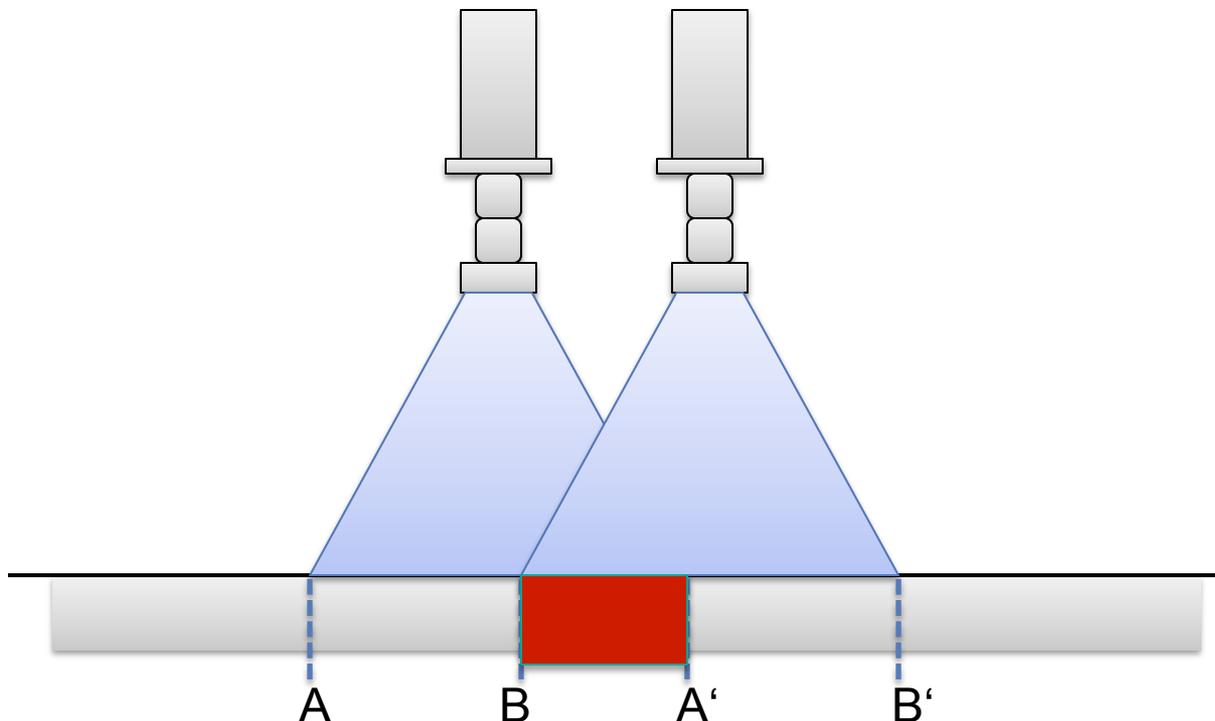


- Komplexe Aufgabenstellungen erfordern mehr als einen Sensor
 - Multisensorsystem
 - Integriert unterschiedliche Informationsquellen
 - Fusioniert Informationen in einheitliches Repräsentationsschema
 - Messungen von Einzelsensoren sind
 - Ungenau
 - Partiiell
 - Gelegentlich falsch
 - Häufig geometrisch und geographisch unvergleichbar
 - Entstehen mit unterschiedlichem Aufwand zu verschiedenen Zeitpunkten
- Kompensation durch Einsatz mehrerer komplementärer Sensoren

- Synergetische Kombination von Informationen mehrerer Sensorsysteme
- Kombination
 - Artfremde Sensoren
 - Sensoren gleicher Spezifikation aus unterschiedlichen Messpositionen
 - Kombination der Information eines Sensors über einen längeren Zeitraum (Bsp.: Tracking)

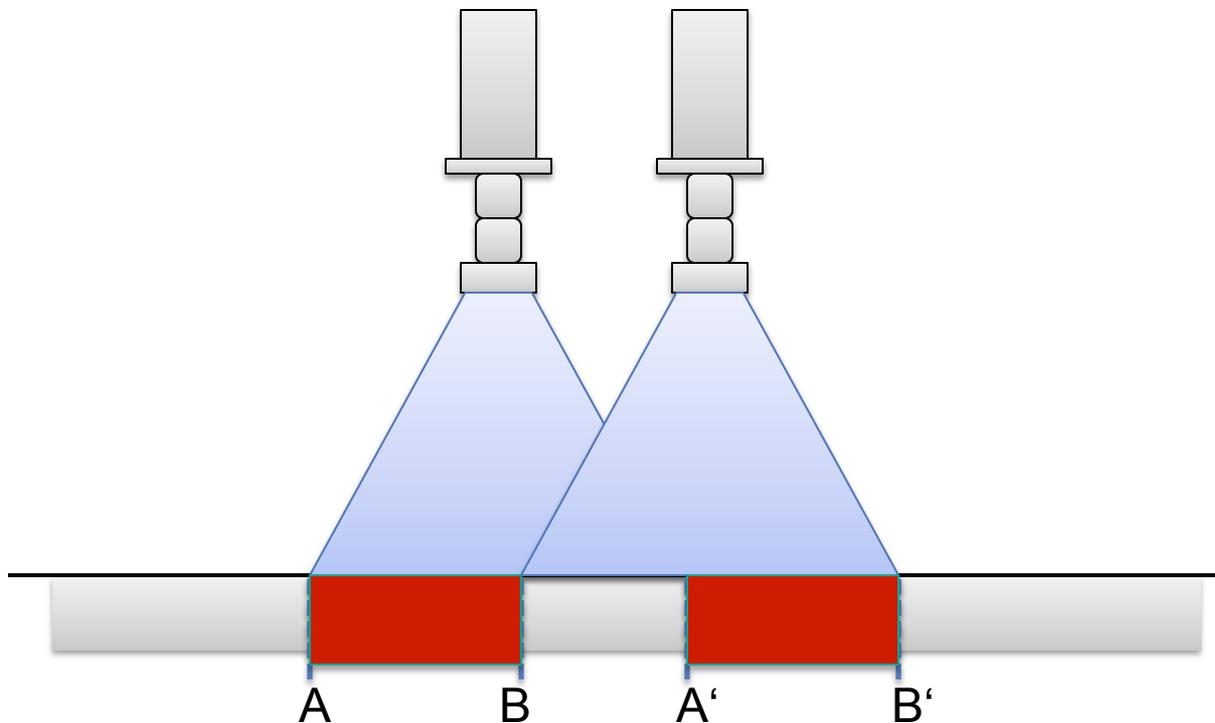
Konkurrierende Integration

- Informationsverarbeitung bzgl. Eines einzigen Merkmals zu einem Objekt oder Ereignis
- Ziel: Reduktion von Unsicherheiten (B-A'-Bereich)



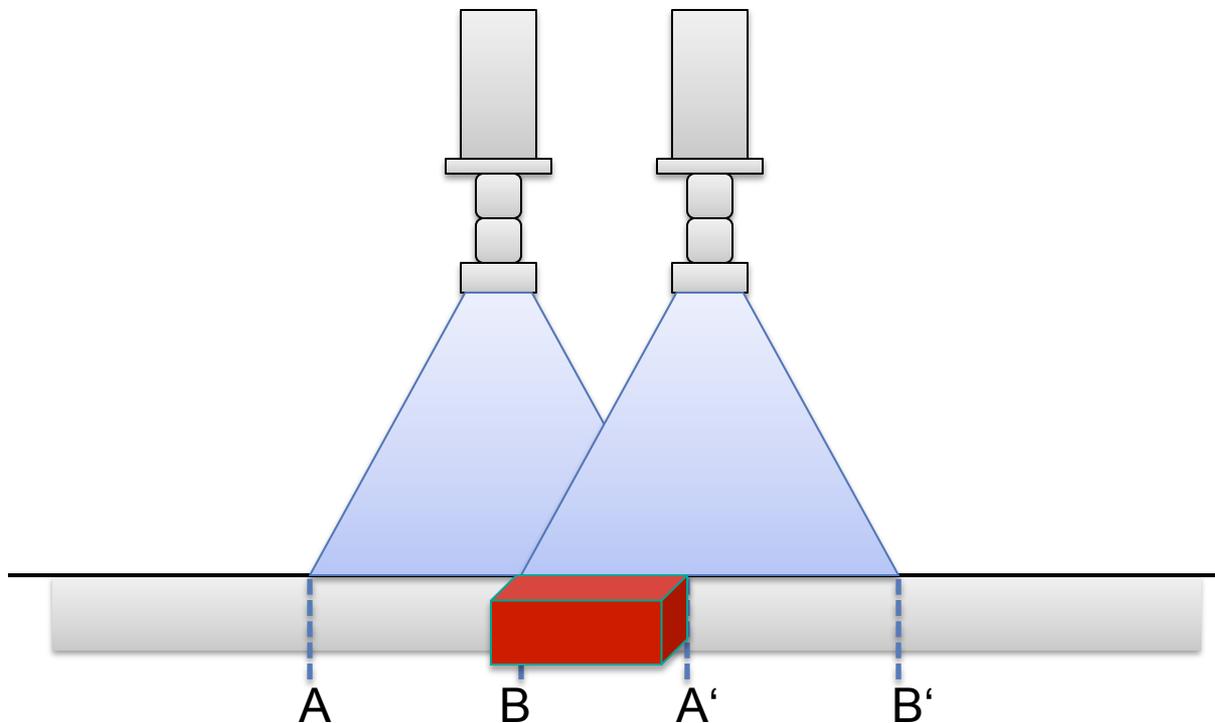
Komplementäre Integration

- Informationsverarbeitung bzgl. unterschiedlicher Merkmale und/oder unterschiedlicher Objekte oder Ereignisse
- Ziel: Vervollständigung von Informationslücken (A-B, A'-B'-Bereich)



Kooperative Integration

- Verarbeitung zusätzlicher Information, die gemeinsam von unterschiedlichen Sensoren gewonnen wird
- 3D-Information aus B-A'-Bereich



