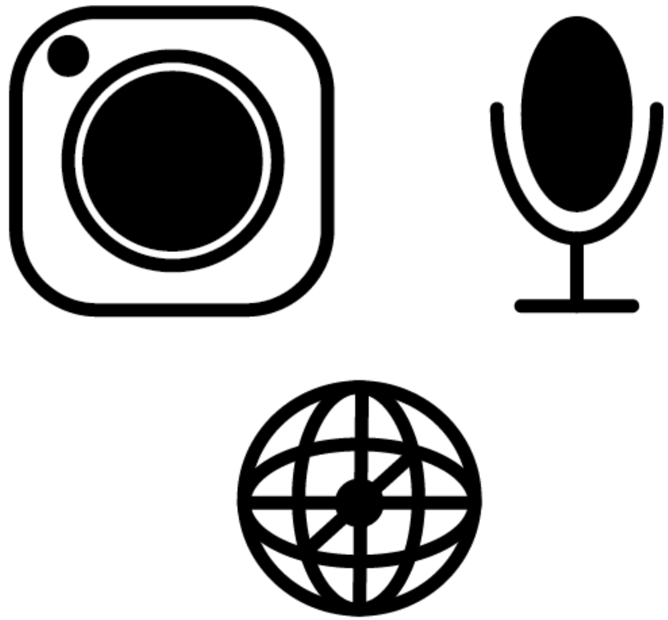


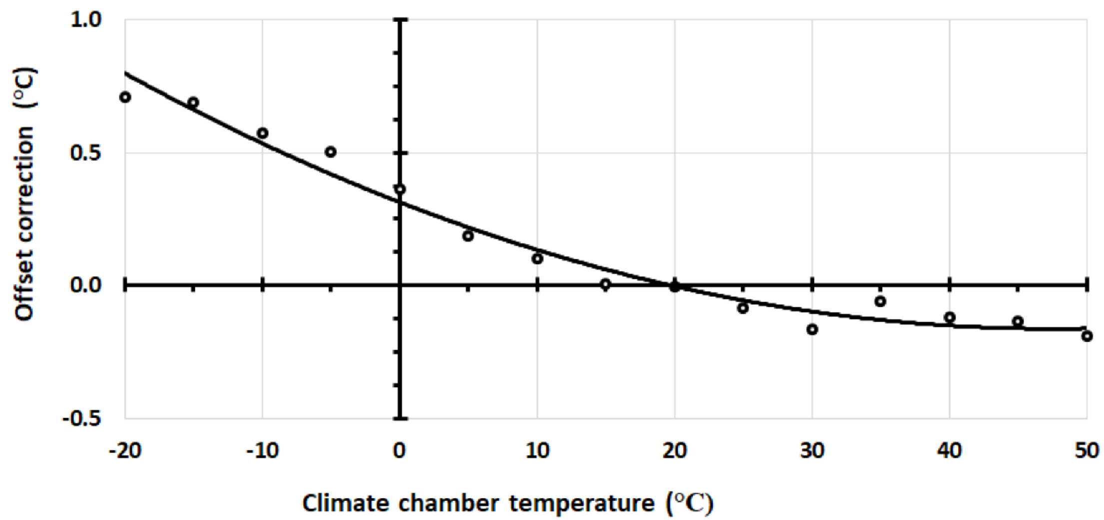
Sensordatenverarbeitung

BAYES-ALGORITHMEN (13C)

(ab 20.1.25)

Temperatursensor-Kalibrierung

- Systematische Fehler eines Temperatursensors kompensieren
- $T_{kor}\left(T_{gem}\right) =$
  $T_{gem} + aT_{gem}^2 + bT_{gem} + c$
- a, b, c aus Daten bestimmen
  - kalibrieren
- X = (a, b, c)
- z = (T_{wahr1}, …, T_{wahrn})
- Z_i= T_{kor}(T_{gemi})+N_i,
  - N_i ist Gauß-verteilter Messfehler
- $\hat{x}$ =wahrscheinlichste (a, b, c)



