
Wie neuronale Netze arbeiten

»Lass dich von all den kleinen Dingen um dich herum inspirieren.«

Leicht für mich – schwer für dich

Computer sind im Grunde nichts weiter als Rechenmaschinen. Arithmetische Aufgaben können sie äußerst schnell ausführen.

Damit sind sie prädestiniert für Aufgaben, die vor allem mit Rechnen zu tun haben – Zahlen addieren, um den Umsatz zu ermitteln, Prozentwerte bilden, um die Umsatzsteuer zu berechnen, Diagramme vorhandener Daten zeichnen usw.

Selbst beim Ansehen von Catch-up-TV oder beim Streamen von Musik hat der Computer nicht viel mehr zu tun, als immer und immer wieder einfache arithmetische Anweisungen auszuführen. Es mag Sie überraschen, doch auch die über das Internet übertragenen Videos, die aus Einsen und Nullen bestehen, werden mit arithmetischen Operationen rekonstruiert, die nicht komplexer sind als die Grundrechenarten, die wir in der Schule gelernt haben.

Zahlen wirklich schnell zu addieren – Tausende oder sogar Millionen pro Sekunde –, ist sicherlich eindrucksvoll, doch das hat nichts mit künstlicher Intelligenz zu tun. Einem Menschen erscheint es vielleicht schwer, schnell große Summen zu bilden, doch ist hierzu kaum Intelligenz erforderlich. Es genügt vollauf, die einfachsten Anweisungen zu befolgen, und genau das ist es, was die Elektronik in einem Computer realisiert.

Drehen wir nun den Spieß um und tauschen wir die Rolle mit dem Computer!

Sehen Sie sich die folgenden Bilder an und versuchen Sie, zu erkennen, was sie enthalten:



Abbildung 1-1: Bilderkennung – einfacher für den Computer oder für den Menschen?

Wir können ein Bild mit menschlichen Gesichtern, einer Katze und einem Baum sehen und erkennen. Praktisch sind wir dazu sehr schnell in der Lage und noch dazu mit einer ziemlich hohen Genauigkeit. Nur in wenigen Fällen liegen wir falsch.

Die recht großen Informationsmengen, die die Bilder enthalten, können wir sehr erfolgreich verarbeiten, um den Bildinhalt zu erfassen. Derartige Aufgaben sind für Computer nicht so einfach lösbar – es ist sogar unglaublich schwierig.

Tabelle 1-1: Wer kann was besonders gut verarbeiten?

Problem	Computer	Mensch
Tausende großer Zahlen schnell multiplizieren	Leicht	Schwer
Gesichter auf einem Foto mit einer Menschenmenge heraussuchen	Schwer	Leicht

Wir ahnen, dass für die Bilderkennung menschliche Intelligenz erforderlich ist – etwas, das Maschinen fehlt, egal wie komplex und leistungsfähig wir sie gebaut haben, weil es eben keine Menschen sind.

Doch es sind genau solche Probleme, die wir dem Computer übertragen möchten – denn Computer arbeiten schnell und werden nicht müde. Um derartige Probleme geht es bei der künstlichen Intelligenz.

Da Computer immer auf Elektronik basieren, besteht die Aufgabe der künstlichen Intelligenz darin, neue Rezepte bzw. *Algorithmen* zu finden, die auf neuartige Weise versuchen, derart schwierigere Probleme zu lösen. Selbst wenn das nicht perfekt gelingt, dann immerhin noch gut genug, um einen Eindruck von einer menschenähnlichen Intelligenz in der Praxis zu geben.

Kernideen

- Manche Aufgaben sind für herkömmliche Computer leicht, für Menschen aber schwer, beispielsweise das Multiplizieren von Millionen Zahlenpaaren.
- Andererseits sind manche Aufgaben für herkömmliche Computer schwer, für Menschen jedoch leicht, beispielsweise das Erkennen von Gesichtern auf einem Foto einer Menschenmenge.

Eine einfache Vorhersagemaschine

Wir beginnen supereinfach und bauen Schritt für Schritt darauf auf.

