

Aufgabe 1

Machine Learning for Visual Computing

Philipp Omenitsch, Thomas Pinetz and Andreas Mair

December 11, 2015

Abstract

Abgabe 1 für Machine Learning for Visual Computing über die Themen Datengenerierung, einfacher Klassifikator und Perzeptron.

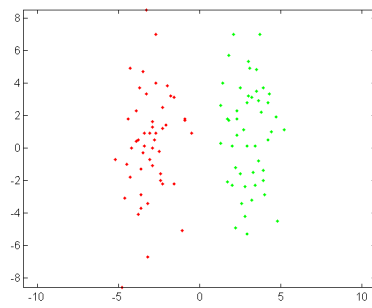
Contents

1	Datengenerierung	1
1.1	Darstellung der Datenvektoren und ihrer Labels als Plot	1
2	Einfacher Klassifikator	3
2.1	Beweis: memory aus der Hypothesenklasse der Polynome.	3
2.2	Warum overfitted die Funktion memory? Was bedeutet Overfitting in Zusammenhang mit dem Lernen von Klassifikatoren? . .	3
2.3	Overfitting von polynomiellen Klassifikatoren	3
3	Perceptron	5
3.1	Untersuchen sie den Trainingsalgorithmus: Welche Eigenschaften der Daten beeinflussen die durchschnittliche Anzahl an Iterationen bis eine Lösung w^* gefunden wurde?	5
3.2	Welchen Einfluss hat die Schrittweite?	5
3.3	Plotten Sie Daten und Entscheidungsgrenze (analog zu Punkt 1.1). . .	5
3.4	Vergleichen Sie das Perzeptron mit der Funktion memory. Worin liegt der Unterschied?	5
3.5	Wie ist das Verhalten bei nicht linear separierbaren Daten? . . .	7

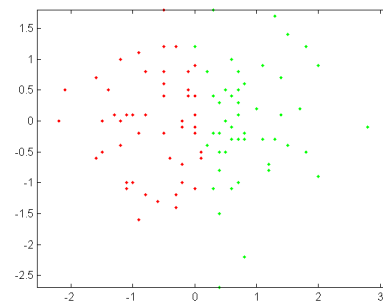
1 Datengenerierung

Die Generierung der Daten erfolgt unter Verwendung zweier Normalverteilungen. Dabei werden der Funktion die Mittelwerte sowie die Kovarianzen der Normalverteilungen übergeben. Anschließend erfolgt eine Zuteilung der Datenpunkte in zwei Klassen. Dazu wird der Richtungsvektor vom ersten Mittelwert zum zweiten Mittelwert berechnet. Dann werden die Datenpunkte, deren Mittelpunkt auf den Koordinatenursprung verschoben wurde, auf den normierten Richtungsvektor projiziert. Alle Punkte, die nun vor dem Nullpunkt liegen werden der ersten Klasse, jene die nach dem Nullpunkt liegen der zweiten Klasse zugeteilt. Falls die Klassen dadurch unterschiedlich groß werden, wird die Entscheidungsgrenze (in sich vermindernenden Schritten) vom Nullpunkt weg bewegt, bis die Klassen gleich groß werden. Falls die Mittelwerte gleich wären und somit kein Richtungsvektor berechnet werden kann, wird statt diesem der erste Eigenvektor einer PCA verwendet. Natürlich erfolgt diese Aufteilung der Daten nur, wenn diese linear separierbar sein sollen, falls nicht werden alle Punkte der ersten Normalverteilung der ersten Klasse und jene der zweiten Normalverteilung der zweiten Klasse zugeteilt.

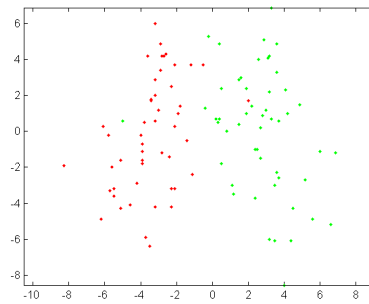
1.1 Darstellung der Datenvektoren und ihrer Labels als Plot



(a) Leicht separierbare Daten



(b) Separierbar trotz gleicher Mittelwerte und Kovarianzen



(c) Nicht linear separierbar

Figure 1: Darstellung der Datenvektoren und ihrer Labels als Plot

2 Einfacher Klassifikator

Der einfache Klassifikator stellt in unserem Fall eine memory Funktion da. Das heißt, dass wenn wir einen Datensatz schon gesehen haben, geben wir dessen Werte aus. Wenn wir diesen noch nicht gesehen haben, geben wir einen negativen Wert zurück. Nachdem wir alle möglichen Zahlenkombinationen gesehen haben, haben wir einen perfekten Klassifikator.