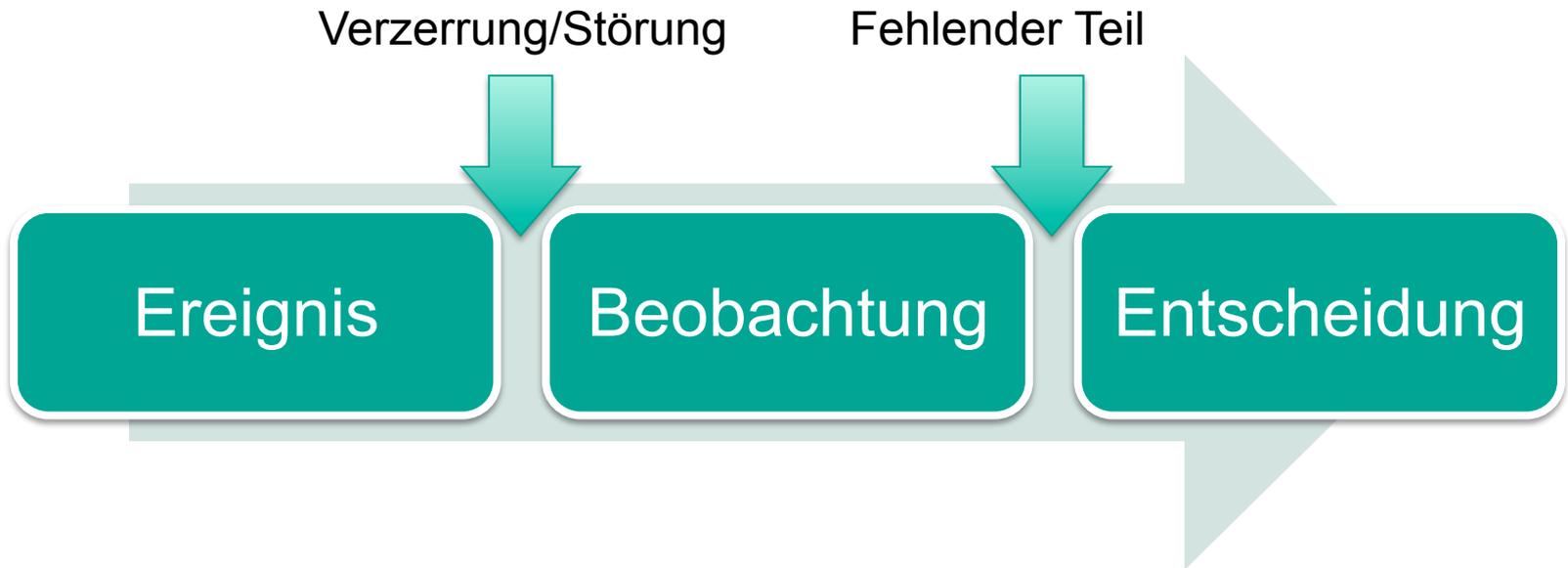
- Redundanz
 - Mehrere Sensoren gleicher Spezifikation, unterschiedliche Güte
 - Reduziert Messunsicherheit, erhöht Zuverlässigkeit
- Komplementarität
 - Sensoren erkennen voneinander unabhängige Merkmale
 - Ermöglicht Erkennung von neuen Merkmalen
- Rechtzeitigkeit
 - Höhere Geschwindigkeit der Informationsgewinnung
 - Parallelismus
- Geringere Kosten
 - Als äquivalente Information aus nur einem Sensor

- Entscheidung
 - Zu bestimmtem Zeitpunkt Entscheidung für eine Informationsquelle
 - Grundlage: Beurteilung der Wahrscheinlichkeit oder Zuverlässigkeit
- Durchschnitt
 - Mittelung aller Datenquellen
 - Gewichtung nach Zuverlässigkeit oder Informationsgehalt
- Führung/Leitung
 - Geführter Einsatz der Sensorik
 - Abgeleitet aus vorhandener Information
 - Z.B. zweistufige Hinderniserkennung etc.



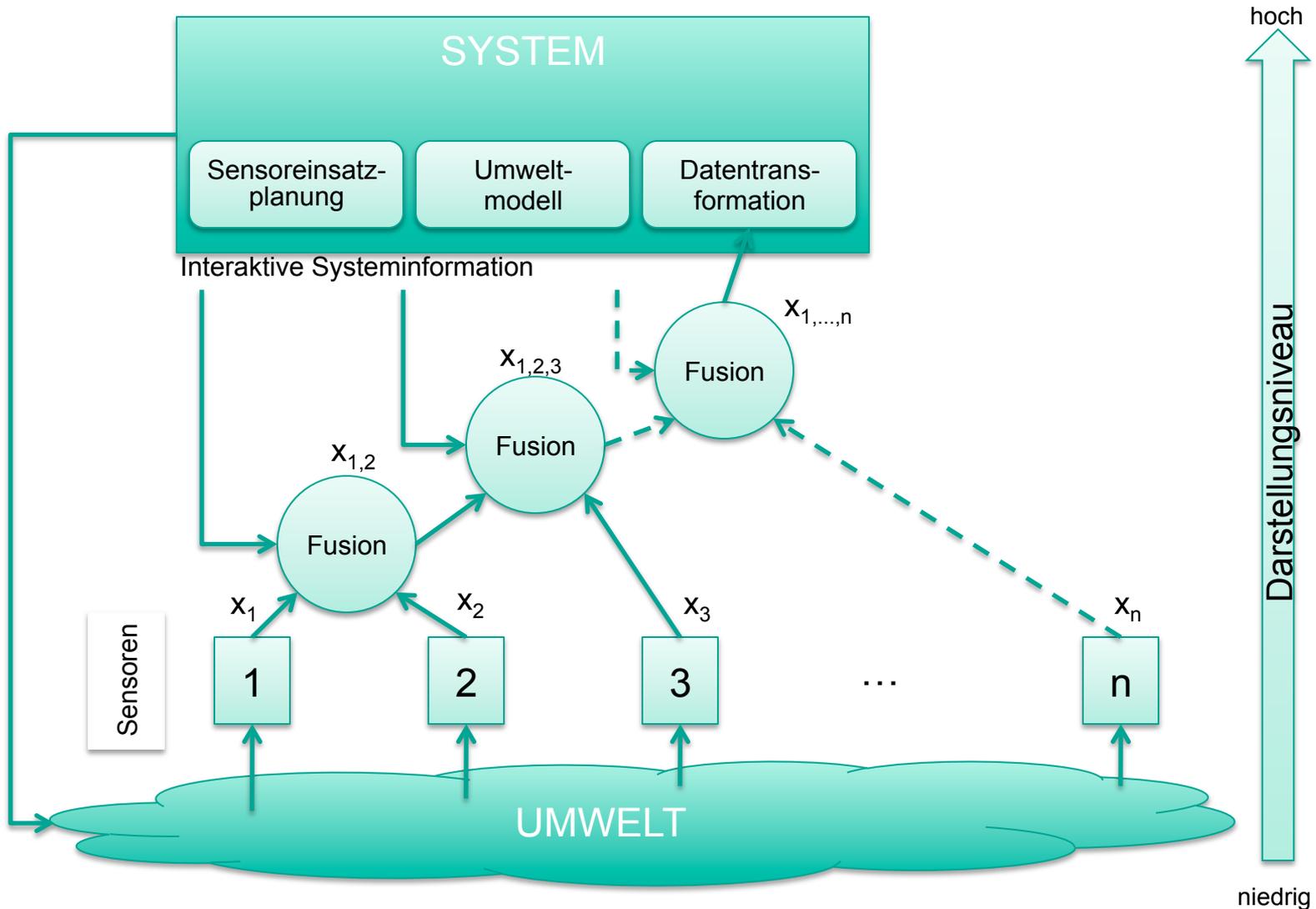
Ziel: Einheitliche Darstellungsform der verschiedenen Eingabeinformationen (z.B. Umweltmodell)

Entscheidungs-/Schätzprozess

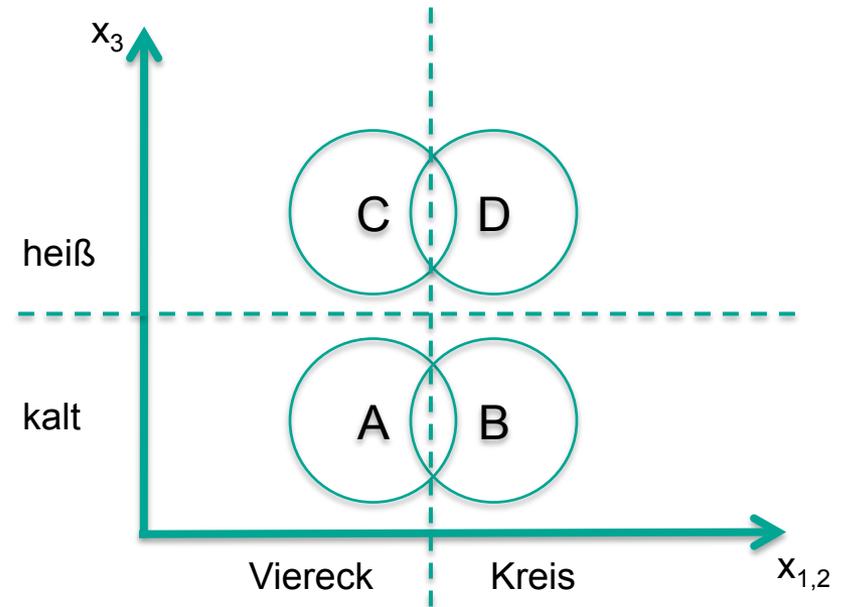
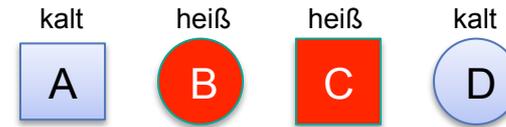
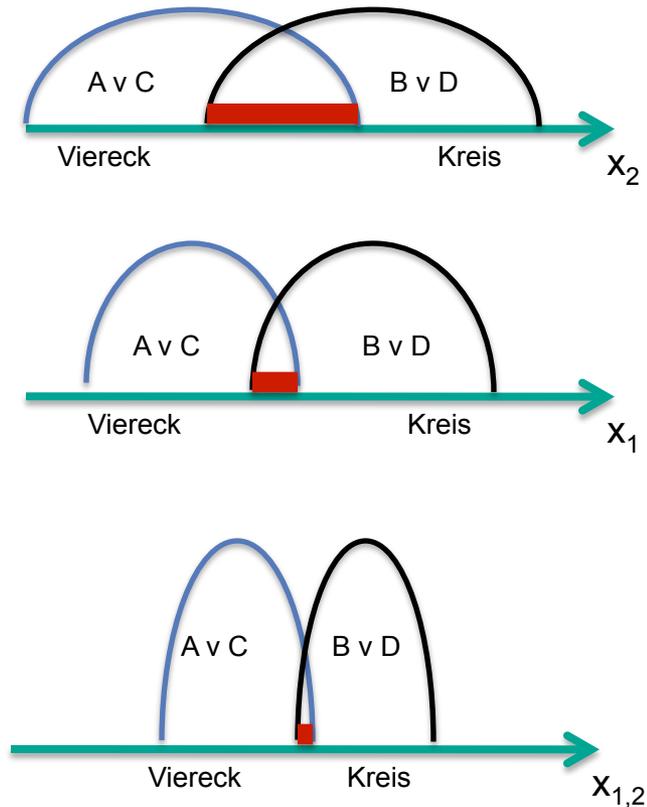