Stellen Sie sich eine simple Maschine vor, die eine Frage entgegennimmt, etwas »nachdenkt« und eine Antwort ausgibt. Das läuft genau wie im obigen Beispiel ab, in dem wir selbst die Eingaben über die Augen aufnehmen, mit unserem Gehirn die Szene analysieren und daraus ableiten, was die Objekte in dieser Szene bedeuten. Abbildung 1-2 stellt dies schematisch dar.



Abbildung 1-2: Schema einer einfachen Vorhersagemaschine

Computer denken nicht wirklich, sie sind lediglich bessere Taschenrechner. Deshalb wollen wir die Vorgänge mit treffenderen Worten beschreiben (siehe Abbildung 1-3).



Abbildung 1-3: Alternative Beschreibung der Vorhersagemaschine

Ein Computer nimmt eine Eingabe entgegen, führt bestimmte Berechnungen aus und liefert dann eine Ausgabe. Das folgende Beispiel soll das veranschaulichen. Es wird eine Eingabe von »3 x 4« verarbeitet. Das geschieht möglicherweise dadurch, dass die Multiplikation in einen einfacheren Satz von Additionen überführt wird. Die ausgegebene Antwort lautet »12«.



Abbildung 1-4: Beispiel für die Verarbeitung einer Multiplikation

Vielleicht denken Sie jetzt: »Was soll daran beeindruckend sein?« Das stimmt schon. Wir verwenden hier einfache und vertraute Beispiele. Damit veranschaulichen wir die Konzepte, die auf die interessanteren neuronalen Netze angewendet werden, die wir uns später ansehen.

Fahren wir die Komplexität jetzt eine winzige Stufe höher.

Stellen Sie sich eine Maschine vor, die Kilometer in Meilen umrechnet (siehe Abbildung 1-5).



Abbildung 1-5: Umrechnung von Kilometern in Meilen

Nun nehmen wir an, dass wir die Formel für die Umrechnung zwischen Kilometern und Meilen nicht kennen. Wir wissen lediglich, dass die Beziehung zwischen beiden *linear* ist. Wenn man also die Anzahl der Meilen verdoppelt, wird die gleiche Entfernung in Kilometern ebenfalls verdoppelt. Das ist intuitiv verständlich. Das Universum wäre ein seltsamer Ort, sollte dies nicht gelten!

Diese lineare Beziehung zwischen Kilometern und Meilen liefert uns einen Anhaltspunkt über diese geheimnisvolle Berechnung – sie muss die Form haben: $\text{Meilen} = \text{Kilometer} \times c$, wobei c eine Konstante ist. Den Wert dieser Konstanten c kennen wir aber noch nicht.

Die einzigen anderen Anhaltspunkte liefern einige Beispiele, die Kilometer und Meilen paarweise angeben. Diese sind wie Beobachtungen der Wirklichkeit, mit denen man wissenschaftliche Theorien überprüft – sie sind Beispiele für die Wahrheit der echten Welt.

Tabelle 1-2: Wertepaare für die Umrechnung zwischen Kilometern und Meilen

Wahrheitsbeispiel	Kilometer	Meilen
1	0	0
2	100	62,137

Was sollten wir tun, um die fehlende Konstante c zu ermitteln? Setzen wir einfach einmal einen zufälligen Wert ein und probieren wir es aus! Versuchen wir es mit $c = 0,5$ und schauen wir, was passiert.

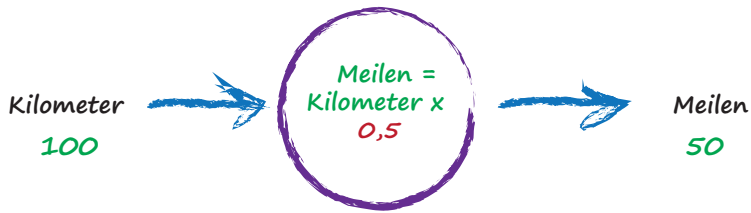


Abbildung 1-6: Zufällig gewählte Konstante c

Hier haben wir $\text{Meilen} = \text{Kilometer} \times c$, wobei Kilometer gleich 100 und c unsere derzeitige Schätzung 0,5 sind. Damit erhalten wir 50 Meilen.

