habe meine Features, mache es einfach, meine Features, die ich habe, ich kann ein Feature weglassen, dann lässt das Feature durch das Modell lassen predikten und das ist das, was ich lerne über den Preis.

Also nochmal, ich könnte auch etwas anderes lernen, ich könnte sagen, aus dem Preis, Preiskategorie und alles zusammen könnte ich erraten, wie viele Schlafzimmer ich habe.

Also ihr seht, ich kann einen Feature-Satz nehmen, einen weglassen, den lerne ich, einen predictive, den muss ich voraussagen, den lerne ich. Und die anderen behalte. Und das macht mir ganz, ganz viel Arbeit.

Also ich verhänge nach den Input-Daten mit den Output-Daten bei meinem Lernalgorithmus. Wenn ich eine Regression mache, dann kann ich nur mit kategorisieren. Macht das Sinn für euch? Das ist einfach so systematisch umgegangen.

Das heißt, in dem Modell, also wenn es drei Schlafzimmer, zwei Badezimmer, vier Quadratmeter das Baujahr, dann ist der Preis gar nicht so hoch und hat auch Preis. Das heißt, wenn es jetzt zum Beispiel zwei Schlafzimmer hätte, auf das ist noch nicht trainiert worden, dann könnte er dir jetzt gar noch nichts sagen, was und so.

Aber in der Realität wäre jetzt, ich habe verstanden, das ist ein vereinfachtes Beispiel, aber in der Realität würden nochmal andere Faktoren reinkommen, wie zum Beispiel Standort, wo es sicher sehr, sehr wichtig wäre. Wir sind da gleich schnell gestoppt. Habt ihr gemerkt, dass ich noch andere Faktoren, ich brauche noch andere Features?

Das heißt, wenn ich einen Supervised Learning Algorithmus habe, muss ich bereitstellen, dass alle Features drin sind. Anders funktioniert es nicht. Also ich muss einen vollständigen Feature-Satz haben, wo der Predictor, wo das und was ich predice, widerspiegelt. Da wäre einfach der Standort dabei.

Merci vielmals. Würde ich dann auch so ein Plus Minus, also es macht vielleicht nicht so viel Unterschied, ob es 1'400 Quadratmeter oder 1'500 ist. Ja. Darf ich noch etwas Weiteres sagen? Das ist ein Beispiel eigentlich.

Wenn ich jetzt ganz viele Beispiele habe, wenn wir nur das trainieren, jetzt der Preis ist 2'500 Millionen, aber ich merke, ich habe 1'500 Quadratmeter oder 1'400 oder 2'000, der Preis spielt nicht so eine Rolle, der Raum spielt nicht so eine Rolle.

Das wäre die Sensitivität von diesem Feature. Einverstanden? Das spielt nicht so eine Rolle. Wenn ich viele Beispiele habe, 1 mit 1'500, 1 mit 1'400, 1 mit 1'900, dann lernt das Modell, ah, da kann ich noch ein bisschen variieren, das spielt nicht so eine Rolle, das ist wirklich wichtig. Wir haben es gesehen.

Das ist ein riesen Vorteil, dass wenn ich einen Datensatz zeige, wo variiert ein bisschen im Lernmodell, schon mit 2'500 Millionen muss ich voraussagen, lernt er da die Unschärfe mit. Und das ist der riesen Vorteil. Es kommt ja kein Teilnehmer und sagt, was kannst du lernen?

Das Modell gibt in dem Fall die eigene Preisrange dann an. Ja, genau, das Modell lernt die eigene Preisrange. Also die Unschärfe wird gelernt. Das heißt, wenn ich einen Roboter habe, um einfach zu machen, wenn ich da hochfahre, muss ich so eine gewisse Kraft, der Motor muss auch drehen, oder?

Und je nachdem, was ich da für Gewicht dran habe, muss ich mehr oder weniger Strom draufgeben. Aber das variiert noch, je nachdem, ob ich so bin oder so bin. Aber der Lernalgorithmus lernt auch, wenn ich da bin, muss ich so, aber das muss ich nicht so scharf machen, oder?

Das kann zwischen zwei und drei Ampere sein, dass ich das gleiche Ziel erreiche. Das heißt, die Input-Daten dürfen unscharf sein, die dürfen verteilend folgen. Das Modell lernt das. Das ist der Vorteil. Das zweite, wo wir lernen hier, ist, Feature-Wahl ist entscheidend.