- Schätzen des wahrgenommenen Ereignisses aus verrauschten Messdaten
- Ungenauigkeiten, z.B. aus systematischen Fehlern
- Unsicherheiten nach der Fusion
- Genauigkeit der Schätzung

Beispiel eines Multisensorsystems



Beispiel Merkmalsfusion



- 4 Objekte mit 2 Eigenschaften (Form, Temperatur)
- 3 Sensoren, 2 redundant (Form), 1 Temperatur

Architekturen von Multisensor-systemen I

- Robustheit
 - Fehler/Ausfälle von Teilkomponenten kompensieren
- Konfigurierbarkeit
 - Einfügen neuer Sensoren
 - Austauschen von Sensoren
 - Entfernen von Sensoren
- Spezifikation
 - Definition der Fähigkeiten der Sensoren
 - Definition der Informationen die Sensoren liefern
- Validierung
- Leistungsfähigkeit
 - Zeitliche/qualitative Anforderungen

Architekturen von Multisensor-systemen II

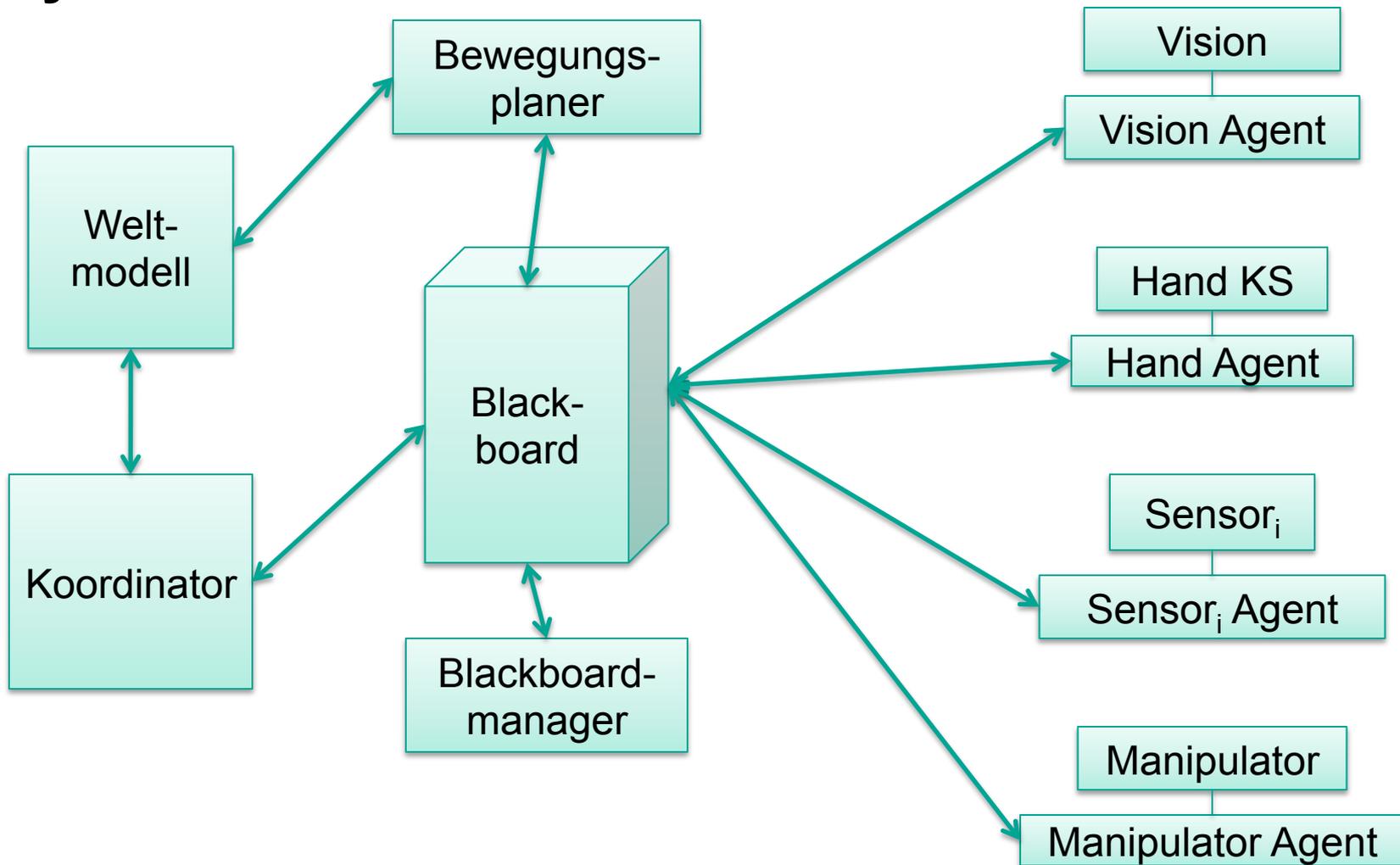
Hierarchische Architekturen

- Globales Ziel in Unterprobleme zerlegen
- Direkter Zusammenhang zwischen Globalziel und Unteraufgaben
- Fehler propagieren nach oben

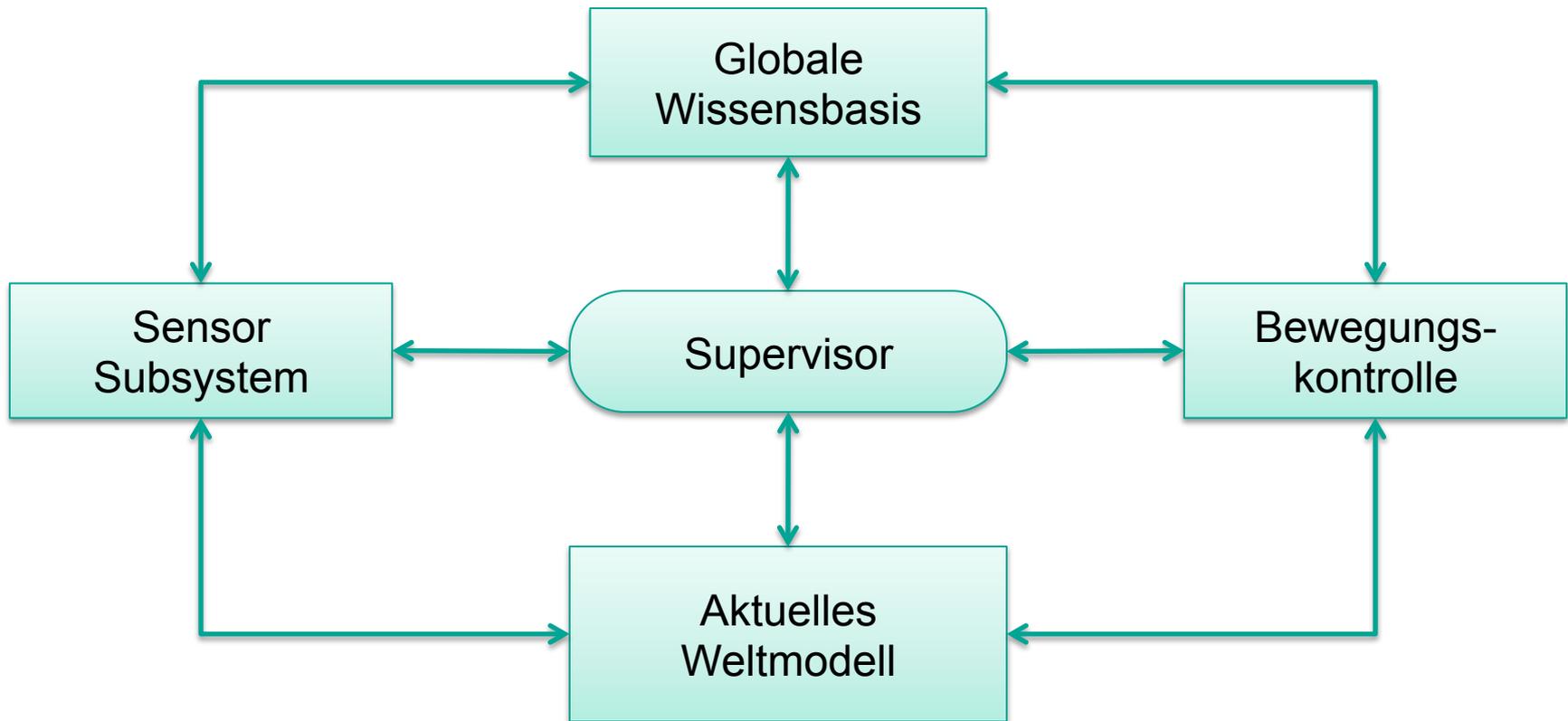
Heterarchische Systeme

- Gleichbehandlung aller Komponenten
- Einfache Integration neuer Sensoren
- Überwachung schwierig