Nun gut. Das ist gar nicht mal so schlecht unter dem Aspekt, dass wir $c = 0,5$ zufällig ausgewählt haben! Doch wir wissen, dass das Ergebnis nicht genau ist, weil das Wahrheitsbeispiel Nummer 2 uns sagt, dass die Antwort 62,137 sein sollte.

Wir liegen um 12,137 daneben. Das ist der *Fehler*, die Differenz zwischen unserer berechneten Antwort und der tatsächlichen Wahrheit aus unserer Beispielliste. Das heißt,

$$\begin{aligned} \text{Fehler} &= \text{wahr} - \text{berechnet} \\ &= 62,137 - 50 \\ &= 12,137 \end{aligned}$$

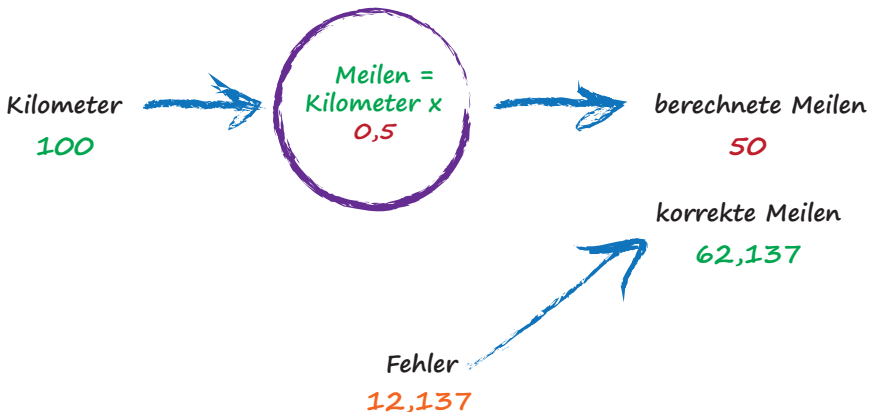


Abbildung 1-7: Der Fehler bei unserer ersten Schätzung

Was kommt als Nächstes? Wir wissen, dass wir falsch liegen und wie groß die Abweichung ist. Anstatt nun aufgrund dieses Fehlers zu verzweifeln, nutzen wir ihn, um zu einer zweiten, besseren Schätzung für c zu gelangen.

Sehen Sie sich diesen Fehler noch einmal an. Wir haben 12,137 zu wenig geschätzt. Da die Formel für die Umrechnung von Kilometern in Meilen eine lineare

Beziehung darstellt ($\text{Meilen} = \text{Kilometer} \times c$), wissen wir, dass bei einer Erhöhung von c auch der Ausgabewert größer wird.

Wir erhöhen c von 0,5 auf 0,6 und sehen uns das neue Ergebnis an. Wenn c also auf 0,6 gesetzt ist, erhalten wir $\text{Meilen} = \text{Kilometer} \times c = 100 \times 0,6 = 60$. Das ist besser als die vorherige Antwort 50. Zweifellos haben wir einen Fortschritt gemacht!

Der Fehler ist nun mit 2,137 viel kleiner. Es könnte sogar ein Fehler sein, mit dem wir durchaus leben können.

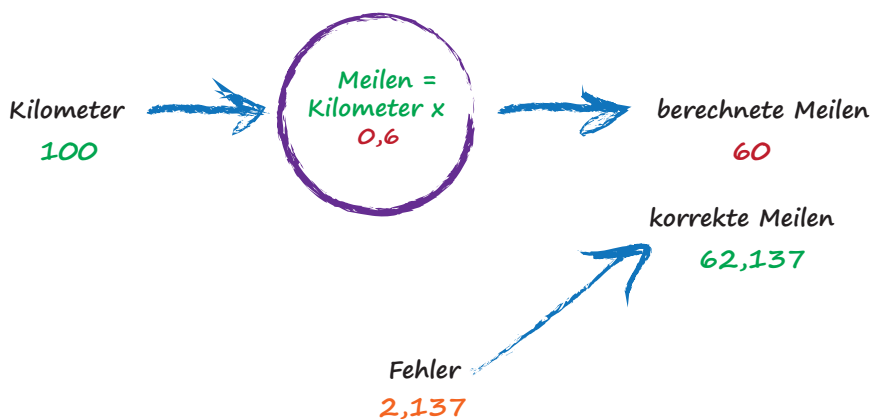


Abbildung 1-8: Die zweite Schätzung ergibt einen kleineren Fehler.

