Contents

[2. Vorverarbeitung 1](#_Toc140498686)

[3. Merkmale 3](#_Toc140498687)

[4. Numerische Klassifikation 5](#_Toc140498688)

[5. Spracherkennung 8](#_Toc140498689)

[6. Objekterkennung 10](#_Toc140498690)

[7. Experimentelle Evaluation 11](#_Toc140498691)

# 2. Vorverarbeitung

* Abtastung und PCM
  + Digitalisierung = Diskretisierung + Quantisierung
    - Diskretisierung = messen an diskreten Punkten
    - Quantisierung = Umsetzung eines analogen Signals in ein digitales
      * Mehr Quantisierungsstufen => weniger Quantisierungsrauschen
  + Abtasttheorem: Abtastfrequenz muss mindestens doppelt so groß sein wie der höchste im Signal enthaltene Frequenzanteil
  + Pulse Code Modulation (PCM): Abtastung mit konstanter Abtastrate, Quantisierung der Abtastwerte und anschließende Codierung (i.d.R. im Binärcode)
* Digitale Audiodaten
  + Wesentlich bei periodischen Signalen: Amplitude und Periodenfrequenz f (bzw. Periodendauer 1/f bzw. Wellenlänge λ) -> f = c/ λ
  + Hörbereich des Menschen 20Hz - 20 kHz
  + Verlustfreie Audio-Codierung
    - Pulse Code Modulation (PCM)
    - DPCM (Differential PCM): Speicherung der Differenz zweier aufeinanderfolgender Abtastwerte
    - ADPCM (Adaptive DPCM): Vorhersage des zukünftigen Signalverlaufs und Speicherung der Differenz zur Vorhersage
* Digitale Bilddaten
  + Additive und subtraktive Farbmischung
    - RGB vs CMY
  + Weitere Farbmodelle: HSL und HSV
  + Bit pro Pixel wird Farbtiefe & Alphakanal (Transparenz)
* Vektorquantisierung
  + Transformation von kontinuierlichen Eingabevektoren auf ein endliches Klassenalphabet (Menge von Kodebuchklassen)
  + k-Means-Algorithmus
    - (zufällige) Auswahl von k Clusterzentren, z.B. durch zufällige Auswahl von k Eingabevektoren als Clusterzentren
    - Jedem Eingabevektor wird dem ihm am nächsten liegenden Clusterzentrum zugeordnet (Abstandsmaß: z.B. Euklidischer Abstand)
    - Es werden für jeden Cluster die Clusterzentren durch Schwerpunktbildung neu berechnet (Arithm Mittel errechnen aus Cluster Zentren & Vektoren)
    - Wiederholung: Falls sich nun die Zuordnung der Objekte ändert, weiter mit Schritt 2, sonst Abbruch
  + Anwendungen
    - Suche nach einheitliche Regionen in Bildern
    - Bestimmung von Laut-Unterklassen für die Spracherkennung
    - k-Means-Algorithmus ist Vorstufe des EM-Algorithmus
* Schwellwertoperationen & Histogramme
  + Punkt-Operationen: Die Werte von einzelnen Pixeln werden verändert, ohne dabei die Nachbarpixel zu betrachten
  + Schwellwertoperationen, z.B. zur Transformation eines Grauwertbildes in ein Schwarzweißbild (Binärisierung)
  + Histogramm liefert zu jedem Grauwert (bzw. zu jeder Quantisierungsstufe der einzelnen Farbkanäle) dessen relative Häufigkeit
* Lineare Filter
  + A number and number in a square

    Description automatically generatedFilter berücksichtigen - anders als Punkt-Operationen - auch die Werte von Bildpunkten in der Umgebung des betrachteten Bildpunktes, um für einen Pixel im Originalbild einen neuen Wert zu berechnen
  + Mittelwertfilter (einfacher Weichzeichner)
  + A number and numbers on a white background