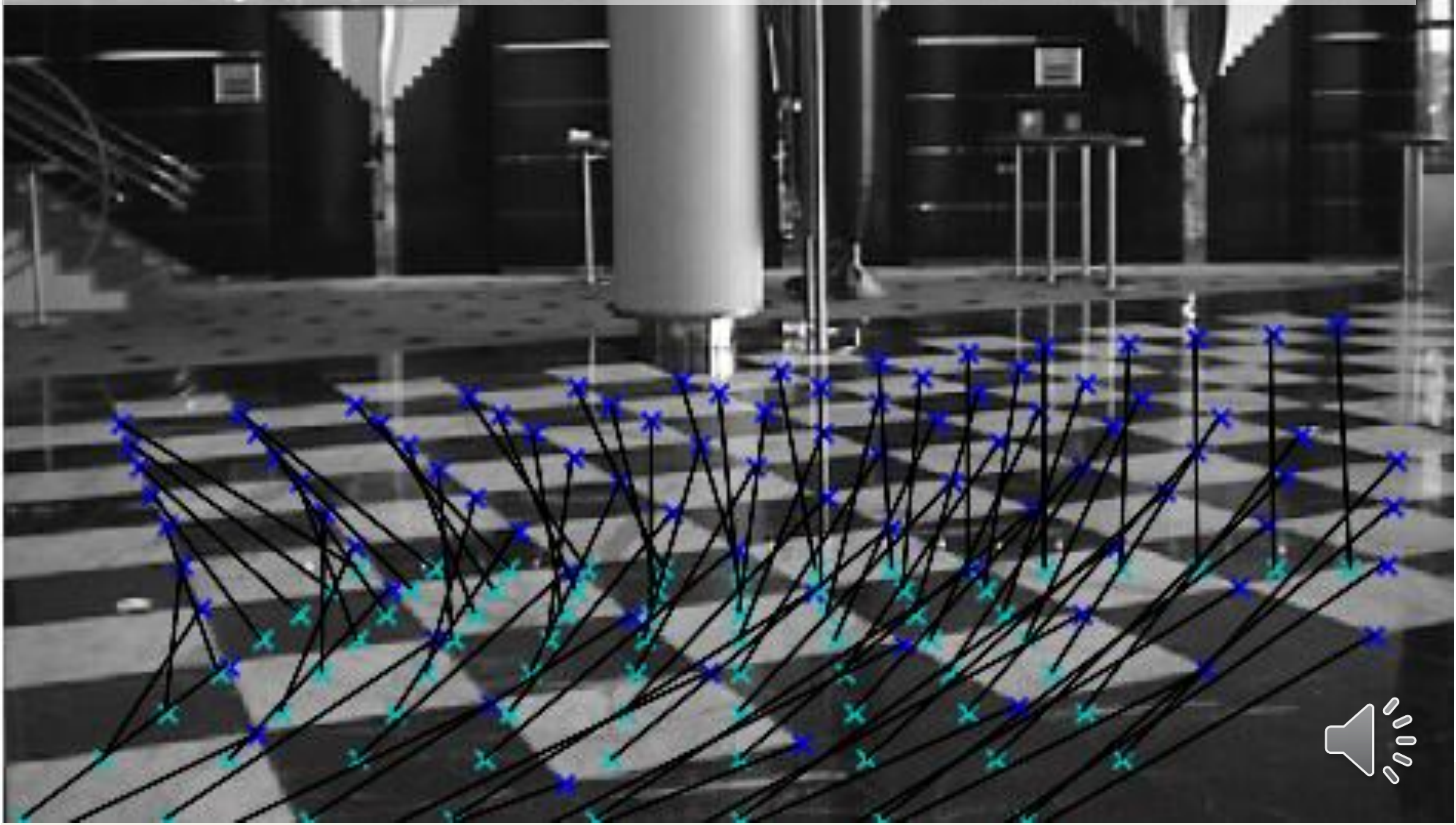
Quelle: G.D.Lewis et al., Enhanced Accuracy of CMOS Smart Temperature Sensors by Nonlinear Curvature Correction, Sensors 2018 18(12), https://doi.org/10.3390/s18124087

