

03-05-H  
-709.53

# Echtzeitbildverarbeitung (5)

Prof. Dr. Udo Frese

k-D Baum für Farbsegmentierung  
Farbsegmentierung durch Look-up-tables  
Applikation: RoboCup

# Was bisher geschah

- ▶ **Szenarien können viel einfacher aussehen, als sie sind!**
- ▶ **Differenzbilder zur Bewegungserkennung**
  - ▶ Differenz zu gleitend nachgeführtes Referenzbild
- ▶ **Farbe**
  - ▶ physikalisch das Lichtspektrum (Energie vs. Wellenlänge)
  - ▶ Objektfarbe abhängig von Beleuchtung und Betrachtungswinkel
  - ▶ 3 menschliche Farbrezeptoren  $\Rightarrow$  Farbeindrücke kombinierbar aus Rot, Grün, Blau
  - ▶ Im Rechner als RGB32: 1 Byte Rot, 1 Byte Grün, 1 Byte Blau, 1 Byte frei
  - ▶ Farbkameras nutzen Mosaik - Farbfilter (Bayer Filter) vor dem CCD Chip
- ▶ **Farbsegmentierung**
  - ▶ Klassifikation (Rot, Grün, Blau)  $\rightarrow$  Klasse
  - ▶ Handsegmentierte Bilder für große Menge an Trainingsvektoren
  - ▶ m-nearest Neighbour Klassifikator: Liefert die Klasse, die der Mehrzahl der m nächstgelegenen Trainingsvektoren entsprechen

# k-D Baum für Farbsegmentierung

## m-Nearest Neighbour Klassifikation

- ▶ Für Testvektor  $x$  suche  $m$  nächsten Trainingsvektoren.
- ▶ Wurde Mehrzahl ( $> m/2$ ) zur selben Klasse zugeordnet?
  - ▶ Ja: Klasse ist Ergebnis für  $x$
  - ▶ Sonst: weise  $x$  zurück
- ▶ Ist Entfernung über einem Schwellwert: weise  $x$  zurück
- ▶ Übliche Werte für  $m$ : 1..13
- ▶ Vor- & Nachteile
  - ▶ einfach zu implementieren
  - ▶ konvergiert gegen den optimalen Klassifikator bei unendlich vielen Trainingsdaten
  - ▶ braucht meist viele Trainingsdaten
  - ▶ muss alle Trainingsdaten speichern