Wichtig ist hier, dass wir uns bei der Entscheidung, um wie viel der Wert von c angehoben werden soll, am Fehler orientiert haben. Wir wollten die Ausgabe 50 vergrößern, also haben wir c ein wenig erhöht.

Anstatt zu versuchen, den genauen Wert zu ermitteln, um den c sich ändern muss, fahren wir mit diesem Verfahren der Verfeinerung von c fort. Wenn Sie davon nicht überzeugt sind und meinen, es sei doch einfach genug, die genaue Antwort zu ermitteln, sollten Sie daran denken, dass vielen der interessanteren Probleme keine so einfache Formel zugrunde liegt, die Ausgabe und Eingabe in Beziehung bringt. Deshalb brauchen wir raffiniertere Methoden – wie zum Beispiel neuronale Netze.

Fahren wir also fort. Die Ausgabe von 60 ist immer noch zu klein. Wir schrauben den Wert von c ein weiteres Mal nach oben, und zwar von 0,6 auf 0,7.

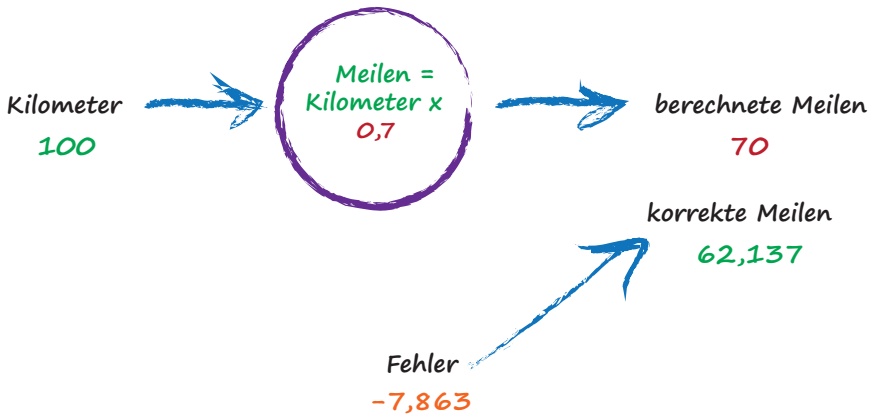


Abbildung 1-9: Die nächste Schätzung liefert einen negativen Fehler.

Oh, nein! Wir sind zu weit gegangen und über die korrekte Antwort hinausgeschossen. Der vorherige Fehler war 2,137, nun liegt er aber bei -7,863. Das Minuszeichen besagt lediglich, dass wir den Zielwert überschritten statt unterschritten haben. Denn der Fehler ergibt sich als korrekter Wert - berechneter Wert.

Da nun $c = 0,6$ besser als $c = 0,7$ war, könnten wir uns mit dem kleinen Fehler von $c = 0,6$ zufriedengeben und diese Übung jetzt beenden. Doch wir wollen noch ein wenig weitergehen. Wir könnten c doch auch in kleineren Schritten verändern, beispielsweise von 0,6 auf 0,61.