    Description automatically generatedFaltungsoperator ´\*´: paarweise Multiplikation der Wertepaare, die an derselben Position stehen, und Aufsummieren der Ergebnisse
  + Filter als Faltungsoperation -> lineare Filter
  + Gauß-Filter (Gaußscher Weichzeichner)
  + Laplace-Filter zur Kantenhervorhebung
  + A white background with black text

    Description automatically generatedA close-up of a number

    Description automatically generatedBoost-Filter (Scharfzeichner):
  + A white board with yellow text and numbers

    Description automatically generatedKantenhervorhebung mit dem Sobel-Operator
  + Filter
    - Kein VZW -> Tief z.B. Gauß-Filter (Weichzeichner)
    - VZW -> Hoch z.B. Laplace-, Sobel-Filter (Kantenhervorhebung)
* Nichtlineare Operationen
  + Rangordnungsfilter
    - Sortiere die Pixel einer definierten Umgebung (z.B. 3x3, 11x11) aufsteigend nach ihrem Grauwert
    - ersetze den Grauwert des aktuellen Pixels (in der Mitte der Umgebung) durch den Wert an einer definierten Position in der Liste der Grauwerte:
      * Minimumfilter: 1. Position der Liste (dunkle Strukturen werden größer)
      * Medianfilter: mittlere Position der Liste Rauschen verschwindet, Ausreißer verschwinden
      * Maximumfilter: letzte Position der Liste (helle Strukturen werden größer)
  + Morphologische Operationen
    - Erosion: sobald der Mittelpunkt des Strukturelements auf Vordergrund trifft wird ein Vordergrundpunkt gezeichnet in der Mitte des Strukturelements --> Ränder werden nicht gezeichnet (abfräßen)
    - Dilatation (engl. Dilation): sobald der Mittelpunkt des Strukturelements auf Vordergrund trifft wird das komplette Strukturelement mit Vordergrundfarbe gezeichnet --> Ränder werden ausgedehnt
    - Opening: Erst Erosion, dann Dilatation
    - Closing: Erst Dilatation, dann Erosion
* Normierungsmaßnahmen
  + Die Normierung von Mustern soll den Wertebereich von Parametern, die für die Klassifikation irrelevant sind, reduzieren, um bei gegebenem Aufwand für die Klassifikation eine geringere Fehlerwahrscheinlichkeit zu erreichen

# A diagram of a training process Description automatically generated3. Merkmale

* Aufbau eines Klassifikationssystems
* Orthogonale Reihenentwicklung (DCT/DFT)
  + Die (zweidimensionale) DFT erlaubt die effiziente Implementierung von linearen Filtern, z.B. zur Bildvorverarbeitung
  + DFT dient zur digitalen Berechnung von Spektren und Spektrogrammen
  + A white paper with black and white squares and numbers