# k-D Baum für Farbsegmentierung

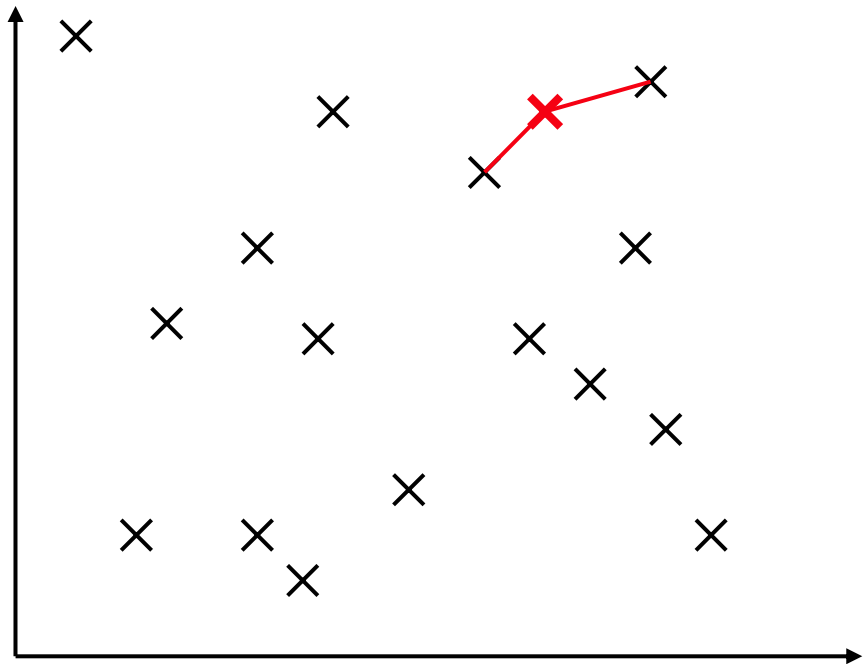
## m-Nearest Neighbour Klassifikation

- ▶ Für Testvektor  $x$  suche  $m$  nächsten Trainingsvektoren.
- ▶ Wurde Mehrzahl ( $> m/2$ ) zur selben Klasse zugeordnet?
  - ▶ Ja: Klasse ist Ergebnis für  $x$
  - ▶ Sonst: weise  $x$  zurück
- ▶ Ist Entfernung über einem Schwellwert: weise  $x$  zurück
- ▶ Übliche Werte für  $m$ : 1..13
- ▶ Vor- & Nachteile
  - ▶ einfach zu implementieren
  - ▶ konvergiert gegen den optimalen Klassifikator bei unendlich vielen Trainingsdaten
  - ▶ braucht meist viele Trainingsdaten
  - ▶ muss alle Trainingsdaten speichern

# k-D Baum für Farbsegmentierung

## m-Nearest Neighbour Klassifikation

- ▶ **Beispiel:**
  - ▶ k=2D Merkmalsvektoren
  - ▶ m=2 nächsten Nachbarn
- ▶ **Farbsegmentierung**
  - ▶ k=3D Merkmalsvektoren (RGB)
  - ▶ m=1..13
- ▶ **Einfach, aber langsam: Alle Trainingsvektoren durchlaufen und die m nächsten bestimmen**
- ▶ **Effiziente Alternative: k-D Baum**



# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum

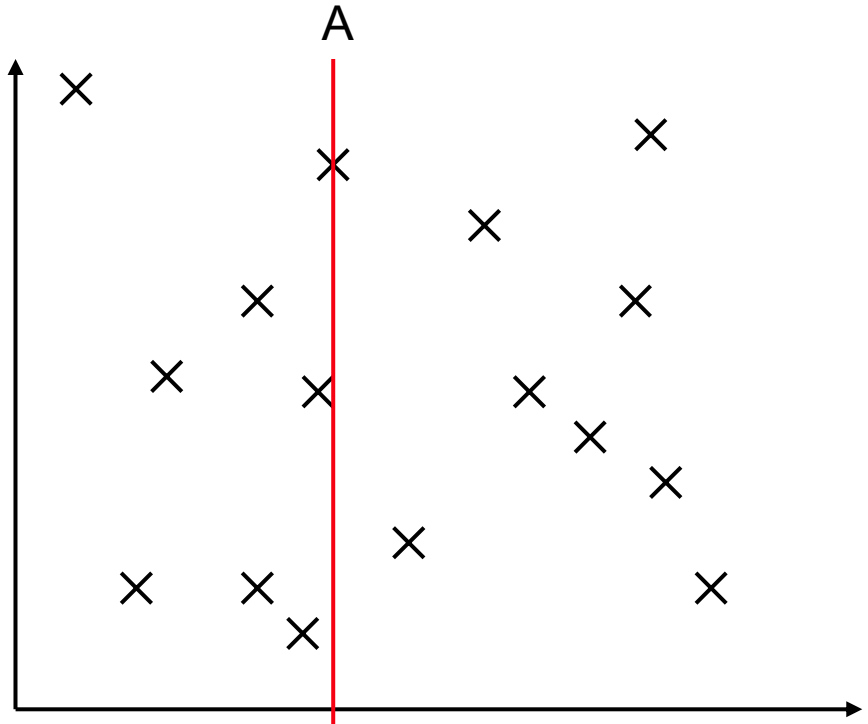
- ▶ **schnelle Suche der nächsten Nachbarn**
- ▶ **Generalisierung von (1-D) Bäumen**
- ▶ **zwei Parameter**
  - ▶ k („k-D Baum“) ist Dimension des Merkmalsvektors
  - ▶ m („m-nearest Neighbour“) ist Anzahl der berücksichtigsten Nachbarn
- ▶ **Idee: Reihum in den Dimensionen rekursiv halbieren**
- ▶ **Aufbau in einem Rutsch**
  - ▶ sortieren
  - ▶ Median wird Wurzel
  - ▶ Rekursion linke/rechte Hälfte

# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Aufbau

- ▶ Sortieren nach x und Teilen am Median

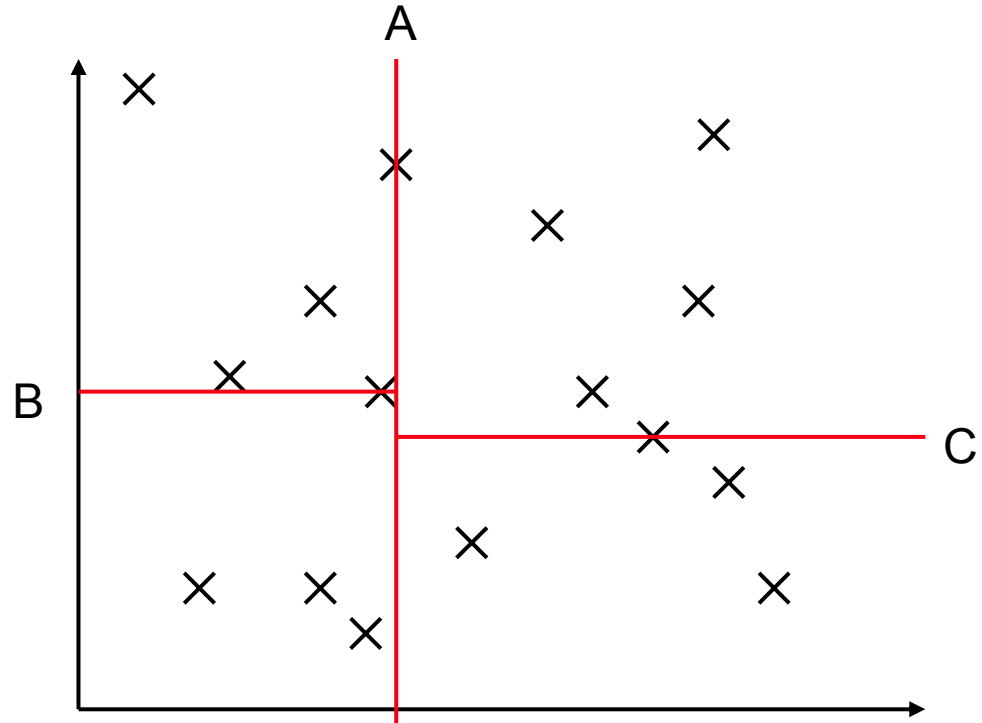
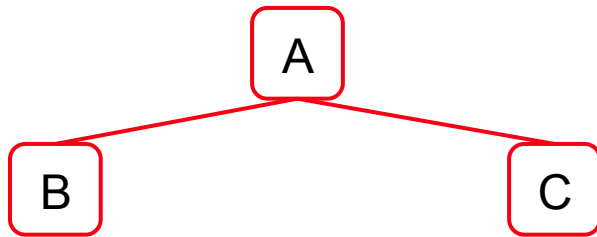
A



# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Aufbau

- ▶ Sortieren der Hälften nach y und Teilen am Median

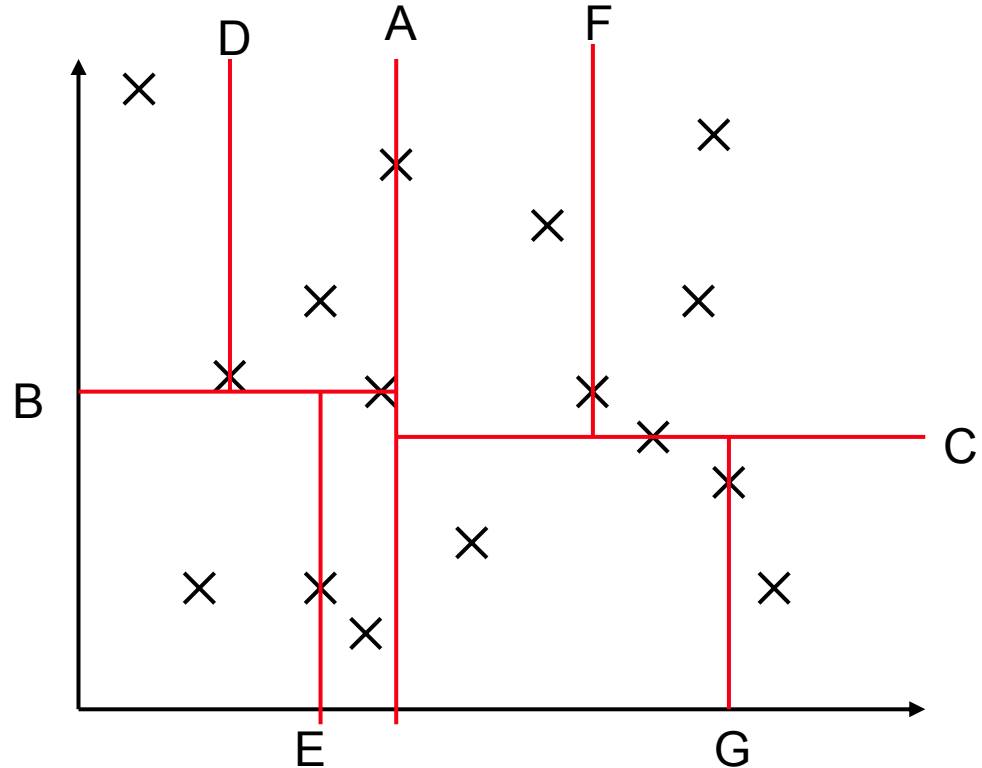
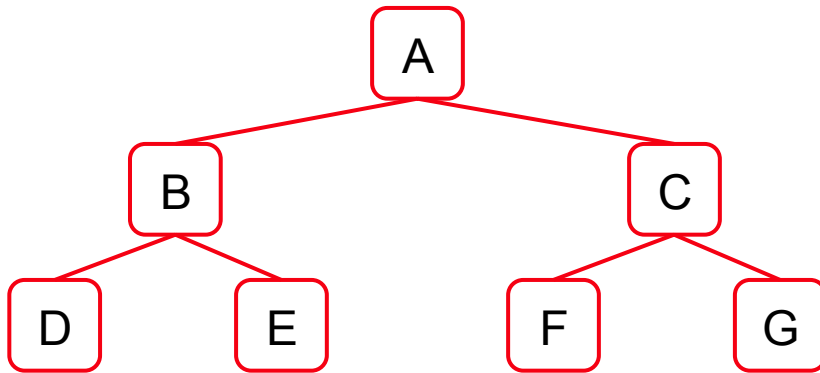




# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Aufbau

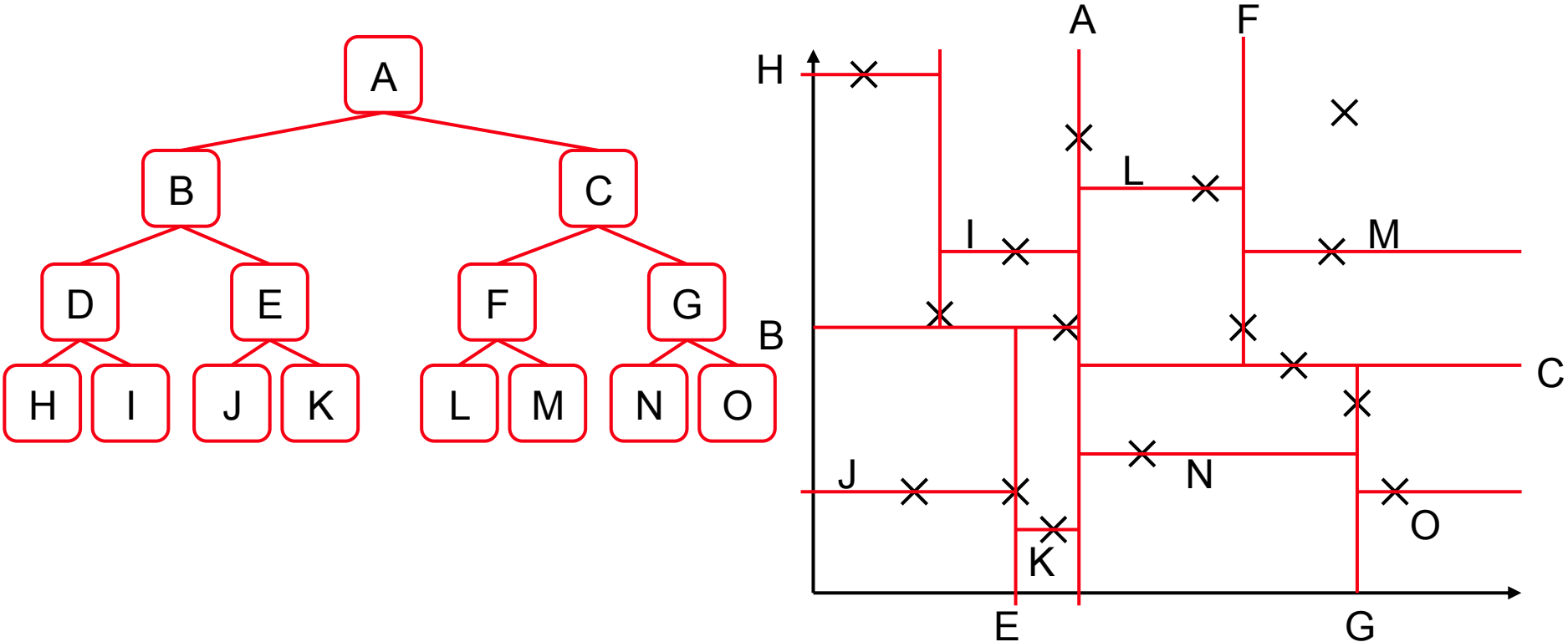
- ▶ Sortieren der Hälften nach  $x$  und Teilen am Median



# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Aufbau

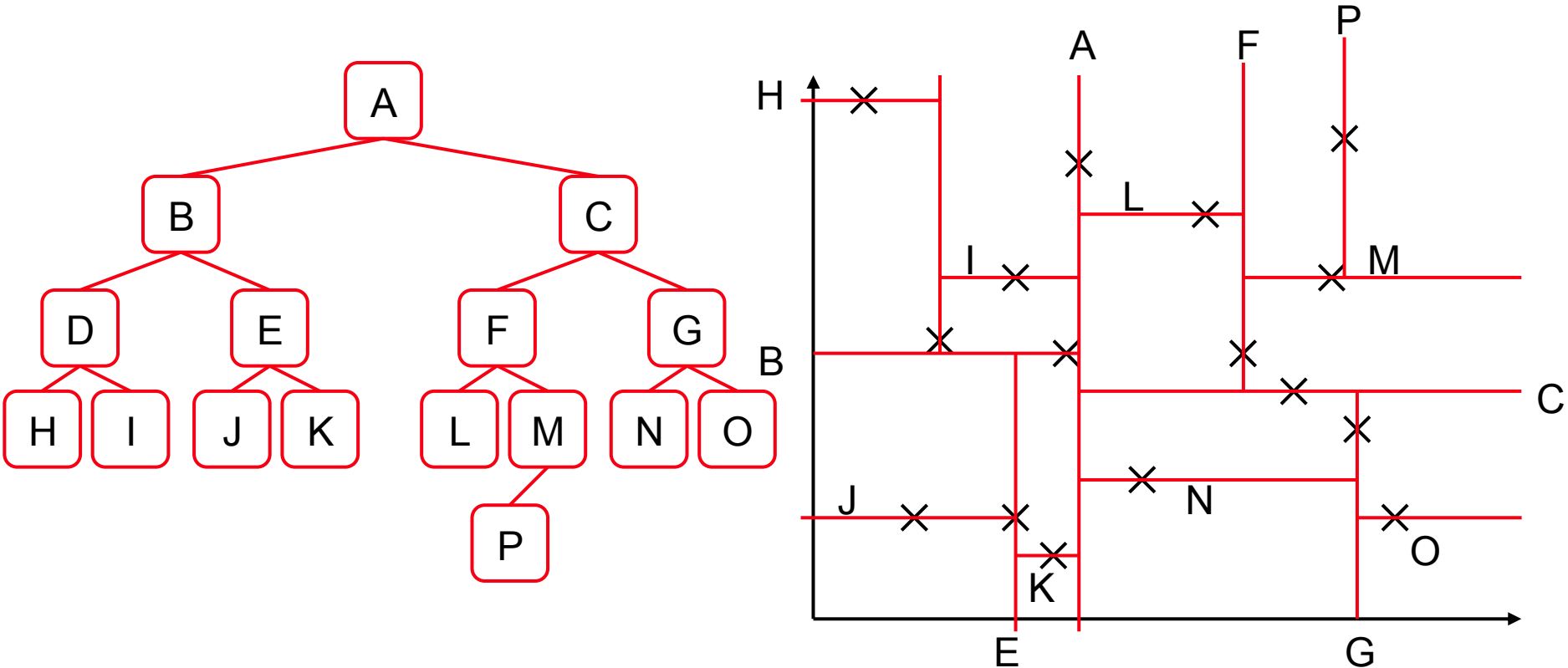
- Sortieren der Hälften nach  $y$  und Teilen am Median



# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Aufbau

- Sortieren der Hälften nach x und Teilen am Median



# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Implementierung Aufbau

- ▶ rekursiv nicht ebenenweise
- ▶ sortieren mit Standard Template Library
- ▶ nur einmal vorab
- ▶ noch schneller möglich, ist aber nicht wichtig.

```
KDNode* buildKDTree (vector<ColorAndIndex>& data, level, lo, hi) {  
    if (lo>hi) return NULL;  
    sort data[lo..hi] according to component (level%k)  
    median = (lo+hi)/2;  
    Node* n = new Node(data[median]);  
    n->below = buildKDBaum (data, level+1, lo, median-1);  
    n->above = buildKDBaum (data, level+1, median+1, hi);  
    return n;  
}
```

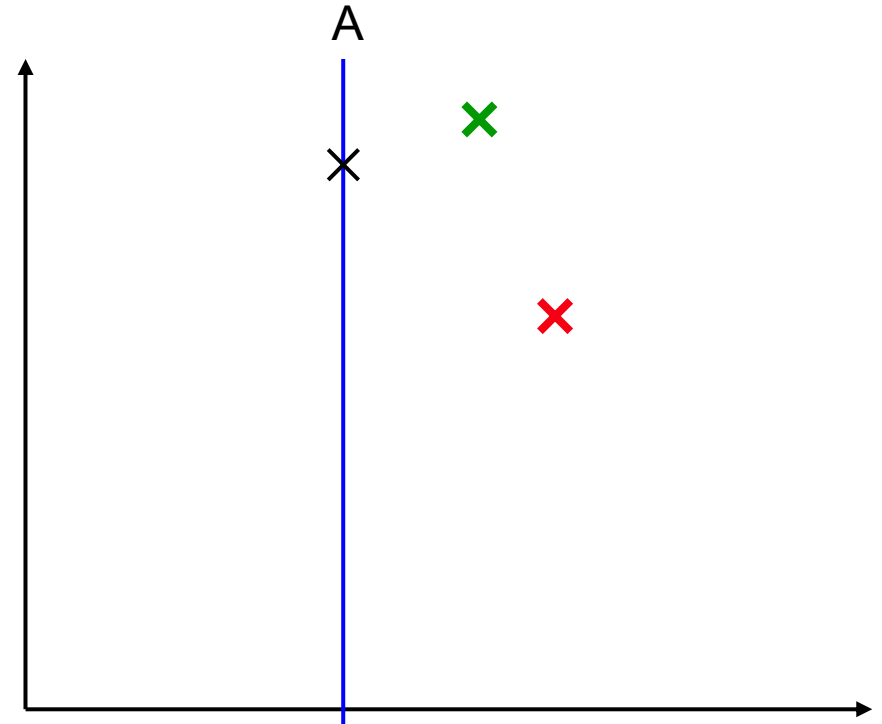
# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Nächster Nachbar

- ▶ **Zuerst nur ein Nachbar**
- ▶ **Suche des nächsten Nachbarn**
  - ▶ Ist betrachteter Vektor näher? Dann neuer nächster Nachbar.
  - ▶ Rekursion nähere Hälfte
  - ▶ Rekursion fernere Hälfte, es sei denn...
  - ▶ ...Entfernung zur ferneren Hälfte ist größer als zum nächsten bisher gefundenen Nachbarn

# k-D Baum für Farbsegmentierung

Frage an das Auditorium: Was heißt „Entfernung zur fernerer Hälfte“?