Verteiltes Sensor- und Roboterkontrollsystem



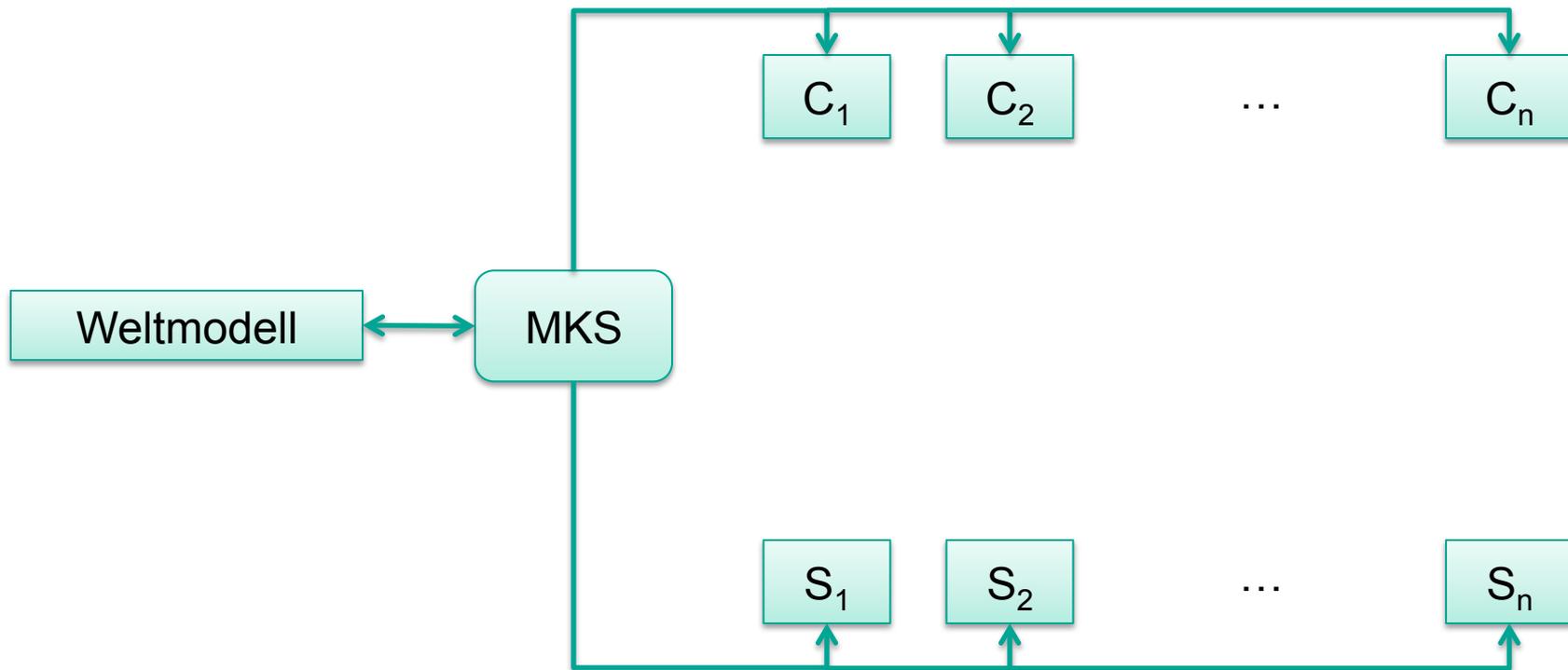
■ Entwickelt von Purdue-Universität



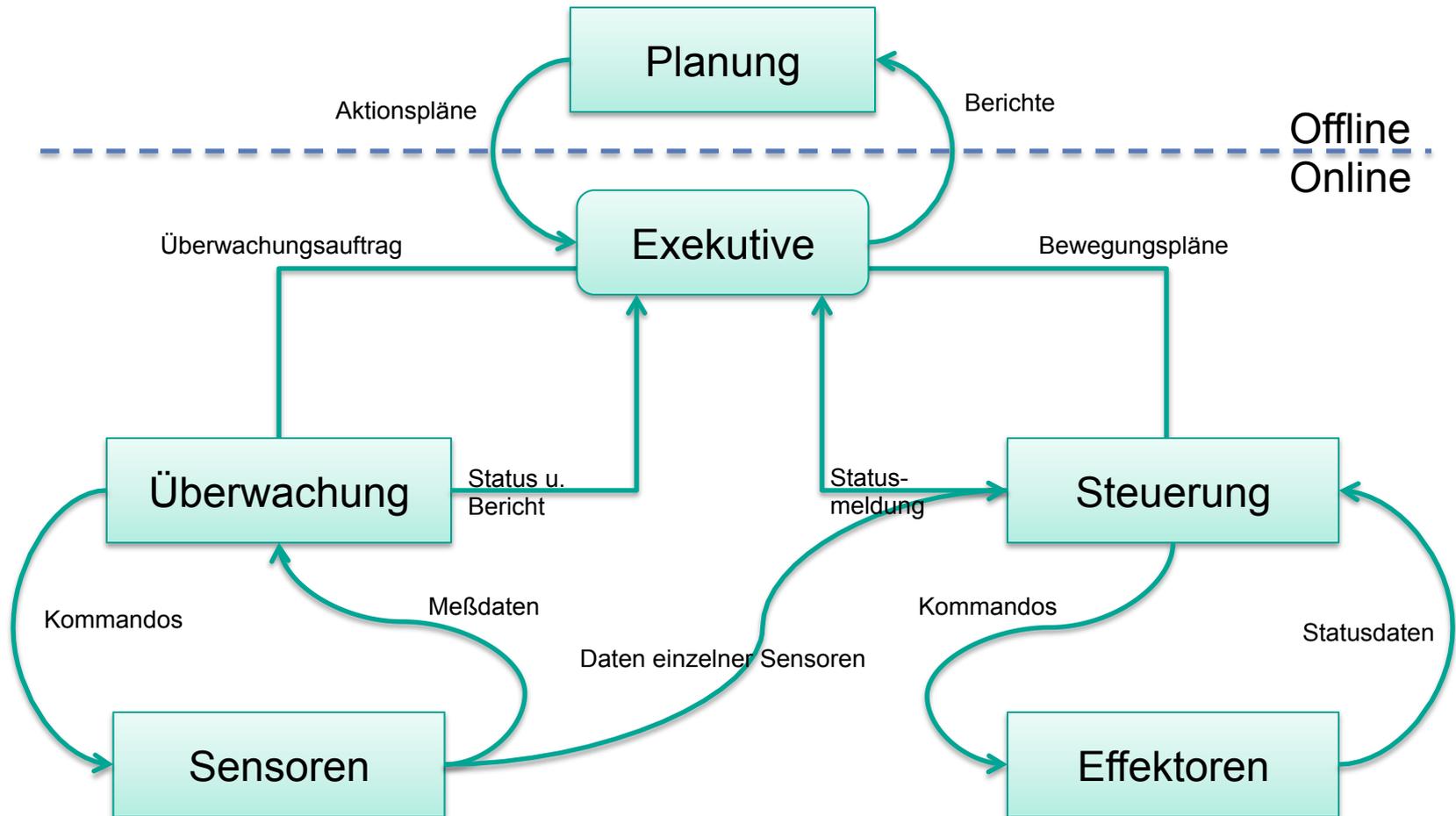
- Kohärente und effiziente Bearbeitung von Sensorinformation
- Rekonfigurierbarkeit von Sensorsystemen
- Logische-Sensor-Spezifikationsprache (LSS)
- Eigenschaften
 - Netzwerk, das aus Subnetzen besteht, die wiederum logische Sensoren darstellen (Rekursivität)
 - Nur in Termen anderer logischer Sensoren definiert
 - LS löst seinem Typ spezifische Aufgabe

■ Multisensor Kernel System (MKS)

- Koordiniert Sensoren
- Integriert Sensordaten

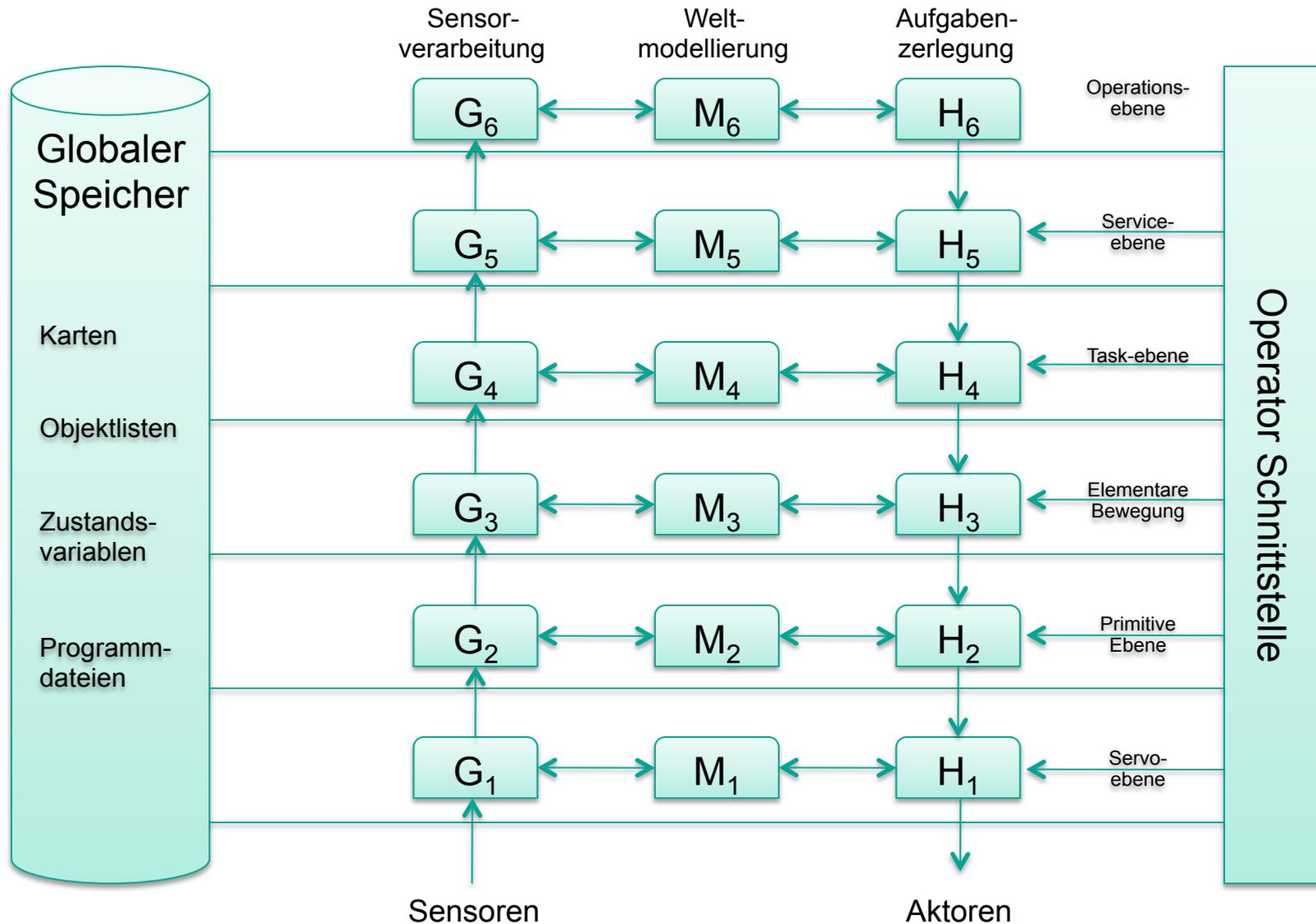


Multisensorkonzept Bsp.