    Description automatically generatedDie DCT ist wesentlicher Bestandteil sowohl der JPEG-Bildkompression als auch der MP3-Audiokompression
  + orthogonal (rechtwinklig): Skalarprodukt verschiedener Basisvektoren jeweils 0
  + orthonormal, weil hierzu zusätzlich noch die Länge der Basisvektoren 1 sein müsste
  + DCT 🡪 siehe Bild (Achtung Faltung)
    - Koeffizienten der DCT sind dagegen immer reelle Zahlen
  + DFT: DCT kann als ein Spezialfall der DFT
    - DFT Koeffizienten: Real & Imaginärteil
  + DFT als auch die DCT setzen implizit voraus, dass das Eingangssignal periodisch
  + Daher bei der DCT keine impliziten Sprünge an den Rändern wie bei der DFT (siehe „Leck-Effekt“
    - DCT nimmt an, dass der Signalverlauf gespiegelt ist -> kein Sprung
  + DFT auf kurzen Abschnitten nichtperiodischer Signale, wie bei der Merkmalberechnung für die Spracherkennung, ist eine geeignete Fensterfunktion erforderlich (z.B. Hamming-Fenster). Man spricht hier auch von einer STFT (Short Time Fourier Transform)
  + STFT gilt die folgende Unschärferelation: Je höher die zeitliche Auflösung, desto geringer die Frequenzauflösung, und umgekehrt.
* Wavelet-Transformation
  + Kurzzeit-Fouriertransformation (STFT) erfordert Kompromiss zwischen Zeit und Frequenzauflösung
  + Häufig wünschenswert: bessere zeitliche Auflösung für hohe Frequenzen -> Wavelet-Transformation
  + einfachste Wavelet ist das Haar-Wavelet
  + Morlet-Wavelets: Es entsteht durch Modulation der Kosinusfunktion mit einer Gauß-Glocke
* Heuristische Verfahren
  + Heuristik bezeichnet in der Informatik eine Vorgehensweise, bei der man versucht, ein Problem zu Lösen mithilfe von Schätzungen, Faustregeln, intuitiv-intelligentem Raten
  + Nulldurchgangsrate
    - Die Nulldurchgangsrate berechnet sich als die Anzahl der Vorzeichenwechsel des Signals in einem Zeitfenster konstanter Länge, das über das Signal geschoben wird
* Merkmale für die Spracherkennung
  + Hörbereich: ca. 20 Hz – 20 kHz, höchste Schallempfindlichkeit bei 3–4 kHz
  + menschliche Ohr ist in der Lage, Schallwellen in ihre Frequenzanteile zu zerlegen
    - 25 Frequenzgruppen (kritische Bänder)
  + Diskrete Fourier Analyse (DFT) berechnet Frequenzspektrum von Abschnitt des Signals
  + Ziel: Beschreibung der spektralen Zusammensetzung des Sprachsignals
  + Verminderter Leck-Effekt durch Hamming-Fenster
  + Unschärfeprinzip: Je besser die Zeitauflösung, desto schlechter die Frequenzauflösung und umgekehrt
  + Spektrogramme
    - Zeit wird auf der x-Achse, die Frequenz in Hz auf der y-Achse
    - Intensität wird am Grad der Schwärzung
    - Breitbandspektrogramm (senkrechte Balken im Abstand der Grundperiode)
      * geringe Frequenzauflösung & hohe Zeitauflösung
    - Schmalbandspektrogramm (waagerechte Balken im Abstand der Grundfrequenz)
      * hohe Frequenzauflösung & geringe Zeitauflösung
    - Was sieht man im Spektrogramm?
      * Bereiche im Spektrum mit starker Intensität
      * besonders im Bereich von Vokalen
      * Harmonische der Anregungsfrequenz (Grundfrequenz)
    - Bandspektren
      * Frequenzgruppen, Bark- bzw. Mel-Skala wird durch Bank von Bandpassfiltern modelliert
      * Menschliches Gehör nimmt Frequenzen in Abschnitten wahr -> Bandspektren 25 Mel-Spektrumskoeffizienten die die Wahrnehmung abdeckt
* Merkmale für die Objekterkennung
  + häufig Merkmale von Teilbereichen des Bildes interessant, z.B. wenn das gesuchte Objekt nur einen Teil des Bildes überdeckt und dessen Position vorab nicht bekannt ist
  + auf Bildern eine gefensterte Fouriertransformation eingesetzt werden, um die Eigenschaften in lokalen Bereichen des Bildes zu ermitteln
  + Alternativ können Wavelets oder lineare Filteroperationen zur Merkmalberechnung verwendet werden (z.B. Gauß-Filter oder der Laplace-Operator)
  + Wichtige Rolle: Merkmale aus Farbe, Form (Kontur) und Textur (Oberflächenstruktur) sowie Punktmerkmale, häufig auch in Kombination
  + Punktmerkmale
    - Grundidee: Markante Punkte sind entscheidend die Objekterkennung
    - Die Eigenschaften dieser Punkte lassen sich durch Merkmalvektoren beschreiben
    - Merkmalvektoren sollten nach Möglichkeit invariant sein gegenüber: •Translation • Rotation • Skalierung • Änderung der Beleuchtung • Affiner Verzerrung (nur teilweise möglich)
    - Objekterkennung durch Zuordnung der markanten Punkte im gesuchten Objekt zu den markanten Punkten im Bild anhand ihrer Ähnlichkeit (z.B. Euklidischer Abstand) => Lage des Objekts im Bild
    - Bekannte Verfahren u.a.: SIFT (Scale-Invariant Feature Transform), SURF (Speeded Up Robust Features), ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)
    - Alternative Anwendung: „Stitching“ mehrerer Bilder zu einem Panoramabild.
    - Keypoint-Detektoren, die markante Punkte identifizieren
    - Keypoint-Deskriptoren, die markante Punkte als Merkmalsvektor beschreiben -> Dieser Merkmal gehört zu diesem Punkt
    - Visual SLAM auf Basis von Punktmerkmalen SLAM: Simultaneous Localization And Mapping (Simultane Lokalisierung und Kartenerstellung