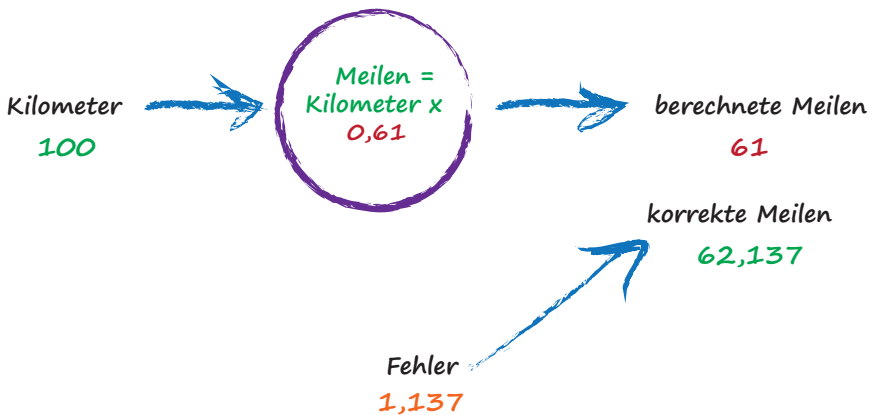


Abbildung 1-10: Die Konstante c wird jetzt in kleineren Schritten verändert.

Das ist schon viel besser als vorher. Wir haben einen Ausgabewert von 61, der nur 1,137 vom exakten Wert 62,137 abweicht.

Dieser letzte Versuch hat uns also gelehrt, dass wir den Wert von c moderat verändern sollten. Wenn die Ausgaben der korrekten Antwort näher kommen – d. h. der Fehler kleiner wird –, sollte man die veränderbare Komponente nicht so stark

anheben. Auf diese Weise lässt sich vermeiden, dass über den richtigen Wert hinausgeschossen wird, wie es weiter oben passiert ist.

Ohne uns nun dadurch ablenken zu lassen, wie denn c im Detail ermittelt wird, bleiben wir beim Konzept der sukzessiven Verfeinerung und wählen als Korrekturwert einen bestimmten Bruchteil des Fehlers. Das ist intuitiv richtig – ein großer Fehler bedeutet, dass eine größere Korrektur erforderlich ist, und ein winziger Fehler heißt, wir brauchen die kleinsten Anpassungsschritte für c .

Ob Sie es glauben oder nicht, wir sind gerade den prinzipiellen Lernprozess in einem neuronalen Netz durchgegangen – wir haben die Maschine trainiert, damit sie immer besser dabei wird, die richtige Antwort zu geben.

Es lohnt sich, kurz innezuhalten und darüber nachzudenken – wir haben ein Problem nicht in einem einzigen Schritt genau gelöst, wie wir es oftmals in der Schulmathematik oder bei wissenschaftlichen Problemen tun. Stattdessen haben wir einen gänzlich anderen Weg eingeschlagen, indem wir eine Antwort ausprobiert und sie wiederholt verbessert haben. Man spricht auch von *iterativ* und meint damit, dass eine Antwort wiederholt Stück für Stück verbessert wird.

Kernideen

- Alle nützlichen Computersysteme übernehmen eine Eingabe und liefern eine Ausgabe, wobei dazwischen bestimmte Berechnungen stattfinden. Neuronale Netze unterscheiden sich hiervon nicht.
- Wenn wir nicht genau wissen, wie etwas funktioniert, können wir versuchen, es mithilfe eines Modells abzuschätzen, dessen Parameter wir anpassen können. Hätten wir nicht gewusst, wie wir Kilometer in Meilen umrechnen, könnten wir eine lineare Funktion mit einem anpassbaren Gradienten als Modell verwenden.
- Eine gute Möglichkeit, dieses Modell zu verfeinern, besteht darin, die Parameter anzupassen, und zwar basierend darauf, wie falsch das Modell verglichen mit bekannten wahren Beispielen ist.

Klassifizieren unterscheidet sich nicht sehr vom Vorhersagen

Die obige einfache Maschine bezeichnen wir als *Prädiktor*, weil sie eine Eingabe übernimmt und eine Vorhersage darüber trifft, wie die Ausgabe sein sollte. Um diese Vorhersage zu verfeinern, haben wir einen internen Parameter angepasst. Dabei haben wir uns an dem Fehler orientiert, der gegenüber dem korrekten Wert bei einem bekannten wahren Beispiel auftritt.

Sehen Sie sich nun die Darstellung in Abbildung 1-11 an, die Messungen der Breite und Länge von Insekten zeigt.