- Standard Reference Model for Telerobot Control System Architecture
- Entwickelt von NASA für ISS (Manipulator „Flight Telerobotic Servicer (FTS)“)
- Zweiarmiger Roboter mit je 7 Freiheitsgraden
- Telerobotik → Autonome Robotik
- Beschreibt funktionale Anforderungen an hochsprachliche Spezifikation des Kontrollsystems

NASREM – Schema



- Aufgabenzerlegung (Task Decomposition) plant und führt Zerlegung von globalen Zielen in lokale Aktionen aus
- H-Modul
 - Job-Zuweisungsmanager
 - Menge von Planern
 - Menge von Ausführungseinheiten
- Aufgabenzerlegung durch streng hierarchischen Baum organisiert

■ Definition Weltmodell:

„Das Weltmodell ist die beste Schätzung und Berechnung des Systems über die Vergangenheit, Gegenwart und mögliche Zukunft der realen Welt“

- Umfasst M-Modul und Globalen Speicher
- Entspricht einem Blackboard
- Aufgaben des Weltmodells
 - Erinnern
 - Schätzen
 - Vorhersagen
 - Herausarbeiten

■ G-Module

- Mustererkennung
- Ereignisdetektion
- Skalierung über Raum und Zeit
- Filterung/Integration

■ Submodule

- Vergleich Beobachtung und Vorhersage
- Integration der Korrelation und Differenz über die Zeit
- Integration der Korrelation und Differenz über den Raum

- Wissen über den Zustand der Welt sowie innerer Zustand
 - Karten, räumliche Ausdehnung der Welt
 - Listen von Objekten
 - Merkmale
 - Beziehungen
 - Ereignisse
- Steht allen Modulen in allen Ebenen zur Verfügung
- Symbolische Speicherung

NASREM – Operator Interface

- Erlaubt auf jeder Ebene in H-Modul einzugreifen
- Automatische Aufgabenzerlegung wird überlagert
- Interaktion
 - Joystick
 - Maus, Tastatur
 - Spracheingabe
 - Datenhandschuh
 - Etc.

- (1) Servo/Coordinate Transform Level
 - Aufgabe: Bewegung der Aktoren
 - Sensormodul nimmt Last, Reibung und g-Kräfte auf
 - Korrelation von vorhergesagten und beobachteten Daten

- (2) Primitive Level
 - H-Modul berechnet Trägheitsmomente → glatte, dyn. effektive Trajektorien
 - G-Modul arbeitet auf Daten von Kraft-/Momenten- und taktilen Sensoren
 - Sensorinformationen werden integriert um Positionen, Orientierungen, Bewegungen von Objektmerkmalen zu bestimmen

■ (3) Elementare Bewegungen

- Transformiert symbolische Kommandos elementarer Bewegungen („reach_to x“, „grasp“, ...) in Terme kollisionsfreier Bahnen
- H-Modul für kollisionsfreie Bahn verantwortlich

■ (4) Objekt/Task Level

- Transformiert Ziele in Terme von gewünschten Aktionen
- H-Modul wählt vorbestimmte optimierte Pläne aus um Kommandos der Ebene 5 („Inspect surface Z“, „Close/open VALVE“) umzusetzen
- Sequenzen für Ebene 3 werden in Echtzeit durch KI erarbeitet
- G-Modul vergleicht Beobachtungen und Vorhersagen

■ (5) Service-Bay Control Level

- Globale Operationsziele für ganzes System werden in Handlungsanweisungen transformiert, die sich auf einzelne Objekte beziehen
- G-Modul fusioniert Sensordaten von Bildverarbeitungs-, Taktilen-, Kraft/Momenten- und Abstandssensoren

■ (6) Operations Control Level

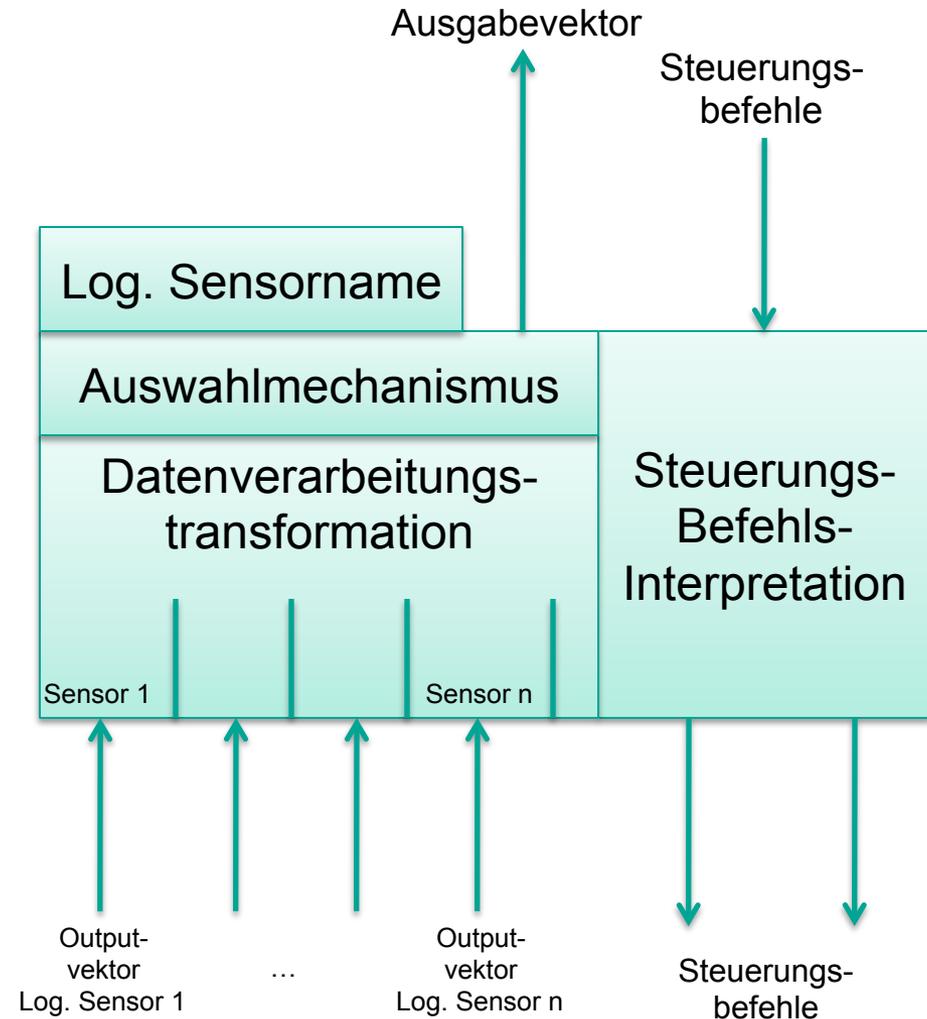
- Vollständiger Missionsplan wird in Einzeldienstaktionen zerlegt
- H-Modul erzeugt zeitlichen Ablaufplan
- G-Modul bewertet Qualität der Sensordatenverarbeitung

- **Sensormodell**
 - Fähigkeit der Sensoren reale Welt zu beobachten
- **Fusionsmethoden**
 - Beruhen auf Sensordaten oder –informationen unterschiedlichen Charakters
- **Sensoreinsatzplaner**
 - Wählt basierend auf Sensormodell geeignete Sensoren aus
- **Umweltmodell und Wissensbasis**
 - Gemeinsame Repräsentation der Sensordaten