# 4. Numerische Klassifikation

* Die Komponenten des Vektors c sind reelle Zahlen, deshalb spricht man von numerischer Klassifikation
* Nichtparametrische Klassifikatoren
  + Speicherung der gesamten Stichprobe (z.B. Nächster-Nachbar-Klassifikator) -> Abstand zur Beobachtung
  + Zuweisung der Klasse des dem Merkmalvektor im Merkmalsraum am nächsten gelegenen Stichprobenelements
  + Nachteil: Rechenaufwand steigt mit Größe der Trainingsstichprobe
* Verteilungsfreie Klassifikatoren
  + Bestimmung der Parameter von geeigneten Trennfunktionen aus der Lernstichprobe
  + Es werden keine Annahmen über die statistische Verteilung der Merkmale getroffen
  + Support Vector Machine
    - Bestimme die breitestmögliche gerade „Straße“ zwischen den Klassengebieten. Der „Mittelstreifen“ bildet die Klassengrenze.
    - A graph of a line graph

      Description automatically generatedNur diejenigen Strichprobenelemente, die auf dem „Straßenrand“ liegen, beeinflussen den Verlauf der Klassengrenze. Sie werden Support Vectors (Stützvektoren) genannt
    - Durch Transformation des Merkmalraumes in einen Raum mit höherer Dimension werden auch verschachtelte Klassen linear trennbar
* Statistische Klassifikatoren
  + Kenntnisse über die statistischen Eigenschaften der Merkmalvektoren zu einer Klasse Ωκ sind gegeben
  + Die Dichtefunktion p(c | Ωκ) wird für die Klassifikation benötigt; diese wird dadurch bestimmt, dass deren unbekannten Parameter aκ aus einer geeigneten Stickprobe geschätzt werden.
  + Nur für einen Wertebereich (a < X < b) lässt sich eine Wahrscheinlichkeit angeben. Sie entspricht dem Integral der Dichtefunktion in den Grenzen von a bis b
  + Innerhalb des Problemkreises Ω wird zufällig eine Klasse ausgewählt, wobei die Klasse Ωκ mit der a priori Wahrscheinlichkeit p(Ωκ) gewählt wird.
  + Nach Wahl von Ωκ wird eine Beobachtung der Zufallsvariablen c gemacht (der Merkmalvektor eines Musters), wobei c die bedingte Dichte p(c | Ωκ) hat
  + Bayes-Formel
    - A math equation with black and red text