2.1 Beweis: memory aus der Hypothesenklasse der Polynome.

Um zu zeigen, dass memory aus der Hypothesenklasse der Polynome mit Schwellwert ist, müssen wir für jeden Trainingsdatensatz zeigen, dass ein Polynom p , welches den Wert $y = 1$ genau dann annimmt wenn $p(x) \geq 0$.

Aus $n + 1$ Punkten kann man sich mittels Polynominterpolation immer ein eindeutiges Polynom n ten Grades zusammensuchen. Daher können wir aus unserem Set aus n Trainingsdaten mit Hilfe der Lagrangesche Interpolationsformel [Nör13] ein Polynom P n ten Grades erzeugen, welches alle Punkte in dem Trainingsset trifft und den dementsprechenden Wert annimmt. Daher können wir den Schwellwert gleich 1 setzen. Denn für jeden Punkt im Trainingsset gilt, entweder $y = 1$ oder $y = -1$ und damit gilt für das erzeugte Polynom P , dass $P(x) \geq 1$ genau dann gilt, wenn dass y dazu gleich 1 ist.

2.2 Warum overfitted die Funktion memory? Was bedeutet Overfitting in Zusammenhang mit dem Lernen von Klassifikatoren?

Der Klassifikator hat auf dem Trainingsset 100 %, da er die selben Werte wiedererkennt. Dafür kann man mit diesem Klassifikator nicht generalisieren. Wenn auch nur einer der Werte minimal abweicht, bekommt man immer einen negativen Returnwert, obwohl es eigentlich viel wahrscheinlicher ist, dass dieser Wert denselben Output-Wert hat als sein minimal unterschiedlicher Nachbar. Daher kann man mit diesem Klassifikator nicht generalisieren. Durch die fehlende Generalisierung werden viele Daten falsch klassifiziert. Dadurch ist die Performance außerhalb des Testsets, wie man bei unseren Resultaten sehen kann sehr schlecht.

2.3 Overfitting von polynomiellen Klassifikatoren

Overfitting ist ein generelles Problem im maschinellen Lernen. Es ist sehr wichtig, dass ein Lernalgorithmus gut generalisiert, um richtig auf neue Daten reagieren zu können. Man muss sich daher bei allen Klassifikatoren, welche aus einem Polynom mit nachfolgendem Schwellwert bestehen überlegen ob diese nicht Overfitten. Speziell betroffen sind Polynome höherer Ordnungen, da diese dazu tendieren auch Ausreißer irgendwie noch in das Polynom hineinzubiegen

und damit nicht mehr gut generalisieren. Das zeigt sich dann daran, dass der Algorithmus auf echten, noch nicht gesehenen Daten sehr schlecht reagiert.

Ein zusätzliches Problem bei Polynomen mit Schwellwert ist, dass man diese vorher fix wählt. Daher man muss genau wissen, wie die Daten später vorkommen werden, um eine sinnvolle Hypothese abgeben zu können. Das verstärkt das Problem mit Overfitting noch.

3 Perceptron

Das Perceptron ist eine einfache Variante eines neuronalen Netzes. Das Prinzip wurde erstmals im Jahre 1958 von Frank Rosenblatt veröffentlicht[Ros58]. Es handelt sich dabei um eine lineare Diskriminantenfunktion. Während des Lernvorganges wird ein Vektor mit Gewichten erstellt, welcher dann anschließend eine Klassifikation vornimmt. Das Ergebnis wird anschließend durch eine Signum-Funktion dargestellt.

3.1 Untersuchen sie den Trainingsalgorithmus: Welche Eigenschaften der Daten beeinflussen die durchschnittliche Anzahl an Iterationen bis eine Lösung w^* gefunden wurde?