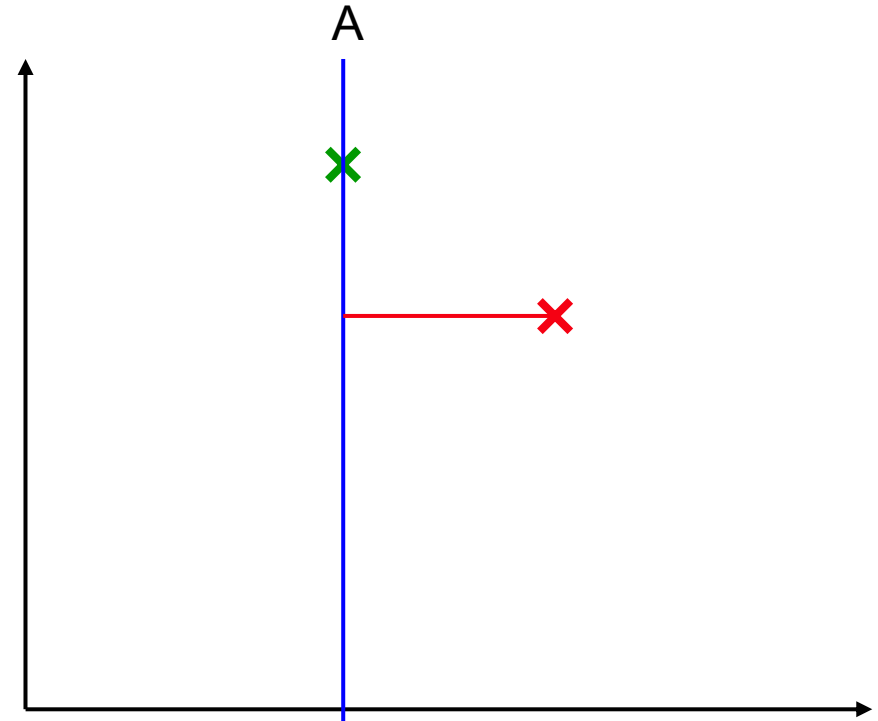


- × betrachteter Vektor / im k-D Baum
- | Trennlinie bzw. Knoten
- × Anfragevektor
- × bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung

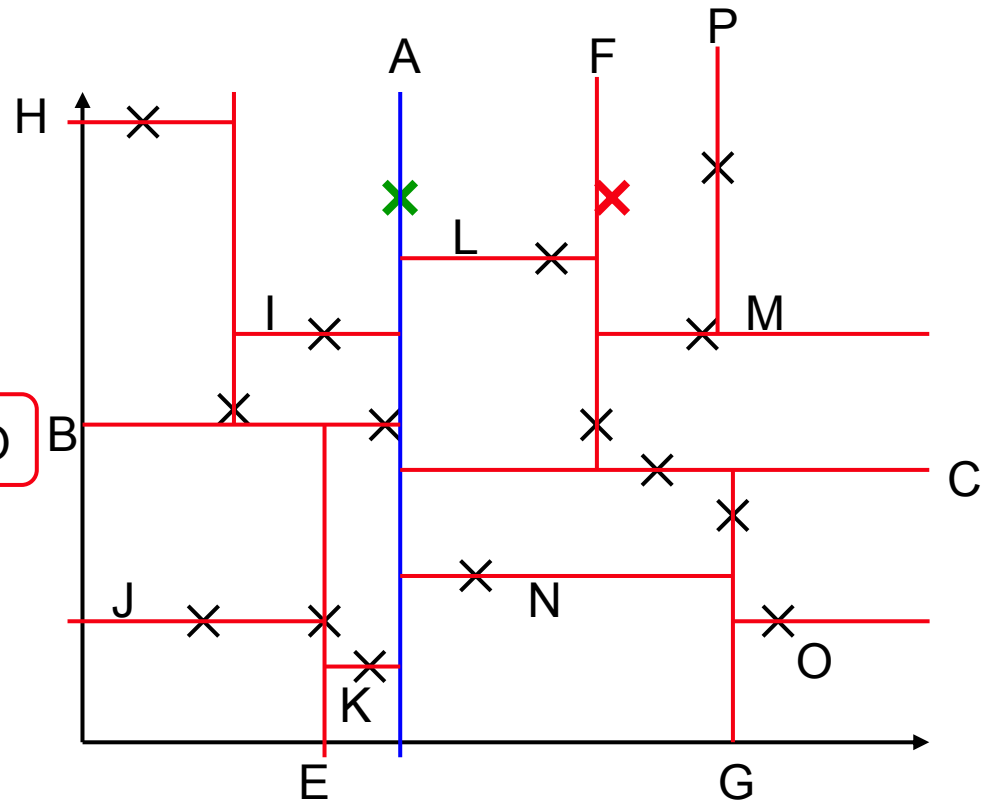
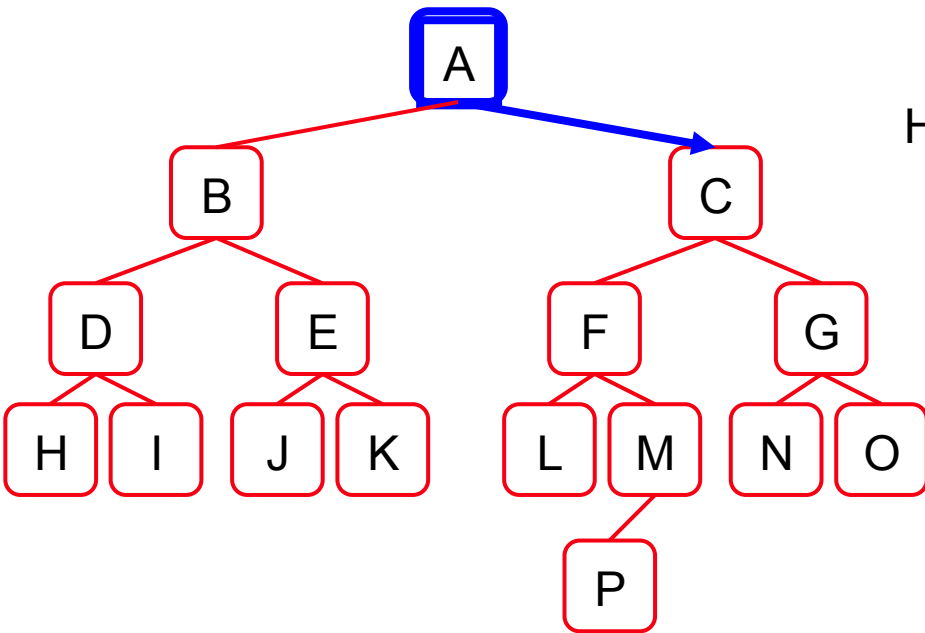
Frage an das Auditorium: Was heißt „Entfernung zur fernerer Hälfte“?