Kamerakalibrierung

- Wir suchen eine Funktion
  3D-Punkt in Welt → 2D-Punkt in Bild
- Bekannte Formel mit unbekannten Parametern Θ
- $p^{(I)} = f\left(\theta, p^{(W)}\right)$
- Bestimme Θ aus einem Bild
- Ecken des Schachbretts p_i,i=1..n
  - $p_i^{(W)}$ bekannt,
  - $p_i^{(I)}$ im Bild erkannt
- X = Θ
- $Z_i = f\left(\theta, p_i^{(W)}\right) + N_i$
  - N_i ist Gauß-verteilter Messfehler
- $z = \left(p_1^{(I)}, \dots, p_n^{(I)}\right)$
- $\hat{x} = \hat{\theta}$ wahrscheinlichstes Θ

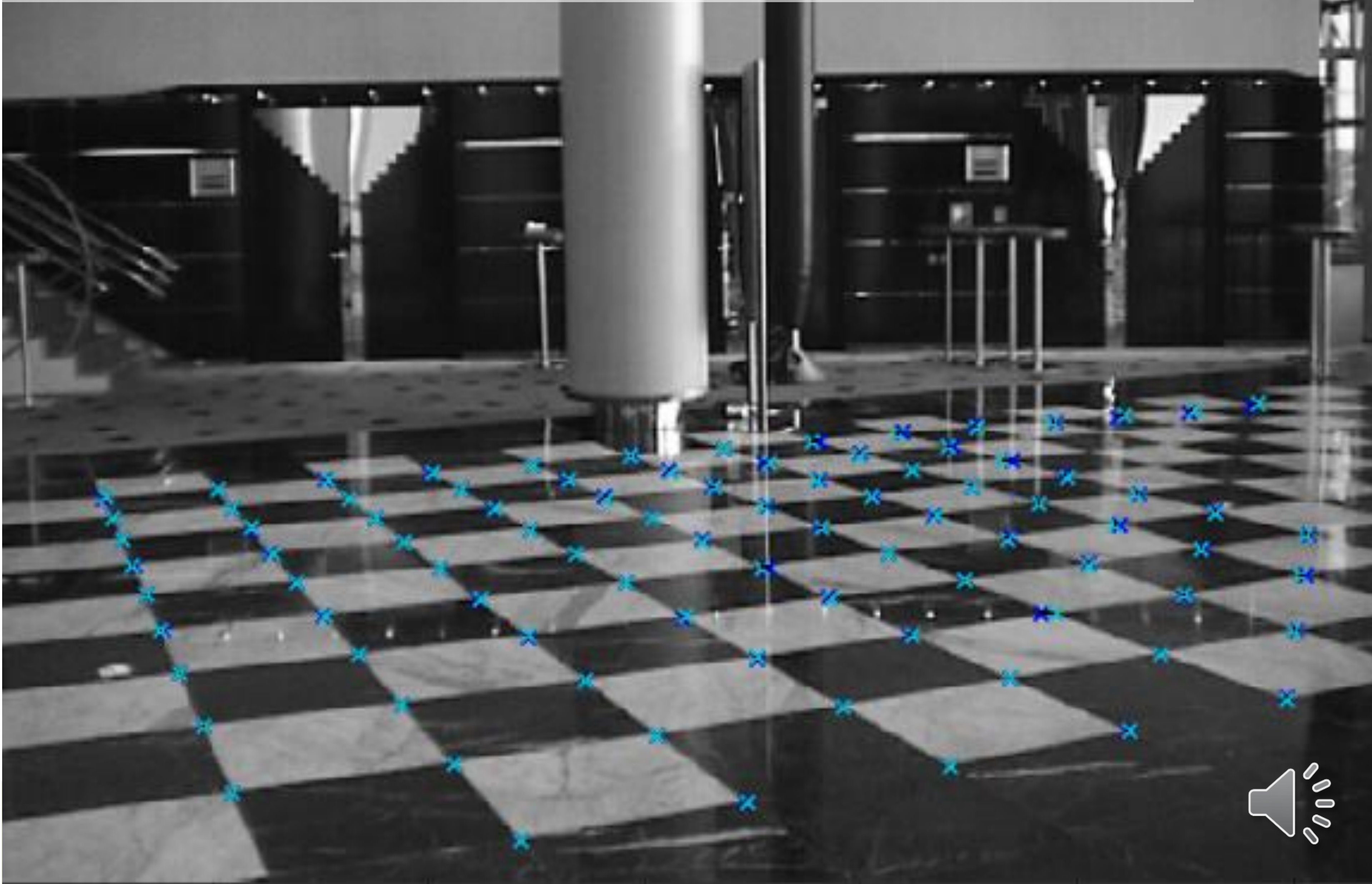
Beispiel Kamerakalibrierung

- Blau: im Bild erkannte Ecken $\boldsymbol{p}_{\boldsymbol{i}}^{(\boldsymbol{I})}$