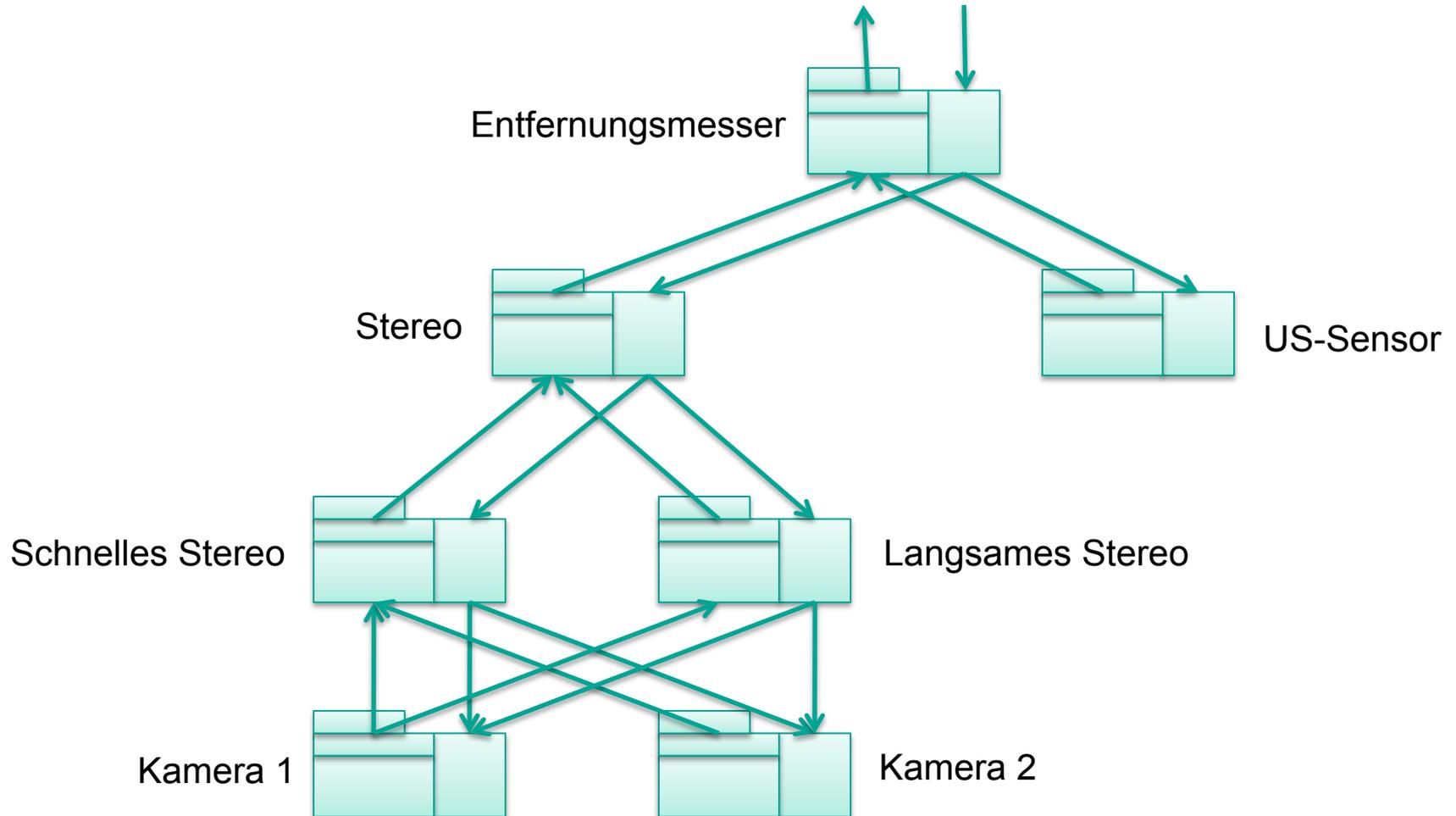
- Repräsentieren Fähigkeiten des Sensors Umwelt wahrzunehmen
- Aspekte
 - Physikalische Eigenschaften
 - Arbeitsbereich
 - Ansteuerung
 - Mathematische Beschreibung der Daten → Unsicherheiten

Komponenten

- Eindeutiger Name
- Charakteristischer Ausgabevektor
- Interpretier für Kontrollkommandos
- Programmeinheiten zur Berechnung des Ausgabevektors
- Selektor zur Überwachung untergeordneter Einheiten

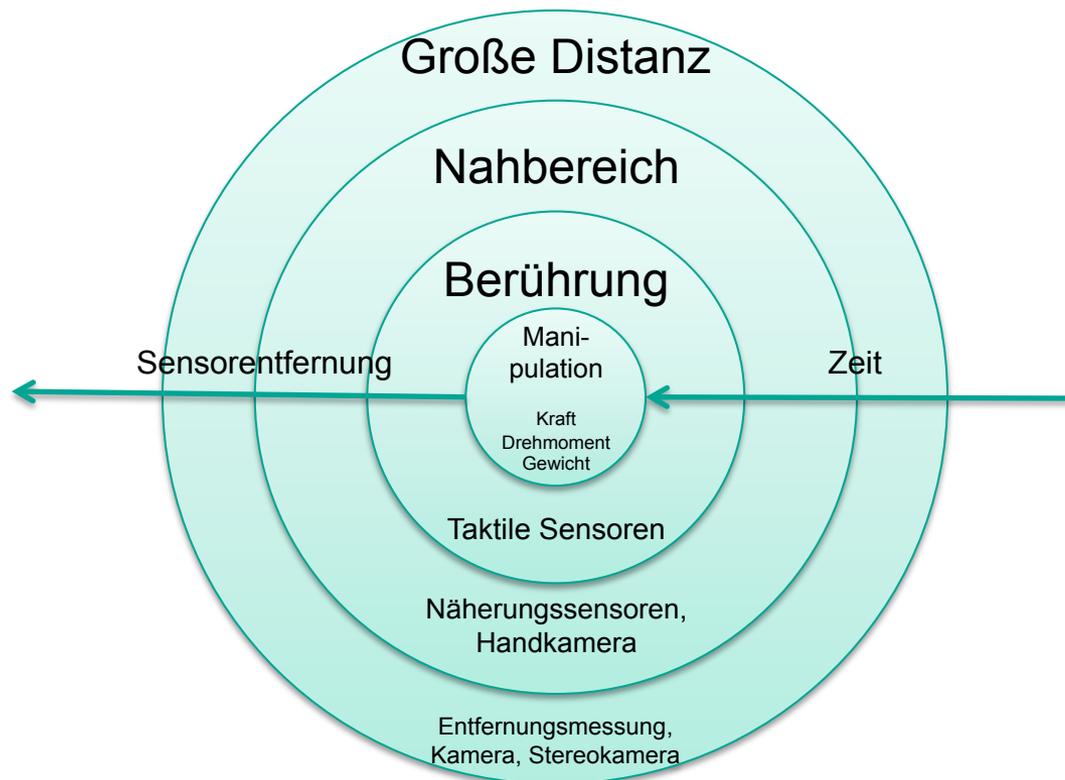


Netzwerk logischer Sensoren



Hierarchische Integration

- 4 Phasen abhängig von Entfernung
- Schrittweise Verfeinerung der Messung, Umschalten auf andere Sensoren



- Team von Entscheidungsträgern, die beobachtete lokale Entscheidungen treffen
- Beobachtungsmodell (Sensormodell)
 - Beschreibt Messungen unter Annahme, dass a-priori Informationen gegeben und Sensorzustand bekannt
 - Repräsentiert Sensorrauschen und –fehler (gewichtet normalverteilt)
- Abhängigkeitsmodell
 - Informationsaustausch zwischen Sensoren
 - Bedingte Wahrscheinlichkeiten

- Zustandsmodell
 - Sensoren können Beobachtungscharakteristik ändern (Messposition, -orientierung)
 - Aktive Wahrnehmungsstrategien
- „Teammitglieder“ liefern je eine Umweltbeobachtung
- Ziel: gemeinsame Aussage
- Fusion auf Grundlage der Unsicherheiten

- Zentraler Teil des Multisensorsystems
- Numerische Methoden
 - Stochastische Approximation
 - Gewichteter Durchschnitt
 - Bayes'scher Schätzer
 - Kalman Filter
 - Evidentes Schließen
 - Fuzzy-Set Theorie
- Geometrische Methoden
 - Gitterbasierte Ansätze

- Reale, verrauschte und stochastisch unabhängige Beobachtung:

$$z_n = h(\Theta_n) + v_n$$

- Schätzung eines realen konstanten Zustands

$$\hat{\Theta}_{n+1} = \hat{\Theta}_n + a_n \cdot (z_n - h(\hat{\Theta}_n)), \quad \hat{\Theta}_0 = const.$$

$$\hat{\Theta}_{n+1} = \hat{\Theta}_n + a_n \cdot (h(\Theta_n) + v_n - h(\hat{\Theta}_n))$$

- Keine Aussage über Konvergenzgeschwindigkeit oder Schätzfehler
- Bedingung für Konvergenz der Schätzung
 - h monoton, zusammenhängend und begrenzt
 - v_i Folge statistisch unabhängiger, mittelwertfreier Zufallsvariablen mit endlicher Varianz
 - Gewichtungsfaktoren a_n erfüllen

$$\sum_{i=1}^{\infty} a_i \longrightarrow \infty, \text{ und } \sum_{i=1}^{\infty} a_i^2 \xrightarrow{!} \infty$$

Gewichteter Durchschnitt

- Redundante Messungen werden gemittelt
- n Messungen des Zustands Θ

$$z(\Theta_{n+1}) = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n z(\Theta_i)$$

- Problem: Ausreißer haben unverhältnismäßig großen Einfluss
→ Intervall definieren, nur Werte innerhalb als Eingabe akzeptiert
- Problem: Unsicherheit der Werte nicht berücksichtigt
→ Individuelle Gewichtung

$$z(\Theta_{n+1}) = \frac{1}{x} (a_1 z(\Theta_1) + \dots + a_n z(\Theta_n)) \text{ mit } \sum_{i=1}^n a_i = x$$

- Gewichtung schwierig festzulegen

- Ungenauigkeit als Wahrscheinlichkeit, interpretiert als relative Häufigkeit
- Wahrscheinlichkeit, dass Sensorwert bei gegebenen Objekteigenschaften vorliegt

$$P(z | \Theta)$$

- Bedingte Wahrscheinlichkeit

$$P(z | \Theta) = \frac{P(z \cap \Theta)}{P(\Theta)}$$

- A-posteriori Wahrscheinlichkeit (Satz von Bayes)

$$P(\Theta_i | z) = \frac{P(z | \Theta_i) \cdot P(\Theta_i)}{\sum_{j=1}^n P(z | \Theta_j) \cdot P(\Theta_j)}$$

- A-priori und Übergangswahrscheinlichkeiten müssen gegeben sein

- Rekursiver Datenverarbeitungsalgorithmus
- Dient dazu, von den Sensordaten auf den inneren Systemzustand zu schließen
- Schätzung des nächsten Systemzustands basierend auf dem aktuellen Systemzustand und den Sensordaten

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad \text{mit Zustand } x \in \mathbb{R}^n$$
$$z_k = Hx_k + v_k \quad \text{mit Messung } z \in \mathbb{R}^m$$

- A-priori Zustandsschätzung, basierend auf vorherigem Zustand

$$\hat{x}_k^- \in \mathfrak{R}^n$$

- A-posteriori Zustandsschätzung, unter Einbeziehung der Messung

$$\hat{x}_k \in \mathfrak{R}^n$$

- Berechnung aus a-priori Schätzung und gewichteter Differenz zwischen Messung und Messvorhersage

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K \left(z_k - H\hat{x}_k^- \right)$$