      Description automatically generatedGesucht ist diejenige Klasse Ωκ mit maximaler a posteriori Wahrscheinlichkeit p(Ωκ | c) -> Wahrscheinlichkeit, dass eine bestimmte Klasse vorliegt, wenn Merkmalsvektor c vorhanden ist
    - Dagegen lässt sich die bedingte Dichtefunktion p(c | Ωκ) in viele Fällen gut aus Stichproben abschätzen, ebenso wie die a priori Wahrscheinlichkeit p(Ωκ)
  + Bayes-Klassifikator
    - Nenner der Bayes-Formel unabhängig vom gesuchten Klassenindex κ und spielt deshalb bei der Bestimmung des Maximalwerts keine Rolle
    - Entscheidungsregel: Gegeben ein Merkmalvektor c, dann entscheide dich für diejenige Klasse Ωκ, für die gilt: Zähler = max
    - Bayes-Klassifikator der Klassifikator mit der geringsten Fehlerwahrscheinlichkeit
* Neuronale Netze
  + Perzeptron
    - Gewichtung und Bias für Merkmalsvektoren -> f(Sum(Gewicht\_i \* c\_i) – bias)
    - Als „Aktivierungsfunktion“ f dient eine sog. Schwellenwertfunktion: f (x) = 1 falls x ≥ 0, 0 sons
  + Training eines Perzeptrons
    - Ziel: Bestimme die Gewichte des Perzeptrons so, dass für eine gegebene Lernstichprobe die gewünschte Ausgabe erzeugt wird
    - Geeignete Gewichte lassen sich iterativ bestimmen
      * Beginnend mit einer zufälligen (oder uniformen) Initialisierung der Gewichte wird wiederholt
      * die Ausgabe y zu jedem Element der Lernstichprobe bestimmt
      * anhand der Differenz zu dem erwünschten Ergebnis eine Korrektur der Gewichte vorgenommen
    - Günstige Fälle Fehler am Ende des Trainings für alle Elemente der Lernstichprobe 0
      * Das gelingt aber nur bei linear separierbaren Merkmalsgebieten, da das Perzeptron lediglich eine lineare Trennebene modelliert
  + Mehrschichtperzeptron (Multilayer Perceptron, MLP)
    - Künstliche Neuronale Netze entstehen durch Verknüpfung von mehreren Perzeptrons zu einem Netzwerk (artificial neural network, ANN)
    - Häufigste Topologie: 3 (oder mehr) Schichten von Perzeptrons (Eingabeschicht, verborgene Schicht, Ausgabeschicht)
    - Training erfolgt i.d.R. über den sog. Backpropagation-Algorithmus
    - Selbst MLPs mit nur einer verborgenen Schicht können beliebig komplexe Funktionen und nichtlineare Klassengrenzen modellieren (Universal Approximation Theorem)
    - Künstliche neuronale Netze mit rekurrenten (= rückgekoppelten Kanten) sind sogar Turing-vollständig
  + Aktivierungsfunktionen
    - Nichtlineare Aktivierungsfunktionen sind zwingend notwendig, weil sich jedes Netz sonst durch Ausmultiplizieren der linearen Transformationen durch eine einzige Schicht darstellen ließe und damit nur noch lineare Funktionen modellieren könnte
    - Schwellwertfunktion: Biologisch plausibel (Neuronen feuern oder sie feuern nicht), aber mathematisch unhandlich weil kein Gradientenabstieg möglich
    - Die Sigmoidfunktion „quetscht“ alle reellen Zahlen in das Intervall ]0;1[
      * In tiefen Netzen führt sie zum Vanishing Gradient Problem
      * je mehr Schichten, desto weniger bleibt vom Gradienten übrig
    - Die ReLU-Funktion wird in tiefen neuronalen Netzen häufig verwendet und trägt dazu bei, das Vanishing Gradient Problem zu vermeiden
    - In der letztem Schicht eines NNs für die Klassifikation wird i.d.R. die Softmax-Aktivierungsfunktion verwendet. Sie liefert Schätzwerte für die a posteriori-Wkten aller Klassen
* Unüberwachtes Lernen
  + Beispiel: Transformation von kontinuierlichen Eingabevektoren auf ein endliches Klassenalphabet (Menge von Kodebuchklassen)
  + Jedem Vektor c wird der Index kt seiner Kodebuchklasse (oder Quantisiererzelle) zugeordnet (Vektorquantisierung)
  + Kodebücher können unüberwacht aus einer Stichprobe gelernt werden
  + Verfahren hierfür z.B.: • k-Means-Algorithmus • EM-Algorithmus
  + Gaußsche Mischverteilung (GMM)
    - mehrere Gauß-Dichten werden gewichtet und aufsummiert
    - Maximum-Likelihood-Schätzung der Parameter mit dem EM-Algorithmus
  + EM-Algorithmus (Expectation-Maximization)
    - Mit EM berechnete μ, σ
    - Problem bei der Schätzung der Parameter eines GMM: die Zuordnung eines Merkmalvektors x zu einer der M Dichten ist nicht bekannt
    - Der EM-Algorithmus löst das Problem durch iterative Optimierung (analog zum k-Means-Algorithmus).
    - Aber: es wird immer ein lokales Optimum gefunden, d.h. Parameter, die mindestens so gut sind wie die Startwerte
    - Erfahrung: es werden sehr gute Parameter gefunden, wenn die Startwerte gut sind und genug Trainingsdaten vorliegen
    - Steps:
      * Bestimme Startparameter B
      * Für Klassen i = 1, 2, 3, ….
        + Expectation-Schritt: Bestimme für jede Klasse Ωm und jeden Merkmalvektor xj die a-posteriori Wahrscheinlichkeit
        + Maximization-Schritt: Berechne die neuen Parameter B\_i