Wenn die Daten linear separierbar sind kann immer eine obere Grenze für die Anzahl der Iterationen bis zur Konvergenz zu einer optimalen Lösung gefunden werden. Die lineare Separierbarkeit ist eine Eigenschaft, welche die Anzahl der Schritte beeinflusst, je besser separierbar desto schnellere Konvergenz, weil die Verschiebung in jedem Schritt optimal ist. Allerdings ist bei nicht linear separierbaren Daten nicht garantiert, dass immer eine optimale Lösung gefunden wird. Außerdem terminiert der Algorithmus nie, weil die Daten ja nicht linear separiert werden können.

Es kommt auch darauf an, wie viele Elemente welcher Klasse existieren, wenn Klasse 1 viel mehr Elemente als Klasse 2 hat, wird die Entscheidungsgrenze so verschoben, dass Klasse 1 öfter richtig klassifiziert wird (weil ja mehr Elemente mehr zum Gewichtsvektor beitragen)

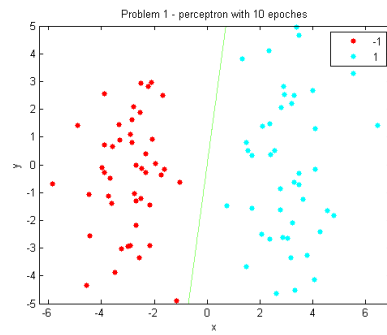
3.2 Welchen Einfluss hat die Schrittweite?

Die Schrittweite oder Lernrate γ kann man so verstehen, dass die Entscheidungsgrenze immer um den Richtungsvektor \cdot Lernrate verschoben wird. Wenn die Lernrate zu groß wird, können optimale Lösungen übersprungen werden (wenn wir uns den Lösungsraum im Dreidimensionalen vorstellen, so kann ein Tal einfach übersprungen werden), ist die Lernrate zu klein, so kann es passieren, dass man in einem lokalen Optima stecken bleiben kann.

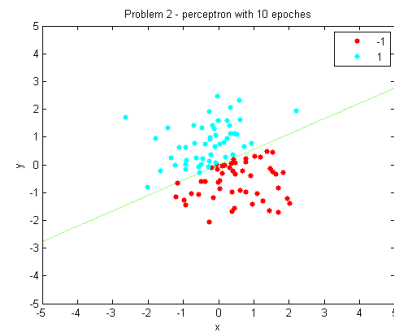
3.3 Plotten Sie Daten und Entscheidungsgrenze (analog zu Punkt 1.1).

3.4 Vergleichen Sie das Perceptron mit der Funktion memory. Worin liegt der Unterschied?

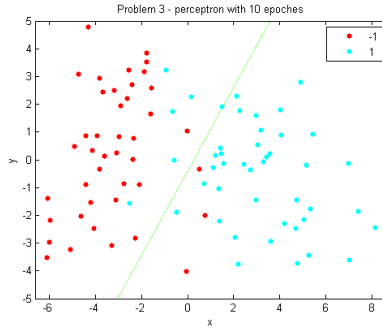
Bei memory werden nur Punkte erkannt, die im Trainingsset vorhanden waren. Bei allen anderen Punkten ratet die memory Funktion. Das Perceptron wiederum kann aufgrund der eingegangenen Daten generalisieren und damit Rückschlüsse auf neue Daten machen. Dadurch können neue, unbekannte Daten mit einer



(a) Nicely spread data



(b) seperable data but close together



(c) Not seperable data

Figure 2: Verschiedene Plots des Perceptron Klassifiers nach 10 Epochen

höheren Wahrscheinlichkeit richtig klassifiziert werden. Daher führt das Perzeptron eine Entscheidungsgrenze ein, welche dann für die neuen Daten angewandt werden kann. Dadurch wird das Overfitting vermindert oder ganz vermieden.

3.5 Wie ist das Verhalten bei nicht linear separierbaren Daten?

Die Entscheidungsgrenze bildet eine Ausgleichsgerade zwischen den zwei Klassen, wie in der Vorlesung gesehen, minimiert sie theoretisch den Abstand zu beiden Klassen, allerdings oszilliert sie in aufeinanderfolgenden Iterationen in der Region, in der sich die Klassen überlappen, weil jede falsche Klassifikation die Entscheidungsgrenze verschiebt, weil es aber immer falsche Klassifikationen geben wird, wird auch die Entscheidungsgrenze immer hin und her geschoben.

References

- [Nör13] Niels Erik Nörlund. *Vorlesungen über differenzenrechnung*, volume 13. Springer-Verlag, 2013.
- [Ros58] Frank Rosenblatt. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65(6):386–408, 1958.