- A-priori und a-posteriori Schätzfehler

$$e_k^- \equiv x_k - \hat{x}_k^-$$

$$e_k \equiv x_k - \hat{x}_k$$

- A-priori Schätzfehler Kovarianz

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}]$$

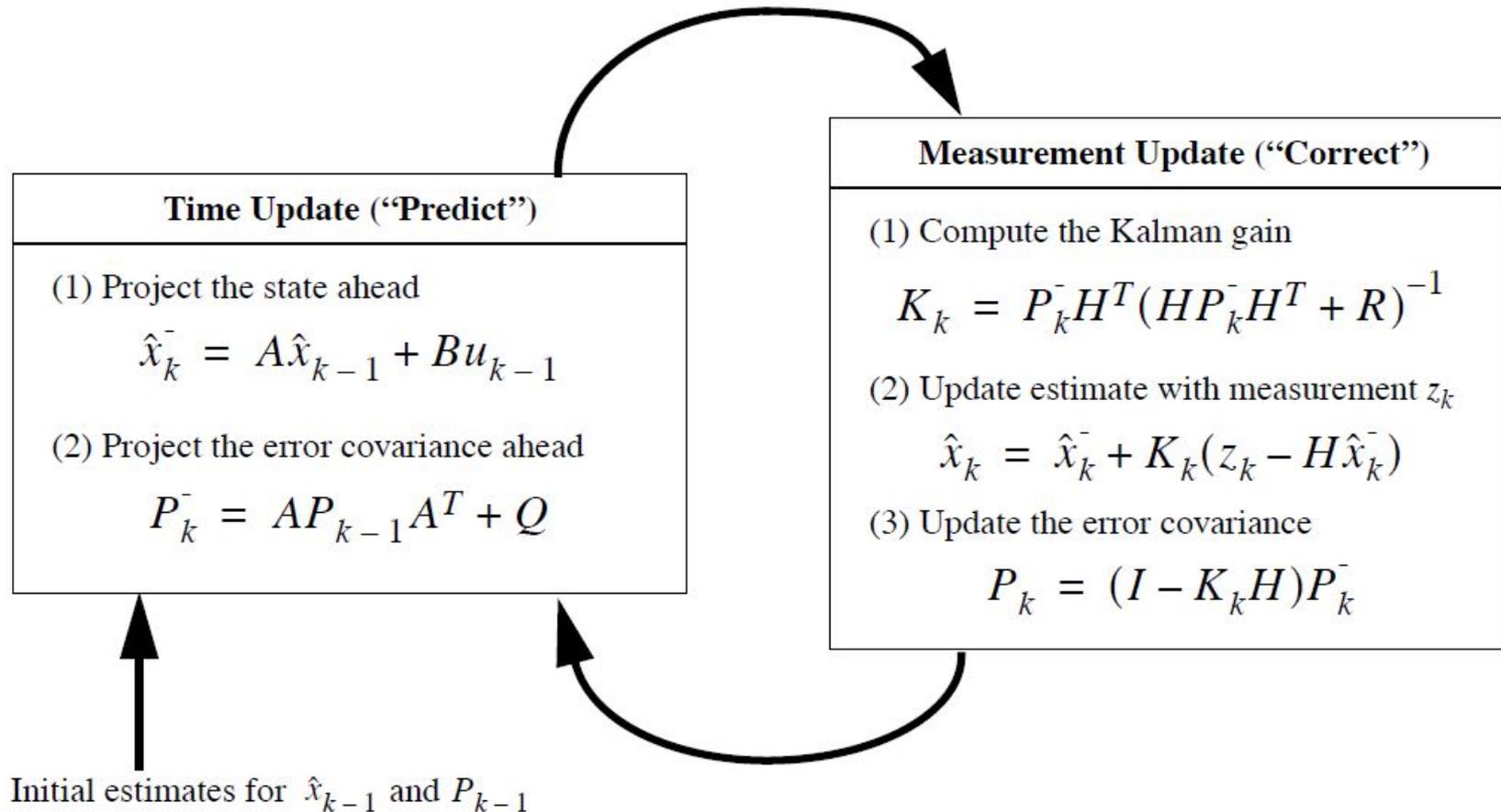
- A-posteriori Schätzfehler Kovarianz

$$P_k = E[e_k e_k^T]$$

- Kalman-Gain dann

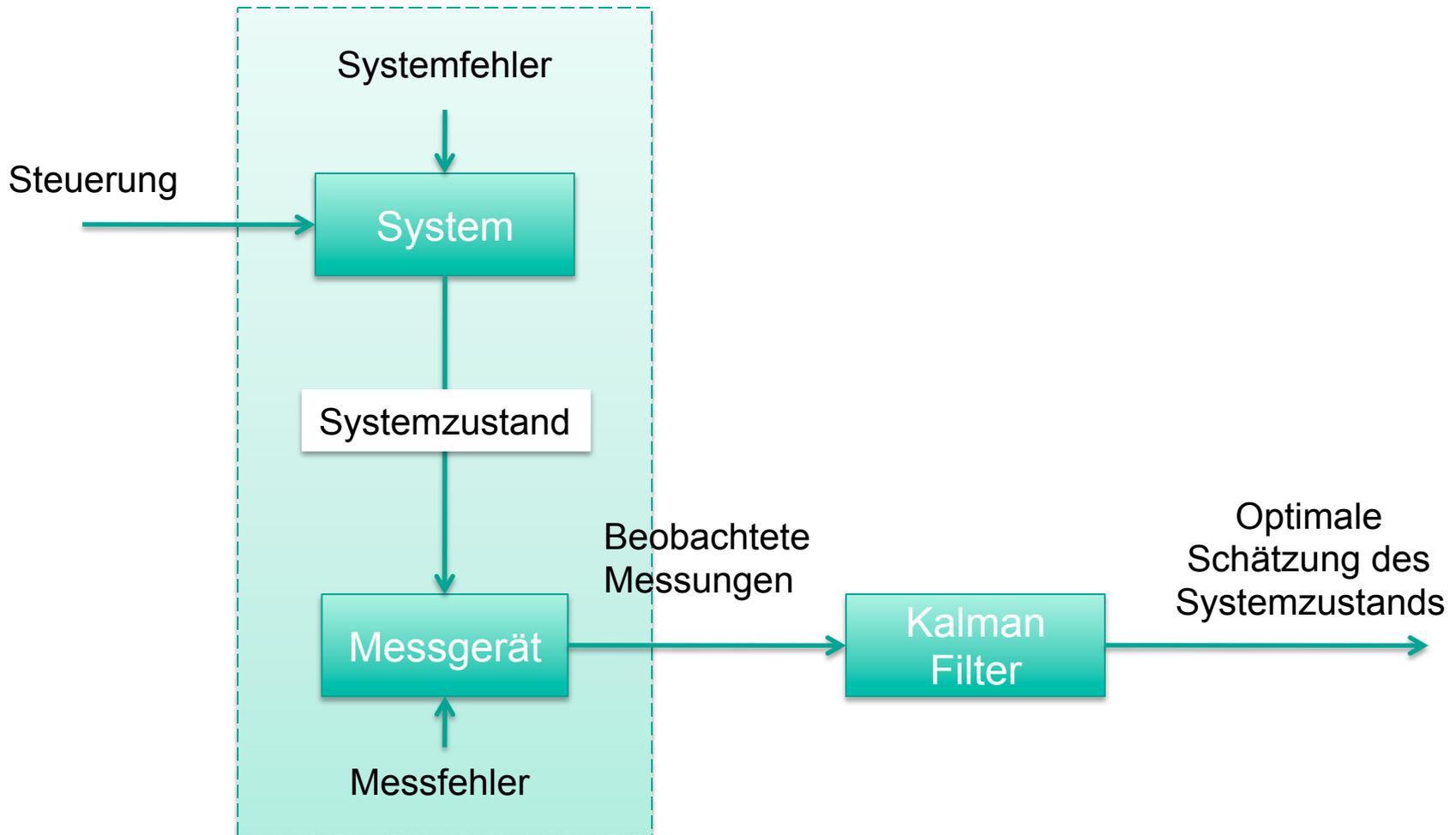
$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}$$

Kalman Filter – Algorithmus

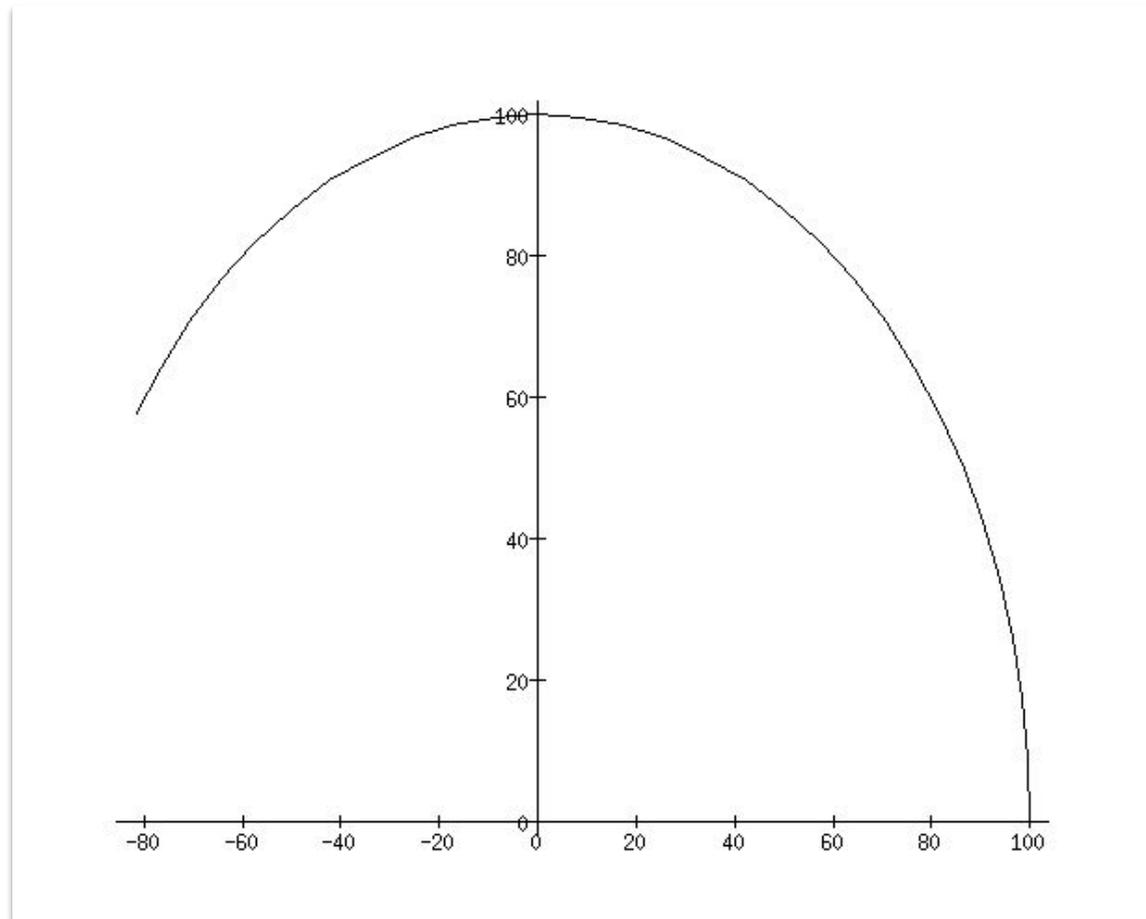


Quelle: <http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/kalmanIntro.html>

