

Zusammenfassung - Mustererkennung und Kontextanalyse

Andreas Ruschinski, Marc Meier

11. November 2015

Korrektheit und Vollständigkeit der Informationen sind nicht gewährleistet. Macht euch eigene Notizen oder ergänzt/korrigiert meine Ausführungen!

Inhaltsverzeichnis

1 Überblick Klassifikation	1
2 Grundlagen Signalverarbeitung	2

1 Überblick Klassifikation

1.1 Einführendes Beispiel

- Ziel: Bestimmung von Fischen auf der Basis von Kamerainformationen
- Verwendung der Kamera zum Merkmale (Features) bestimmen des aktuellen Fisches: Länge, Helligkeit und Breite
- Annahme: Die Modelle (Beschreibung) der Fische unterscheiden sich
- Klassifikation: Finde zu gegebenen Merkmalen das am besten passende Modell (Welche Beschreibung der Fische passt am besten zu dem aktuellen Fisch)

1.2 Entscheidungsgrenzen

Komplexe Entscheidungsgrenze \Rightarrow Mehr Parameter werden für die Bestimmung benötigt \Rightarrow Weniger Trainingsdaten stehen zur Bestimmung des einzelnen Parameters zur Verfügung \Rightarrow Parameter wird ungenauer bestimmt und ist anfälliger gegen Schwankungen der Trainingsdaten \Rightarrow Mehr Features \Rightarrow höhere Dimensionalität des Merkmalsraums \Rightarrow größere inhärente Komplexität der gegebenen Form von Entscheidungsgrenzen \Rightarrow schlechtere Bestimmung der Parameter

1.3 Mustererkennungssysteme

- 1) **Sensing:** Erfassung der Umwelt mittels Sensoren, z.B: Kamera, Bewegungssensoren, Mikrophon, RFID-Lesegerät, Problem: Eigenschaften und Begrenzungen (Bandbreite, Auflösung, Empfindlichkeit, Verzerrung, Rauschen, Latenz, ...) des Sensors beeinflussen Problemschwierigkeit
- 2) **Segmentation:** Identifikation der einzelnen Musterinstanzen (Identifikation der für unser Problem relevanten Daten), z.B: Fisch auf dem Fließband
- 3) **Merkmalsberechnung:** Bestimmung von Features, gesucht sind dabei Features, welche eine Diskriminierungsfähigkeit haben (Zwischen zwei gleichen Klassen ähnlicher Wert, zwischen zwei verschiedenen Klassen großer Werteunterschied) und Invariant gegenüber Signaltransformationen (Rotation, Translation, Skalierung, perspektivische Verzerrung) sind; Problem: Wie kann ich aus einer großen Auswahl an Merkmalen die am besten geeigneten finden?
- 4) **Klassifikation:** Annahme: Modelle (Grundlegende Eigenschaften) der Klassen (verschiedene Fische) unterscheiden sich; Ziel: Zuweisung von Probleminstanzen aufgrund deren Merkmale zu der am besten entsprechenden Klasse
- 5) **Nachbereitung:** Entscheidung auf Basis Klassifikation, Problem: Wie können wir Kontextinformationen nutzen? Können wir verschiedene Klassifikatoren zusammen nutzen?

1.4 Entwurf von Mustererkennungssystemem

- 1) **Daten sammeln:** Wie kann man wissen, wann eine Menge von Daten ausreichend groß und repräsentativ ist, um das Klassifikationssystem zu trainieren und zu testen?
- 2) **Merkmale bestimmen:** Gesucht: Einfach zu extrahierende Merkmale mit hoher Diskriminativität, Invariant gegenüber irrelevanten Transformationen, unempfindlich gegenüber Rauschen, Problem: Wie kann ich A-priori-Wissen nutzen?
- 3) **Modell auswählen:** Wie erkennt man, wann ein Modell sich in der Klassifikation signifikant von einem anderen Modell – oder vom wahren Modell – unterscheidet? Wie erkennt man, dass man eine Klasse von Modellen zugunsten eines anderen Ansatzes ablehnen sollte? Versuch-und-Irrtum oder gibt es systematische Methoden?
- 4) **Klassifikator trainieren:** Verwende gesammelte Daten, um Parameter des Klassifikators zu bestimmen
- 5) **Klassifikator evaluieren:** Wie bewertet man die Leistung? Wie verhindert man Overfitting/Underfitting?

Für weitere Informationen sind folgende Referenzen zu konsultieren: [1, S. 3-16]

2 Grundlagen Signalverarbeitung

In diesem Abschnitt werden die Grundlagen der digitalen Signalverarbeitung beschrieben. In der digitalen Signalverarbeitung werden Methoden und Techniken behandelt welche aus analogen Sensorwerten eine digitale Information erstellen.