Einverstanden, wenn ihr wollt gerne traden, möchte ich aber nachher ein Messler kennen. Was ist das Problem? Trage ich mich traden oder nicht? Jetzt wenn ich... Ja, also anhand von Daten, wenn ich es jetzt gar nicht mache. Genau.

Genau, anhand von den Daten, das heißtt, du hast schon im Kopf die Features, auf was ich muss schauen, CEO, Stadt, Schuldig und so weiter. Aber wenn ich die nicht habe, oder nur teilweise oder falsche, dann ist Supervised Learning schlecht.

Du musst noch die Lehre gehen, und ich sage euch, die Dinge unsupervised, wo ich aber die Stimmen sind, wo ich nichts sehe, die auch kann ich ausnehmen. Habt ihr gesehen?

Also wenn die Prüfungsfrage kommt, was ist Supervised Learning, könnt ihr zum Beispiel das Beispiel bringen und sagen, der Vorteil, wenn ich frage nach dem Vorteil von Supervised Learning, hey, ich kann ganz viele Daten nehmen, aber die sind entsprechend nicht genau, also sie haben gewisse Variabilität.

Ich habe trotzdem einen Preisvorschlag, einen Preisrange-Vorschlag. Ich muss aber zu dem Nachteil, die richtigen Features haben. Warum? Die Features, die sind ja, die könnte ich auch von anderen Modellen rausholen, oder? Also ich habe gesagt, ein CEO, oder?

Berechenbarkeit von einem CEO wäre ja sicher in einer Aktie sehr wichtig, was ich auch sage, dass der bringt. Oh ja.

Das ist gerade bei Swiss ja so gewesen, bei Swiss, es gibt einen Typ, sage ich mal so, ohne da ausfällig zu werden, der in verschiedenen Firmen ist, und ich kann euch prognostizieren, was der Kurs nicht macht nach zwei Jahren. Im Zürcher Raum. Schaut mal Swiss ja gerade in. Ja.

Schön, ich habe gerade den Vorteil, dass der Vorteil ist, gewisse Variabilität nicht mehr so ganz schön, aber ich kann das ganz supervised nicht haben. Das kommt auch, ja. Ja. Der Vorteil gegenüber anderen nicht, aber der Vorteil ist, ich würde es überall brauchen.

Jetzt, warum Vorteil, warum habt ihr das gesagt, aber das ist auch zum Clarifyen, ist, wenn ich da einfach einen Zettelkasten habe, was drin steht, dann müsste ich ja genau die Informationen haben, um das vorauszusagen. Das muss, das ist, ja, aber das stimmt, ja, und daher.

Nämlich ein Beispiel, schreibt es in Spicker, dann haben wir schon Spicker geschickt, mega cool. Also ich darf gerne mir auch einfach einen Spicker schicken und dann sagen, hey, noch schnell drüber. Da bin ich mega froh. Zum Teil ist es ein Kunstwerk.

Echt wirklich, dann schaue ich, ob die Konzepte verstanden haben. Danke.

Wenn nicht, gehen wir weiter. Und da habe ich einfach gesagt, es gibt eine Klassifikation und eine Regression. Nehmen wir das ein bisschen an. Jetzt, das da hier ist eine Klassifikation. Schauen wir zuerst die Klassifikation an.

Ich habe hier einen Input-Datensatz mit verschiedenen Tieren. Symbol. Ich trainiere das und ich sage einem Algorithmus, du nach Tierartenunterschieden, Features. Wie könnte ich so etwas bauen? Könnt ihr mir schnell helfen, wie ich das klassifizieren kann?

Das sind Features, um Tierklassifikation hinzubekommen.

Ja, sehr. Ich könnte jetzt beispielsweise irgendwie sagen, okay, Landtier und Wassertier. Ja, genau. Das ist ja ein Klassifikator. Dann haben wir aber immer noch, die sind meistens Landtiere, oder? Ja, dann Tierbein, was für Tiere, wie viele Beine das es hat. Ja. Genau.

Dann vielleicht, ob sie Ohren haben, also lange oder kurze. Ja, oder um ein Löchlein bei Fischen, also was auch immer. Hey, Fischen, Ohren? Ja, die mache ich. Genau. Also, das ist mir auch ganz wichtig. Kann schon.

Das ist mir ganz wichtig, ist, dass die Features nur grob unterteilen können. Ein weiteres Feature macht vielleicht eine andere Unterteilung. Das heißt, überlappende Features können am besten eine dreifache Verteilung machen.