Gewichtungsfaktor a-priori-Wahrscheinlichkeit der Klasse m fließt mit rein

* + - * + Prüfe eine Abbruchbedingung

# 5. Spracherkennung

* Dynamic Time Warping (DTW)
  + Aufgabe: Einzelworterkennung
  + Idee: Nächster-Nachbar-Klassifikator für Wörter
  + Anlernphase ("Trainingsphase")
    - Aufnahme eines Referenzmusters zu jedem Wort im Wortschatz
    - Berechne zu jedem Referenzmuster die Folge von Merkmalvektoren und speichere diese
  + Laufender Betrieb
    - Aufnahme eines unbekannten Sprachmusters
    - Berechne zu diesem Sprachmuster die Folge von Merkmalvektoren
    - Bestimme nun den Abstand dieser Folge von allen Referenz-Folgen
    - A screenshot of a computer

      Description automatically generatedEntscheidung für das Wort mit dem geringsten Abstand
  + Problem: Folgen können unterschiedlich lang sein, Dehnungen und Stauchungen müssen nicht linear erfolgen, z.B. können einzelne Vokale stark gedehnt sein
  + DTW: Grundidee
    - Zuordnung von jedem Signalpunkt A zu jedem Signalpunkt B
  + Rückverzeigerung und Backtracking
    - Zeitliche Zuordnung kann ggf. durch Rückverzeigerung und Backtracking ermittelt werden
    - Bei jeder Minimierungsoperation speichert man in einem zusätzlichen n x m-Array einen Zeiger (bzw. einen geeigneten Hinweis) auf das Vorgängerfeld, das den minimalen Kostenbeitrag geliefert hat (Rückverzeigerung)
    - Nach Abschluss der Iteration lässt sich der optimale Pfad ausgehend vom Feld [n,m] rückwärts rekonstruieren (Backtracking)
  + DTW ist ein klassischer Algorithmus zur Einzelworterkennung
  + Besonders geeignet für sprecherabhängige Erkennung von Wörtern, zu denen nur ein einziges akustisches Referenzmuster vorliegt
* Hidden-Markov-Modelle (HMM)
  + gegeben: Menge von Wörtern W = {W1,...,WL}
  + beobachtet wird eine Merkmalvektorfolge X = x1,...,xT (Äußerung)
  + A yellow and black text

    Description automatically generatedwelches Wort wurde gesprochen?
  + a-priori-Wkt. der Wörter P(W\_l ) werden z.B. durch Auszählen einer Stichprobe geschätzt
  + aber: a-posteriori Wkt. P(X | W\_l ) kann durch Hidden-Markov-Modelle (HMM) geschätzt werden

🡪 Model mit Reihen von Zuständen, wo man weiß mit welcher Wskt. Ein Buchstabe im Wort ausgesprochen wird (Summe aller ausgehenden Zweige eines Zustandes = 1)