2.1 Digitalisierung

Die gemessenen Werte der Sensoren werden durch unterschiedliche Ausgangsspannungen realisiert d.h. in Abhängigkeit von der gemessenen Größe ändert sich die gemessene Spannung am Ausgang des Sensors. Diese analogen Signale werden im ersten Schritt zeitlich diskretisiert d.h. die kontinuierlichen Signale werden durch Abtastung angenähert. Unter Abtastung versteht man die Erhebung eines Wertes zu einem Zeitpunkt. Die Häufigkeit der Abtastung wird in Herz (Hz) angegeben d.h. Abtastung mit 10 Hz entspricht 10 maliges abtasten des analogen Signales innerhalb von einer Sekunde. Durch diesen Schritt erhalten wir eine Folge von gemessenen Spannungen.

Im nächsten Schritt werden die abgetasteten Werte diskretisiert (Diskretisierung der Amplituden) d.h. jeder Spannung wird ein digitaler Wert zugewiesen. Dies geschieht mittels einem A/D-Wandler, welcher entsprechend von Grenzwerten (1/2 Spannung, 1/4 Spannung, 1/8 Spannung) entsprechende Bits setzt und diese Information ausgibt.

2.1.1 Dithering

Ein Problem bei der Diskretisierung der Amplitude ergibt sich dadurch, dass bei einem sehr geringen Sensorwert das LSB nicht gesetzt wird. Dies hat zur Folge das Informationen verloren gehen. Um dies zu verhindern wird Zufallsrauschen auf den aktuellen Sensorwert addiert. Dadurch wird der Grenzwert manchmal überschritten. So nähert sich der Erwartungswert den Realwert an.

2.1.2 Abtastung

Ein Signal nur dann kann korrekt abgetastet werden, wenn es keine Frequenzanteile enthält, die oberhalb der halben Abtastrate liegen. (Abtasttheorem)

$$f_{max} \leq \frac{1}{2} f_{sample}$$

Aus dem Abtasttheorem folgt: Wenn wir ein Signal mit f_{max} korrekt abzutasten wollen, müssen wir dieses Signal mit einer Frequenz von $2 * f_{max}$ abtasten.

2.2 Lineare Systeme

Ein lineares System erfüllt folgende Eigenschaften:

Homogenität $f(c * a) = c * f(a)$ d.h eine Veränderung des Input-Signales hat eine identische Änderung des Output-Signals zu folge

Additivität $f(a + b) = f(a) + f(b)$ d.h wenn das Input-Signal aus zwei überlagerten Signalen besteht können wir diese getrennt Auswerten und anschließend die Ergebnisse addieren

Translationsinvarianz $f(n) = y(n) \rightarrow f(n+s) = y(n+s)$ d.h. ein zeitlicher Versatz des Input-Signals hat den selben zeitlichen Versatz im Output-Signal zur Folge

Kommutativität $f(a) = b, g(b) = c \rightarrow g(a) = b, f(b) = c$ d.h. wenn mehrere lineare Systeme in einer Reihe verknüpft sind, können diese vertauscht werden ohne das Ergebnis zu beeinflussen

Aus diesen Eigenschaften folgt: Ein lineares System ist vollständig durch seine Impulsantwort charakterisiert. Eine Impulsantwort erhalten wir durch Eingabe eines Signals, welches genau an einer Stelle einen Wert größer als 0 hat (Deltafunktion). Die daraus resultierende Antwort beinhaltet alle Eigenschaften des linearen Systemes d.h. unter Verwendung der o.g. Eigenschaften können wir nachfolgend auf Basis der Impulsantwort ermitteln, welches Ergebnis aus anderen Input-Signalen resultiert.

2.2.1 Überlagerung

Aus den Eigenschaften des linearen Systems folgt: $f(x) = f(x_1 + x_2 + x_3) = f(x_1) + f(x_2) + f(x_3)$ d.h. wir können das Eingangssignal zerlegen (Decomposition) und die zerlegten Signale wieder zusammenführen (Synthese), ohne dass das Ergebnis der Analyse beeinflusst wird.

Diese Überlegung können wir nutzen um das Eingangssignal in mehrere Deltafunktionen zu zerlegen. Anschließend werden diese analysiert und die Teilergebnisse zusammengefasst. Auf diese Weise wird das Ergebnis aus dem Eingangssignal zu ermitteln.

Des Weiteren ist auch eine Zerlegung das Signal in mehrere Cosinus- und Sinus-Signale interessant(siehe).