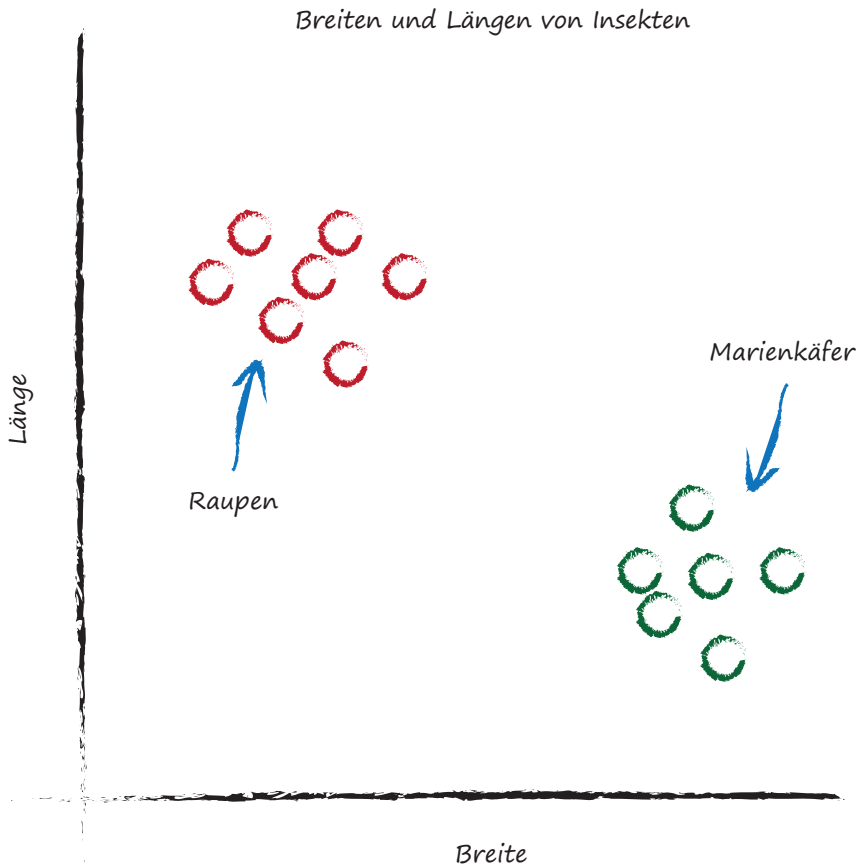


Abbildung 1-11: Diagramm mit Messdaten für die Breite und Länge von Raupen und Marienkäfern

Es lassen sich ganz klar zwei Gruppen ausmachen. Die Raupen sind dünn und lang, die Marienkäfer breit und kurz. (Um das Prinzip zu verdeutlichen, haben wir hier etwas nachgeholfen, Marienkäfer sind natürlich nicht ganz so breit).

Erinnern Sie sich noch an den Prädiktor, der versucht hat, die richtige Anzahl von Meilen für eine gegebene Anzahl von Kilometern herauszufinden? Dieser Prädiktor bestand im Kern aus einer anpassbaren linearen Funktion. Wie Sie wissen, ergeben lineare Funktionen gerade Linien, wenn man ihre Ausgabewerte über den Eingaben als Diagramm darstellt. Der anpassbare Parameter c hat den Anstieg dieser Geraden verändert.

Was passiert, wenn wir über diese Punkte eine gerade Linie legen?