- Türkis: projizierte Ecken $f\left(\theta_{grob}, p_i^{(W)}\right)$ für grobe Parameter θ_{grob}



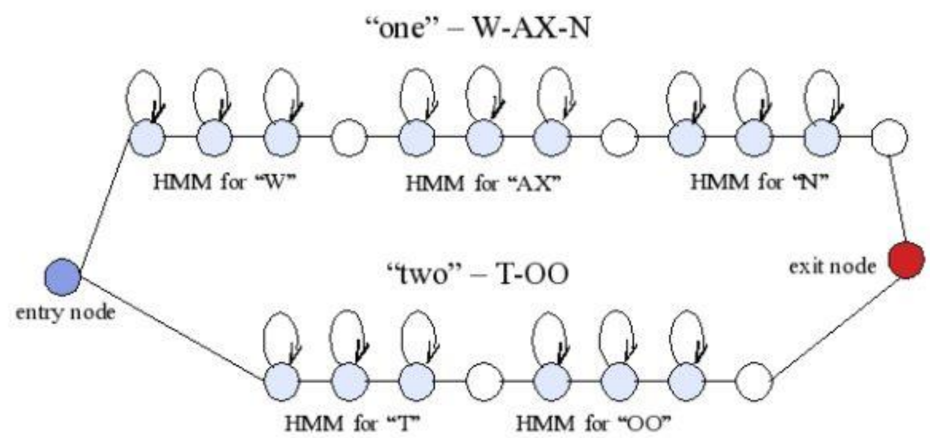
Beispiel Kamerakalibrierung

- Endergebnis: Geschätzte Parameter $\hat{\theta}$, 0.9px mittlerer Fehler



HMM für Spracherkennung

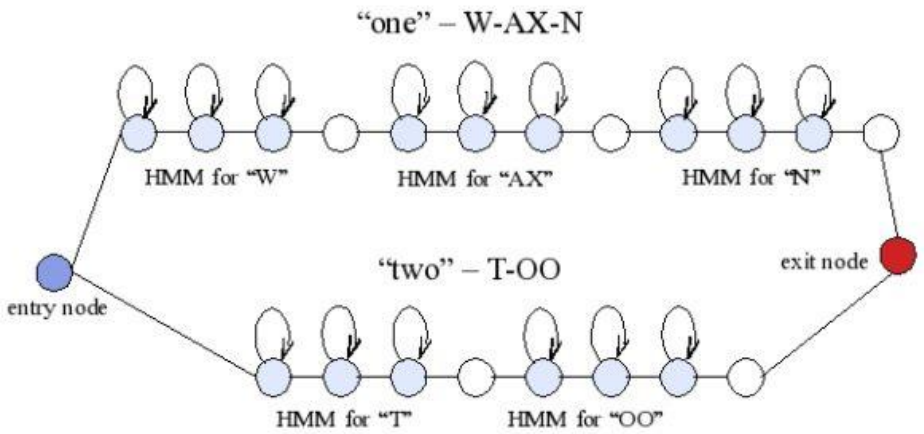
- Simple Idee für Spracherkennung
  - Audio → Features → Phoneme → Wörter
  - frühe harte Entscheidung (VL 9b)
- Besser: Wörter als Kontext bei der Phonemerkennung nutzen
- Hidden Markov Model (HMM) modelliert Sprache als Pfad durch einen Graphen
  - Kanten mit Wahrscheinlichkeit
  - Knoten mit Wahrscheinlichkeits-verteilungen des Audiofeatures
- Was ist der wahrscheinlichste Pfad gegeben das Audiosignal?