Kalman Filter – Anwendung

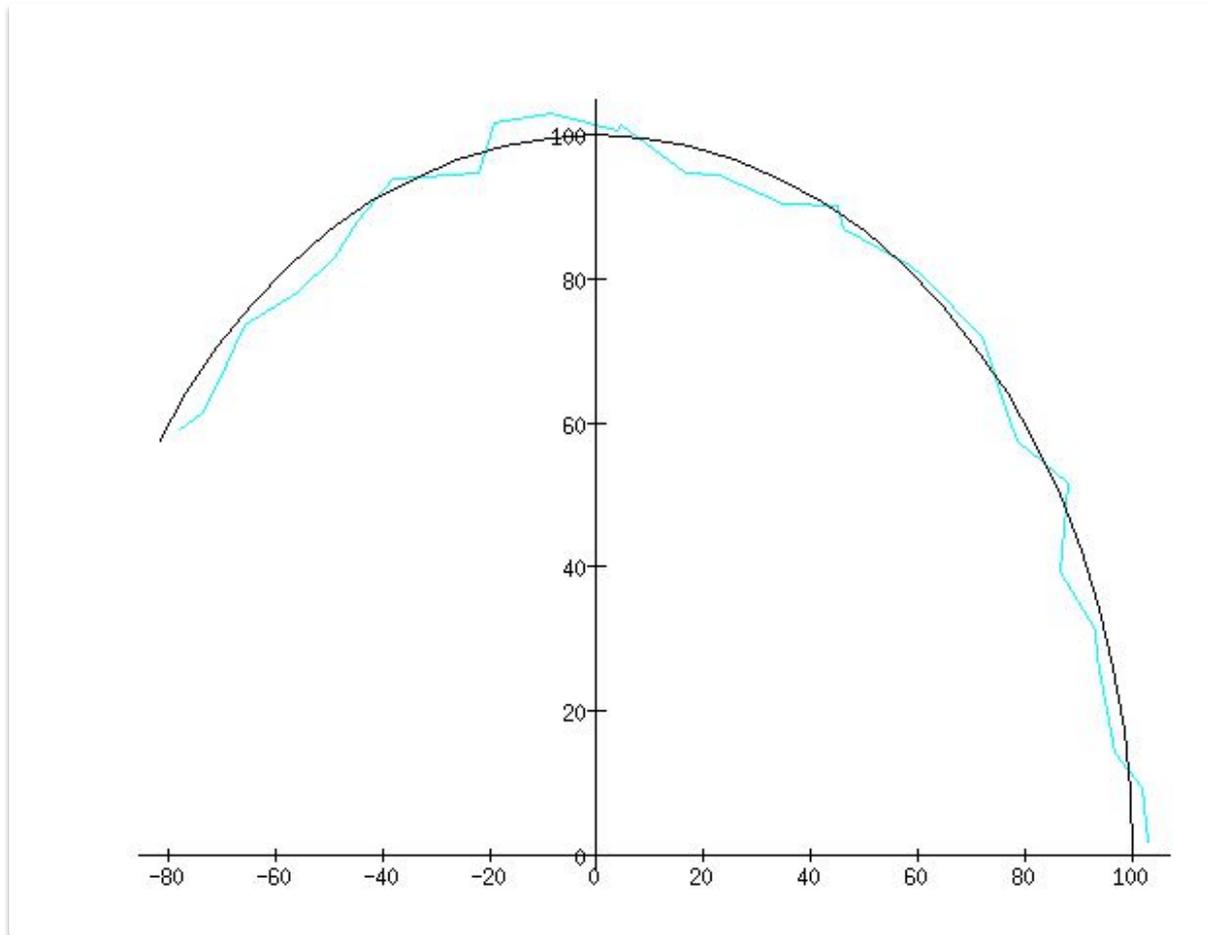


Kalman Filter – Beispiel



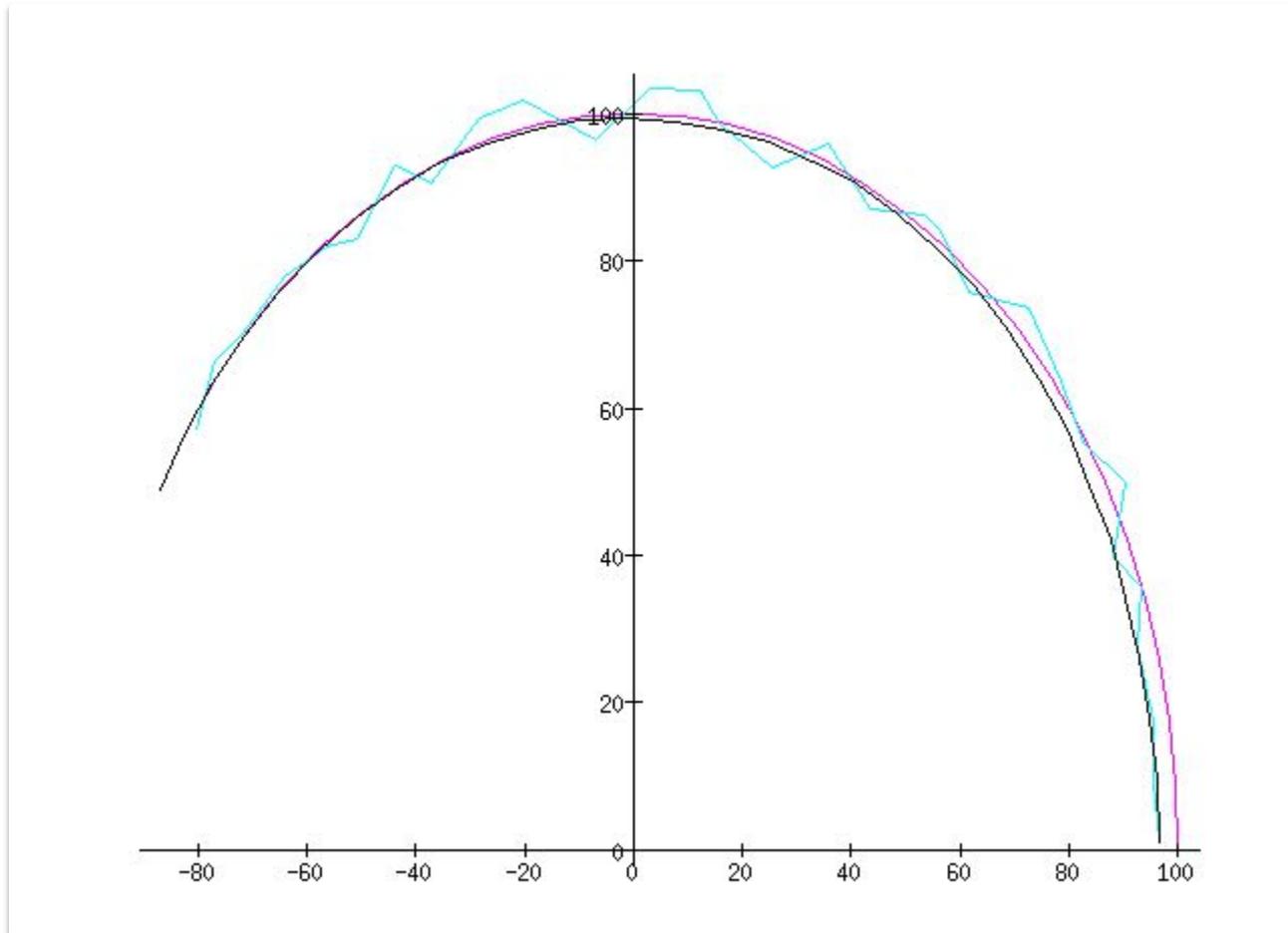
Reale Kreisbahn des Objektes

Kalman Filter – Beispiel



Reale Kreisbahn und verrauschte Messpositionen (4%)

Kalman Filter – Beispiel



Kalman-Schätzung

Evidentes Schließen (Dempster-Shafer-Reasoning)

Ausgangspunkt: endliche Menge von möglichen Ereignissen (2^Θ)

Elementare Wahrscheinlichkeitszuordnung: $m : \{A_i \mid A_i \in 2^\Theta\} \rightarrow [0;1]$

$$\text{Vertrauensfunktion: } Bel(A) = \sum_{A \supseteq A_i} m(A_i)$$

$$\text{Zweifel: } Dbt(A) = Bel(A^c)$$

$$\text{Plausibilität: } Pls(A) = 1 - Bel(A^c)$$

$$\text{Unsicherheit: } U(A) = Pls(A) - Bel(A)$$

- Dempster Regel zur Fusion zweier Aussagen A und B zur Gesamtaussage C
 - Kombination der Elementaren Wahrscheinlichkeitszuweisungen

- Orthogonale Summe:
$$m(C) = \frac{\sum_{A \cap B = C} m_1(A)m_2(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \{\}} m_1(A)m_2(B)}$$

- Unterschied zu Bayes: Berechnung eines Unsicherheitsintervalls → Ausgleich von Mangel an Vorinformation

- Starke Orientierung an menschlicher Denkweise und natürlicher Sprache
- unscharfe Menge $A \subseteq X$ (fuzzy set)
- Zugehörigkeitsfunktion: $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$
- Definition des Zugehörigkeitsgrads (mathematische Formulierung von linguistischen Variablen wie: groß, klein, viel, wenig, etc.)
- gebräuchlichste Operatoren:
 - Vereinigung $\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$
 - Durchschnitt $\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$
 - Komplement $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$