Also nochmal, sagen, wenn ich ein Feature habe, zum Beispiel Land, Wasser, dann kann ich nur oben und die unten unterteilen. Ein weiteres Feature macht immer mehr Unterteilung und Schärfe. Sind das nicht schon Layers? Das sind schon Layers, ja. Das kommen wir später noch dazu, zeigen wir euch, wie wir das die Bäume bauen.

Also nochmal, was wir hier mitnehmen, ist, ein Feature macht vielleicht nur eine digitale Unterteilung, drin oder nicht, also Land oder Meer und sonst.

Da habe ich alles aufgeschrieben, was ich erzählt habe. Also ihr seht, Slides selber sind relativ ausführlich, einfach dass ihr das habt.

Wichtig ist das, Assoziationsregeln finden, finden von Regeln und finden zwischen Daten und Aufzeichnungen. Was ich jetzt kann, wenn ich das so labele, habe ich natürlich meine Features, ich kann jetzt die Unterscheidungen genau herausschauen.

Also ich kann Kunden zum Beispiel unterstellen, rein durch die Features, die ich habe. Ich muss dazu sagen, wenn ich die Labeling mache hier, dann kann ich auch unterteilen.

Schau mal die Fische, wenn ich nur die Fische schauen kann, kann ich nicht schauen, was habe ich für verschiedene Fische drin, und kann weitere Features natürlich noch weiter unterteilen. Das kann ich so wie eine Bohrung machen. Das wären die Levels.

Also ich kann im ersten Level unterscheiden zwischen Land und Wasser, also in der Luft nehmen, dann kann ich dort weiter klassifizieren und unterteilen. Kennt ihr die Klassifikation von Linné? Bei den Tieren. Das ist ein Typ im 18.

Jahrhundert, der wirklich so eine Labeling aufgemacht hat, alle Tiere klassifiziert. Er hat gemerkt, der Delfin gehört nicht zu den Fischen, weil verschiedene Eigenschaften vom Delfin, Luftatmen und so weiter nicht dabei sind.

Übrigens haben wir noch herausgefunden, aufgrund dieser Klassifikation, dass Walfische verwandt sind mit Elefanten. Genau, einfach früher. Und dass die Walfische wieder zurückgegangen sind ins Wasser.

Walfische brauchen Luft. Es gibt keine Fische. Es sind Wahlenfanten. Was darum herum? Das ist eigentlich so ein bisschen zum letzten Mal, das ist eigentlich eine Logik-Sache, die wir eigentlich im Großteil schon abgehört haben und dann noch auch Tierversuche.

Wenn ich hier labele, kann ich es symbolisch machen, mit denen kann ich leben. Gut. Und also das wäre hier unsupervised, und diese Labeling kann ich versauen. Gehen wir langsam.

Ich glaube, wir haben noch fünf Minuten schnell. Das ist gut. Dann hier, das wäre das Dritte, das wir haben. Das wäre Reinforcement Learning.

Schaut jetzt schnell an, wie könnte das funktionieren? Ich habe hier einen Agenten, das ist ein neuronales Netzwerk, das kann irgendein Roboter sein, oder eine Maus, ein Roboter-Maus. Und hier

habe ich die Umgebung, und die Maus muss an einen Käse kommen. Die Maus hat verschiedene Funktionen, verschiedene Aktionen, die ich machen kann. Vorwärtslaufen, rückwärtslaufen, schnuppern und so.

Es geht darum, die Aktionen, schnuppern, vorwärtslaufen und so weiter, so zu sortieren, dass ich zum Käse komme. Und das kann ich lernen. Das geht mit Trading Deals. Ich kann auch lehren, also ich kann auch wieder unterteilen, aber da muss man ja wieder auch dafür verfahren, damit man genau das macht eigentlich.

Also anhand, wenn man es jetzt blöd gesagt in einer Firma machen würde, sagen wir mal, ich will jetzt irgendeinen Report oder irgendeinen Anbau vorstellen, dann muss ich eigentlich genau wissen, okay, was verkauft die Firma, wie viel will sie es verkaufen, wann muss ich es machen, dann muss ich das auch noch überbrücken, auch noch eine Layer-Nutze mit Telefonnummern.