* + Bei mehreren möglichen Pfaden werden die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Pfade aufsummiert
  + HMM-Topologien
    - Anzahl der Zustände => typischerweise 3 Mal so viel wie Laute: haben (5 Laute) --> 15 Zustände
    - Keine Rückschritte, da Vertauschungsgefahr
  + Berechnung der Produktionswahrscheinlichkeit von einem Wort
    - Effizienter: berechne Vorwärts- und Rückwärtswahrscheinlichkeiten
    - Wie wahrscheinlich bin ich zum Zeitpunkt t im Zustand J und habe bis dahin die Merkmalsvektoren x\_1 bis x\_t produziert
    - Idee: Zusammenfassen und Aufsummieren der verschiedenen Varianten wie man in einen Zustand landet
  + Vorwärtsalgorithmus and Rückwärtsalgorithmus
    - Für Erkennung benötigt man Vorwärtsalgorithmus; Für Training zusätzlich auch noch Rückwärts
    - Viterbi-Algorithmus
      * ist eine Modifikation des Vorwärtsalgorithmus, der im Rekursionsschritt anstelle der Summe eine Maximierung durchführt
      * Zur Bestimmung der besten Zustandsfolge werden wird (wie beim Dynamic Time Warping) eine Rückverzeigerung und Backtracking verwende
      * A whiteboard with writing and a diagram

        Description automatically generatedWir suchen die wahrscheinlichste Zustandsfolge, die unsere Beobachtung X erzeugt hat

# 6. Objekterkennung

* Kantendetektion
  + Canny Alg (Erkennung alle tatsächlichen Kanten sollen gefunden werden mit Breite 1 px, aber keine falschen)
    - Farbbild
    - -> Grauwertbild
    - -> Gaußfilterung -> Weichzeichner
    - -> Sobel-Operator
    - -> Nicht Maximus Unterdrückung (winkel = arctan(G\_y/G\_x) Sobel) -> werden reduziert auf scharfe, ein Pixel breite Kanten
    - -> Hysterese-Schwellwertverfahren (Schwellwerte T\_1 <= T\_2) -> schwache Kanten (d.h. Pixel mit kleinem Gradienten) unterdrückt werden, aber zusammenhängende Kanten möglichst nicht fragmentiert werden
* Hough-Transformation (Hough-Raum (r,θ))
  + Jeder Geraden im Bildraum entspricht ein Punkt im Hough-Raum (r->y; winkel->x)
  + r = xi ⋅ cosθ + yi ⋅sinθ
  + A math equation with black text

    Description automatically generatedJedem Punkt im Bildraum entspricht eine sinusförmig verlaufende Kurve im Hough-Raum
  + Jedem Kurven-Schnittpunkt im Hough-Raum entspricht eine Gerade durch mehrere Punkte im Bildraum
  + Erkennen von Kreisen -> Hough-Raum (x,y,r) mit Kreismittelpunkten und Radien
  + Hoher Rechenaufwand und Speicherbedarf
* Histogrammbasierte Objekterkennung
  + Objekterkennung und -lokalisierung ausschließlich auf Basis des Farbhistogramms
  + Vergleich zweier Histogramme I (unbekanntes Bild) und M (Modell) erfolgt durch Berechnung des Histogrammschnitts (histogram intersection)
* Viola-Jones-Algorithmus
  + Detektion von Gesichtern
  + später auch erfolgreich zur Detektion anderer Objekte oder zur Erkennung von Personen (ganzer Körper)
  + Training (Stichprobe von Bildern einheitlicher Größe -> Trennung Positivbeispiele von Negativbeispielen)
  + Kaskade von Klassifikatoren
  + Effiziente Merkmalsberechnung
* CNN (Convolutional Neural Networks)
  + dominierende Verfahren zur Objekterkennung/Klassifikation von Bildern
  + Das ConvNet erlernt neben den Klassengrenzen auch eine geeignete Merkmalberechnung anhand der Trainingsstichprobe
  + Es kann daher mit rohen Bilddaten trainiert werden
  + Schichten
    - obersten Schichten eines ConvNet führen Faltungsoperationen (engl. Convolution) durch
    - Nichtlinearität (Schwellwertfunktion, oft ReLU)
    - Pooling- oder Sub-Sampling-Schicht -> große Feature map zu kleinere (zB: Zusammenfassen von 4 Pixel zu einem)
    - Fully Connected Layer (zur Klassifikation, MLP, vgl. Kapitel 4)
  + Gesichtserkennung
    - Merkmalvektor zu dem Bild eines Gesichts wird oft als Face Embedding
    - Eigenschaft: gleiche Person möglichst ähnliche Merkmalsvektoren -> verschiedene Personen möglichst unterschiedliche Merkmalsvektoren
    - Triple Loss min: je 3 Bilder betrachtet, davon 2 von der gleichen Person (Anchor und Positive) sowie eins von einer anderen Person (Negative)
    - Abstand zwischen Anchor und Positive größer als der zwischen Anchor und Negative -> Anchor & Positive möglichst klein
* Objektverfolgung
  + Merkmale für die zu verfolgende Region: häufig Farbhistogramme, aber auch Texturmerkmale etc.
  + Meist Kernel-Tracking mit rechteckiger Kernelfunktion (d.h. ein rechteckiger Bildausschnitt wird verfolgt)
  + Klassisches Verfahren zum Kernel-Tracking: Mean-Shift-Algorithmus
  + TLD-Tracking
    - Verfolgung über einen längeren Zeitraum erfordert Möglichkeit, verloren gegangenes Zielobjekt wiederzufinden („Detection“) und das Tracking neu zu initialisieren
    - während des Tracking lernt das Model, wie das Objekt aussieht angepasst an die Umgebungen
  + Prognose der zukünftigen Objektposition
    - Kalman-Filter: Eine Hypothese wo sich das Objekt befindet
    - Partikelfilter: Parallele Verfolgung mehrerer Hypothesen über das Objekt