Quelle: O. Pasquet, op.recognize, https://www.opasquet.fr/op-recognize/

HMM für Spracherkennung

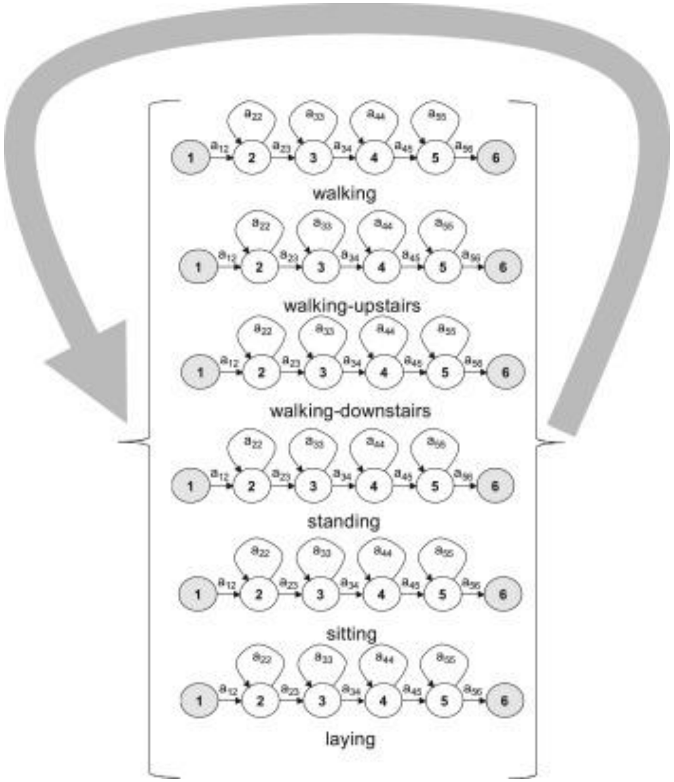
- $X = (n_1,\ldots,n_T)$, Wahrheit ist Folge von Knoten
- $z = (f_1,\ldots,f_T)$, Messung ist Folge von Features
- Graph kombiniert Wörterbuch, Wissen über Phoneme und (ggf.) Grammatik
- $P(Z_i = z_i | X_i = x_i)$ Verteilung von Audiofeatures im Knoten x_i,
  - aus Daten gelernt
- $P(X_i = x_i | X_{i-1} = x_{i-1})$ steht an Kante von x_{i-1} nach x_i
  - sonst 0
  - aus Daten gelernt



Quelle: O. Pasquet, op.recognize, https://www.opasquet.fr/op-recognize/

HMM für Aktivitätserkennung

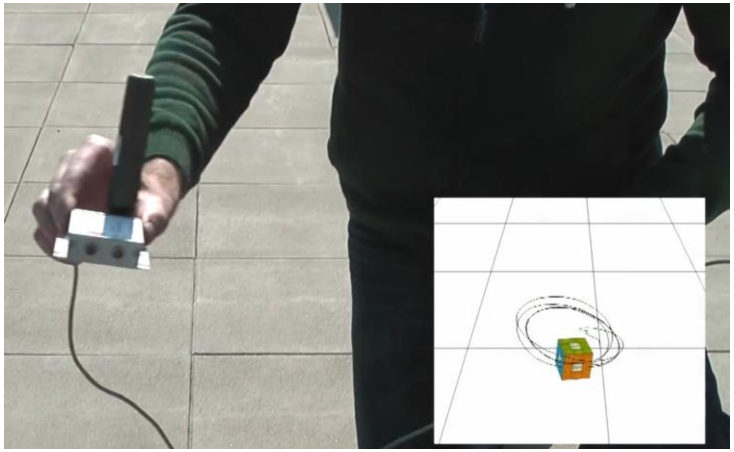
- Aus Inertialsensordaten
- Analog wie Spracherkennung
- HMM unterteilt Aktivitäten in Phasen (Knoten) mit Übergängen (Kanten)
- Kanten mit Wahrscheinlichkeiten
  - aus Daten gelernt
- Knoten mit Wahrscheinlichkeits-verteilung von Features
  - aus Daten gelernt
- Gesucht: Wahrscheinlichster Pfad gegeben die Inertialsensorfeatures die ich gemessen hae