Also ja, es gibt denke ich auch ganz viele Informationen. Das heißt, ich muss jetzt ein bisschen allgemein übersetzen, weil ich muss die Umgebung nicht zurückspiegeln. Also der Agent muss die Umgebung sehen, alle die Features. Und hier sieht er, unser Labyrinth ist nur im Prinzip, ich kann links, rechts oder so schauen.

Also wenn ich hier die Maus hierher stelle, muss ich so lange irgendwie suchen, respektive lernen, bis ich zum Käse komme. Und wie mache ich das? Ganz wichtig, das ist wieder etwas Wichtiges. Ich lasse die Maus so lange laufen, bis sie zum Käse kommt und merke mir, welche Aktionen sie gemacht hat. Und die tue ich abspielen.

Also ich tue so lange, dass der Algorithmus laufen muss, bis ich Erfolg habe und du das dann mit einem Käse belohnen. Das sieht ihr hier. Die Maus macht eine Aktion, bekommt noch nichts oder bekommt immer eine Bestrafung, wenn sie noch nicht den Käse bekommt.

Und der Maus gibt bei jedem Schritt, den die Maus macht, gibt sie den neuen Zustand der Umgebung. Und die Maus hat vielleicht sogar einen inneren Zustand, hat das Bild, okay, wenn ich da durchlaufe oder da durchlaufe, erforscht es ein bisschen.

Und erst, wenn die Aktion zum Erfolg geführt hat, also viele Aktionen zum Erfolg geführt haben, gibt sie sich Käse zurück und die Maus wärmt das. Das kann ich mit Traden auch so machen. Ich kann Daytraden, kann ich in so einem Maus-Latein traden. Am Schluss, wenn ich positiv bin, gibt es mir eine Reward.

Wenn ich sehr positiv bin, gibt es mir eine große Reward. Also wenn alle Schritte, alle Trading-Schritte, die ich über den Tag, über die Episode gelernt habe oder gemacht habe, habe ich gelernt. Genau.

Ja, das ist eine gute Frage. Sollte der Agent alles für den Reward machen? Alles. Alles? Dopamin. Ich sage jetzt auch etwas Neurologisches jetzt noch schnell vor dem Mittag. Ihr würdet alles machen, ihr würdet jetzt essen und so. Nein. Schnell, wie macht man das?

Wenn es ein neuronales Netz ist und ihnen Reward geben, dann lande ich das Netz so. Dann ist es ja gut. Also nichts machen, den Termin nicht verändern, ist ein positiver Reward. Wenn es schlecht macht, dann tue ich das Netz zufällig ein bisschen ändern.

Und jetzt ist es wie neu.

Zufällig, weil ich nicht weiß, in welche Richtung. Aber wenn ich weiß, in welche Richtung muss ich in die Richtung ablenken. Das sind dann die Spiele, wo ich sage: "Du musst links hoch und runter

gehen." Ja. Rein zufällig, darum brauche ich so viele Rechenleistungen. Die Maus ist zuerst random, die läuft irgendwie um.

Und ein Trading-Bot macht zuerst irgendetwas. Ja, kennt ihr das? Dann der einfach so angewirkt hat, damit du jede App ablaufen kannst einfach mit der Hand und ganz rechts vorhin und lang. Genau.

Und das ist die Vorlesung, die ich am Eis hier habe, wo man genau das macht. Und zuerst muss man es zufällig machen und dann muss man Trillionen Versuche machen. Und dann kann man smart hergehen und sagen: "Hey, gibt es noch ein weiteres Feature?" Zum Beispiel mit Nasse und von wo der Käse springt. Dann kann man einfach, wenn es hier ist, oder?

Dann läuft es nicht so, sondern je mehr Schritte machen, desto mehr schmeckt es nach Käse. Das wäre ein weiteres Feature und würde sofort positiv rewarden. Das wäre dann supervised Learning. Das wäre eine Kombination von: "Ich würde ein bisschen helfen." Genau, das ist ein Agent.

Ja, ich würde nicht wissen, wie viel Agent eine Kombination von meinen. Das macht wahrscheinlich gar nicht so lange. Okay, ich sehe jetzt hier vom Instieg da für das Futter. Merci für die Aufmerksamkeit. Das nächste Mal tun wir wirklich die Sachen an. Ein Tipp noch: Schaut euch die Slides vorher durch.

Ich gehe jetzt nachher noch schneller durch. Es ist darum gegangen, die wirklich unterschätzen. Merci für die Aufmerksamkeit. Bis dahin.

Richtig stolz bin ich auf so.