2.2.2 Faltung

Um die Faltung zu berechnen benötigen wir ein Eingangssignal und die Impulsantwort des Systemes.

Die Grundidee besteht darin, dass wir das Eingangssignal in einzelne Delta-Impulse zerlegen. Für jeden dieser Delta-Impulse wird die entsprechende verschobene und skalierte Kopie der Impulsantwort berechnet. Anschließend werden alle Impulsantworten addiert.

Hierfür ergibt sich somit folgende Formel: $y[i] = \sum_{j=1}^M h[j] * x[i-j]$ mit h ist Impulsantwort und x das Eingangssignal.

Durch eine geeignete Wahl der Impulsantwort können Filter, Ableitungen und Integrale realisiert werden. Im nächsten Abschnitt wird ein Verfahren beschrieben, welches die Faltung nutzt um eine Korrelation zu berechnen.

2.2.3 Korrelation

Das Ziel in der Korrelation ist die Erkennung eines bekannten Signales t innerhalb eines verrauhten Signales x .

Für die Berechnung der Korrelation nutzen wir die Faltung mit der gespiegelten Impulsantwort $y[n] = x[n] * t[-n]$. Als Ergebnis dieser Faltung erhalten wir ein Ausgangssignal y , welches signifikante Ausschläge im übereinstimmenden Bereich hat.

2.3 Fourier-Transformation

Mittels einer Fourier-Transformation können wir unser Eingangssignal in eine Summe von Sinus- und Kosinus-Funktionen zerlegen.

Hierfür müssen folgende Bedingungen gelten (Dirichlet-Bedingungen):

1. Anzahl der Unstetigkeiten innerhalb einer Periode ist endlich
2. Anzahl der Maxima und Minima innerhalb einer Periode ist endlich
3. Funktion ist in jeder Periode integrierbar (d.h. die Fläche unter dem Betrag der Funktion ist in jeder Periode endlich)

Die Sinus- und Kosinus-Funktionen werden auch Basisfunktionen genannt und bilden einen Vektorraum.

2.3.1 Fourier-Transformation Grundideen

Nachfolgend werden die Grundideen der Fourier-Transformationen erläutert.

Die Ausgangsidee ist dass jedes Signal durch eine Summe von phasenverschobenen Kosinus-Funktionen beschreiben werden kann. Wir sprechen von einer Phasenverschiebung falls zwei Kosinus-Funktionen unterschiedliche Nullstellen haben (d.h. eine Verschiebung auf der x-Achse). Hierfür ergibt sich folgende Formel: $s[i] = \sum_{k=0}^{N/2} M_k * \cos(2 * \pi * k * i/N + \phi_k)$ wobei $i = 0, \dots, N-1$, M_k .

Die zweite Idee ist dass jede phasenverschobene Kosinus-Funktion $M * \cos(x + \phi)$ kann durch eine Summe von Kosinus- und Sinus-Funktion ohne Phasenverschiebung repräsentiert werden: $M * \cos(x + \phi) = A * \cos(x) + B *$

$\sin(x)$ mit $A = M * \cos(\phi)$ und $B = M * \sin(\phi)$ wobei M ist die Amplitude und ϕ die Phasenverschiebung. Dies erhalten wir durch den Übergang von Kartesischen-Koordinaten in Polar-Koordinaten.

Da wir uns im diskreten Bereich befinden gilt folgende Eigenschaft: Das Signal aus N Werten ist ein N -dimensionaler Vektor. Wie vorher beschrieben bilden die gesuchten Basisfunktionen einen Vektorraum. Für einen N -dimensionalen Vektorraum benötigen wir also eine Basis mit N orthogonalen Vektoren (d.h. das Skalarprodukt zweier Basis-Vektoren muss 0 sein).

Die diskreten Sinus und Kosinus-Funktionen $c_k[i] = \sin(2 * \pi * k * i / N)$ bzw. $c_k[i] = \cos(2 * \pi * k * i / N)$ sind alle zueinander orthogonal. Da die Summe von 0 bis $N/2$ läuft erhalten wir genau $N/2 + 1$ phasenverschobene Kosinus-Funktionen, welche jeweils in eine Sinus und eine Kosinus Funktion zerlegt wird. Somit erhalten wir $2 * (N/2 + 1) = N + 2$ Basisfunktionen. Da $s_0 = \sin(0)$ und $s_{N/2} = \sin(2 * \pi * N/2 * i / N) = \sin(\pi * i)$ jeweils Nullvektoren sind, können diese Verworfen werden wodurch wir N Basisfunktionen erhalten.

Literatur

- [1] Richard O Duda, Peter E Hart, and David G Stork. *Pattern classification*. John Wiley & Sons, 2012.