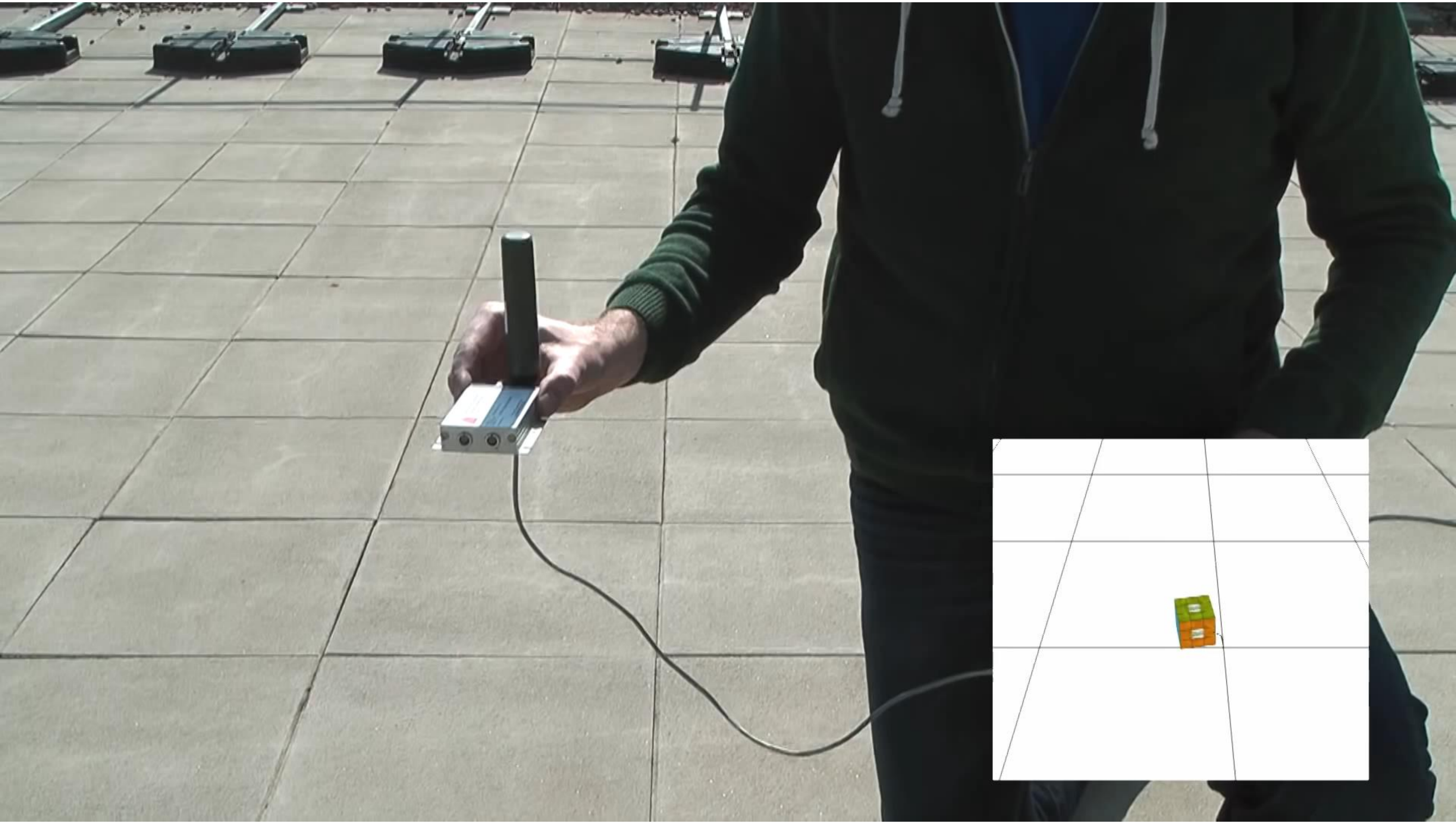
Quelle: R. San-Segundo et al., Segmenting human activities based on HMMs using smartphone inertial sensors, Pervasive and Mobile Computing, Volume 30, 2016, Pages 84-96, https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2016.01.004.