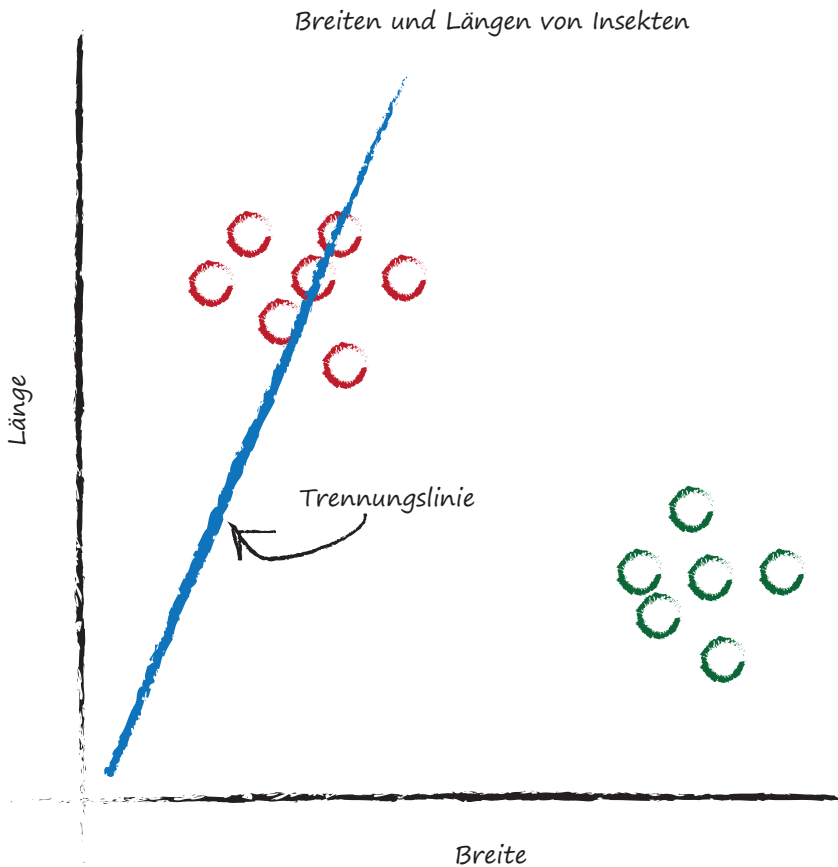


Abbildung 1-12: Trennungslinie durch eine Punktwolke von Messdaten

Die Linie können wir nicht in der gleichen Weise wie zuvor verwenden – um eine Zahl (Kilometer) in eine andere (Meilen) zu konvertieren –, doch vielleicht können wir die Linie nutzen, um verschiedene Arten von Dingen zu trennen.

Wenn die Linie in der obigen Punktdarstellung die Raupen von den Marienkäfern trennen würde, könnte man sie verwenden, um anhand der Messwerte ein unbekanntes Insekt zu *klassifizieren*. Die in Abbildung 1-12 eingezeichnete Linie leistet das noch nicht, da die Hälfte der Raupen auf derselben Seite der Trennungslinie wie die Marienkäfer liegt.

Probieren wir eine andere Linie aus, indem wir wieder den Anstieg der Geraden anpassen, und sehen wir uns die Wirkung an (siehe Abbildung 1-13).