# 7. Experimentelle Evaluation

* Stichprobe
  + Lernstichprobe: Grundlage für automatische Parameterschätzung
  + Validierungsstichprobe: Grundlage für das Optimieren von einstellbaren Parametern (z.B. Schwellwerte u. Gewichte)
  + Teststichprobe
    - darf erst dann betrachtet werden, wenn die Optimierung abgeschlossen ist
    - dient der Ermittlung von Erkennungsraten, die realistisch sind für ungesehenen Daten
* Gütemaße
  + Vierfeldertafel
    - FP: False positives, fälschlicherweise als „positiv“ erkannt, falsch positiv, Fehler II. Art
    - FN: False negatives, fälschlicherweise als „negativ“ erkannt, falsch negativ, Fehler I. Art
  + Recall und Precision
    - Recall = Sensitivität = Trefferquote
    - Precision = Genauigkeit = Positiver Vorhersagewert
  + Sensitivität und Spezifität
    - Sensitivität = Recall
    - Spezifität = true negative rate -> Vorsicht Marketing
  + Negativer und positiver Vorhersagewert
    - Negativer Vorhersagewert = Segreganz = Trennfähigkeit
    - Positiver Vorhersagwert = Precision
  + Falsch-Positiv- und Falsch-Negativ-Rate
    - Falsch-Positiv-Rate = false alarm rate
    - Falsch-Negativ-Rate = false reject rate
  + Accuracy und F-Wert
    - Accuracy = Erkennungsrate
    - F-Wert = F1 score = F-score = F-measure
  + F-Wert besitzt eine höhere Aussagekraft, ist aber beim Vergleich von Klassifikatoren mit unterschiedlichen Arbeitspunkten dennoch mit Vorsicht zu genießen
  + Ziel in praktischen Anwendungen ist i.d.R. nicht die Minimierung der Fehlerrate, sondern die Minimierung der „Kosten“
  + Area under ROC Curve: Fläche unter der Kurve: Wahrscheinlichkeit, dass die Klassifikation richtig ist
  + Fehlermaße für mehr als 2 Klassen
    - Erkennungsrate = recognition rate = rr
  + Jaccard-Index
    - Kennzahl, mit der sich ganz allgemein die Ähnlichkeit zweier Mengen bestimmen lässt
    - Berechnung über die Größe der Flächen (Anzahl der Pixel)
    - Berechnet sich als die Größe der Schnittmenge geteilt durch die Größe der Vereinigungsmenge