Bayes für Outdoor-Lokalisierung

- Fusion von GNSS (z.B. GPS) und Inertialsensor
- Perfekte Kombination, weil
  - GPS absolut aber viel Rauschen,
  - Inertialsensor driftet aber kurzfristig genau
- X_t ist Position p_t, Geschwindigkeit v_t, Orientierung $T_{W \leftarrow It}$ zum Zeitpunkt t
- Z_t ist GPS zum Zeitpunkt t
- U_t ist Inertialsensormessung zum Zeitpunkt t
- $P(Z_t = z_t | X_t = x_t)$ Position plus Rauschen
- $P(X_t = x_t | X_{t-1} = x_{t-1}, U_t = u_t)$ Inertialsensor-Formel (VL 5c) plus Rauschen
- Gesucht: Wahrscheinlichster Verlauf von Position, Geschwindigkeit und Orientierung
- Realisierung mit sog. Kalman Filter



Quelle: Jan Zwiener, HS Karlsruhe

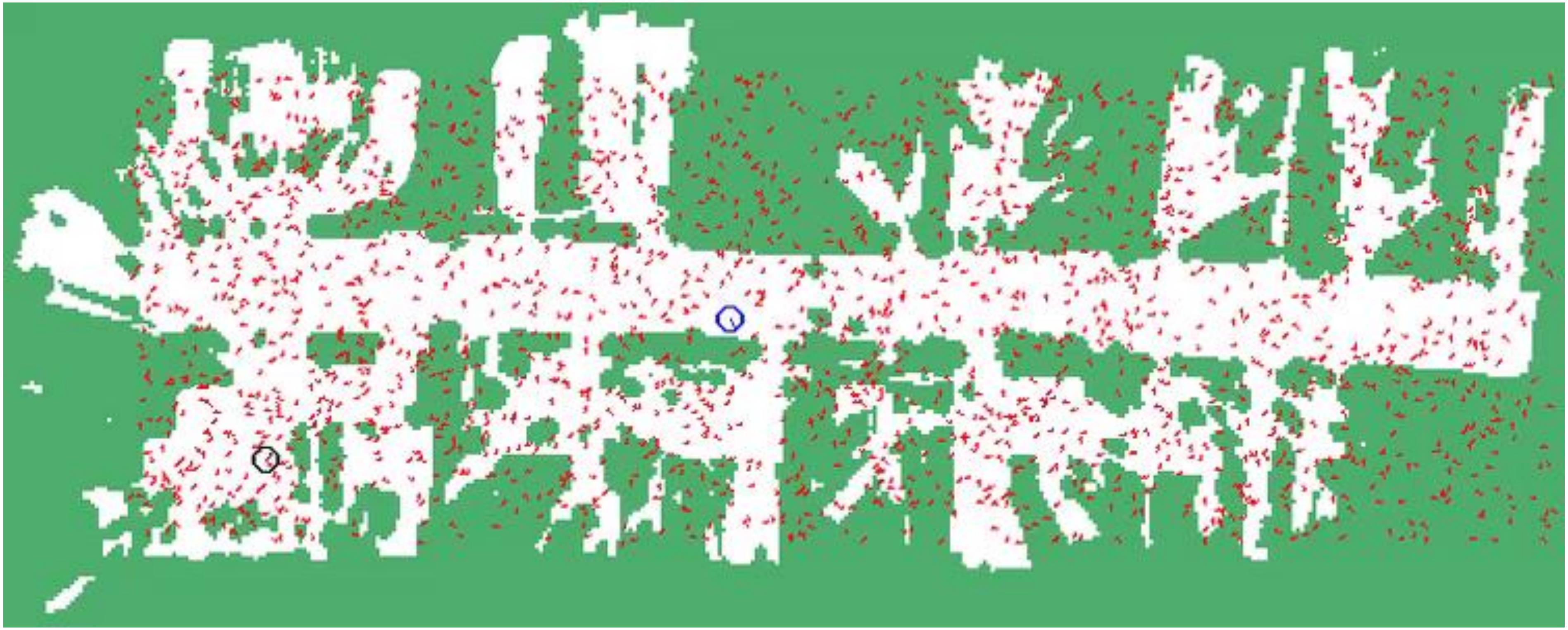


Bayes für Indoor-Lokalisierung

- Mobiler Indoor-Roboter mit
  - Ultraschall-Entfernungssensoren
  - Raddrehsensoren
- Gesucht: Pose des Roboters in vorgegebener Karte
- X_t = Pose $T_{W\leftarrow Rt}$ zum Zeitpunkt t
- $z_t = (z_{t1},\ldots,z_{tn})$ Utraschall-Entfernungsmessungen der Sensoren 1..n zum Zeitpunkt t
- $d(T_{W\leftarrow S})$ = berechnete Entfernungen in Karte für Sensor in Pose S
- $P(Z=z|D=d)$ Wie wahrscheinlich ist Messung z, wenn wahre Entfernung d ist?
  - aus Daten bestimmt
- $P(Z_{ti}=z_{ti}|X_t=x_t)=\mathrm{P}(Z=z|d=\mathrm{f}(x_t\cdot T_{R\leftarrow Si}))$
- $P(U_t=u_t|X_t=x_t,X_{t-1}=x_{t-1})$ Formel für Raddrehsensoren
- Realisierung mit sog. Partikelfilter

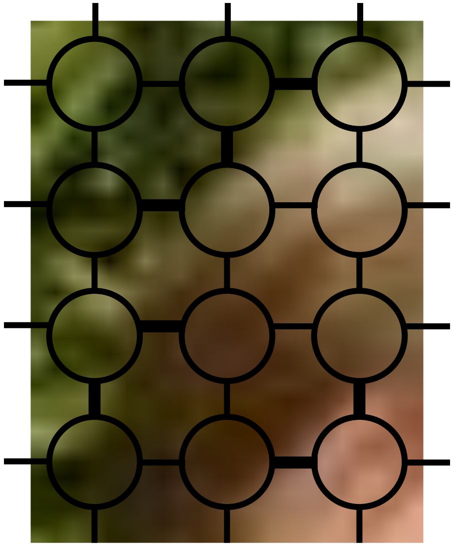
Quelle: Thrun, Burgard, Fox, Probabilistic Robotics, 2005