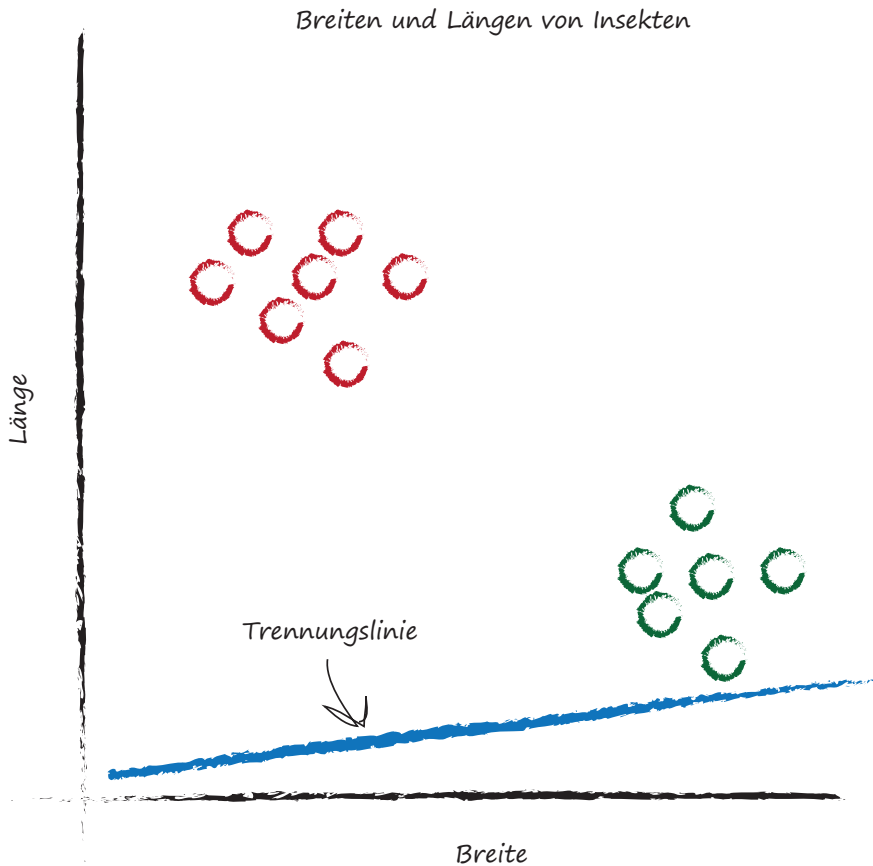


Abbildung 1-13: Trennungslinie mit anderem Anstieg

Dieses Mal ist die Trennungslinie sogar völlig unnütz! Sie trennt die beiden Insektenarten überhaupt nicht.

Abbildung 1-14 zeigt einen weiteren Versuch.

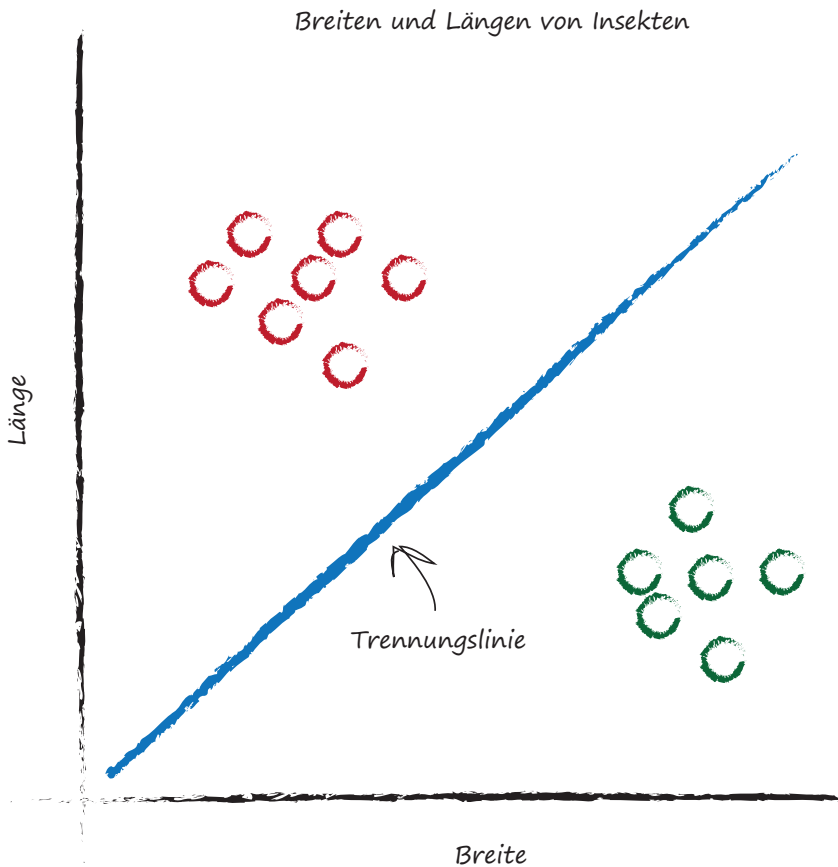


Abbildung 1-14: Dieses Mal ist die Trennungslinie brauchbar.

Das ist wesentlich besser! Diese Linie trennt die Raupen ganz sauber von den Marienkäfern. Jetzt können wir diese Linie als *Klassifizierer* von Insekten verwenden.

Wir nehmen hier an, dass es in unserer Welt nur zwei Arten von Insekten gibt – doch das ist fürs Erste in Ordnung, denn wir wollen lediglich das Konzept eines einfachen Klassifizierers veranschaulichen.

Stellen wir uns als Nächstes vor, dass sich unser Computer mit einem Roboterarm ein neues Insekt greift, seine Breite und Höhe misst und es dann mithilfe der obigen Linie korrekt als Raupe oder Marienkäfer klassifizieren kann.