Bayes für Indoor-Lokalisierung



Vordergrundsegmentierung

- Vordergrundobjekt / -person im Bild von Hintergrund trennen
- Aufgrund von Farbverteilung
- Mit Kontext: Objekte meist kompakte Regionen
- Gesucht: Segmentierung
- $X = (X_{ij}), X_{ij} \in \{FG, HG\}$
- $z = (z_{ij}), z_{ij} \in \mathbb{R}^3$
- $P(Z_{ij} = z_{ij} | X_{ij} = x_{ij})$ aus manuell markierter Stichprobe von FG/HG-Pixeln gelernt
- $P(SobelX(Z)_{ij} = sobelX(Z)_{ij} | X_{i-1..i+1,j} = x_{i-1..i+1,j})$
  $P(SobelY(Z)_{ij} = sobelY(Z)_{ij} | X_{i,j-1..j+1} = x_{i,j-1..j+1})$
  - X-Regionengrenze bei kleinem |SobelX| selten
  - Y-Regionengrenze bei kleinem |SobelY| selten



Vordergrundsegmentierung

Maschinelles Lernen stochatisch

- Maschinelles Lernen: Wir haben eine generische Funktion $f(\theta, x)$, die durch geeignete Wahl von Parametern Θ verschiedene Aufgaben erfüllen kann (z.B. Neuronales Netz).
- Wir wollen, dass sie X auf Y abbildet (Zufallsvariablen), wobei das Zufallsexperiment eine zufällige Instanz der Aufgabe ist.
- Trainingsdatensatz sind Stichproben daraus.
- Lernen heißt dann…

$$\hat{\theta} = \arg\min_{\theta} E(|f(\theta, X) - Y|)$$

Eigentlich Erwartungswert bzgl. des Zufallsexperiments "zufällige Instanz".
Uneigentlich an einem zufälligen Trainingsdatum.

Zusammenfassung

- Sehr viele Probleme lassen sich als Bayes-Schätzung oder Bayes-Filter sehen
- Die Fragen sind immer:
- Was ist gesucht (X)?
- Was sind die Messungen (Z)?
- Was ist das Messmodell $P(Z=z|X=x)$?
- Was ist die a-priori Verteilung $P(X=x)$?