- ▶ Länge des Lotes auf die vertikale Trennlinie
- ▶ Differenz der X-Koordinaten
- ▶ Nicht: Entfernung zum Vektor im Wurzelknoten



- × betrachteter Vektor / im k-D Baum
- | Trennlinie bzw. Knoten
- × Anfragevektor
- × bisher nächster Nachbar

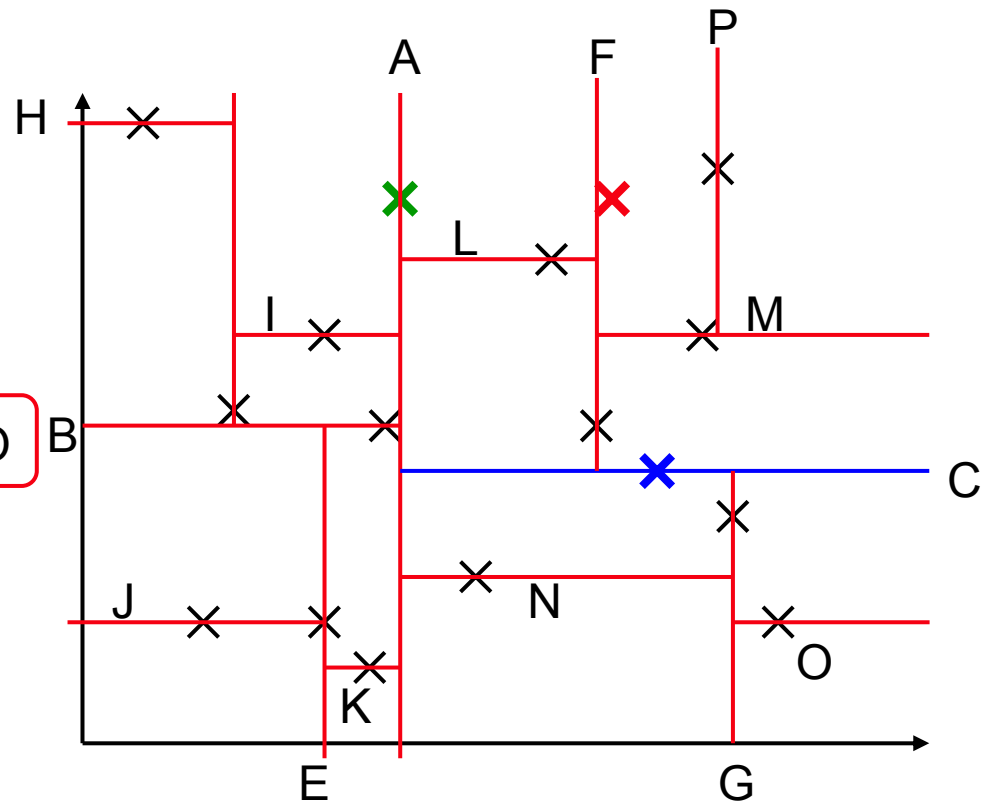
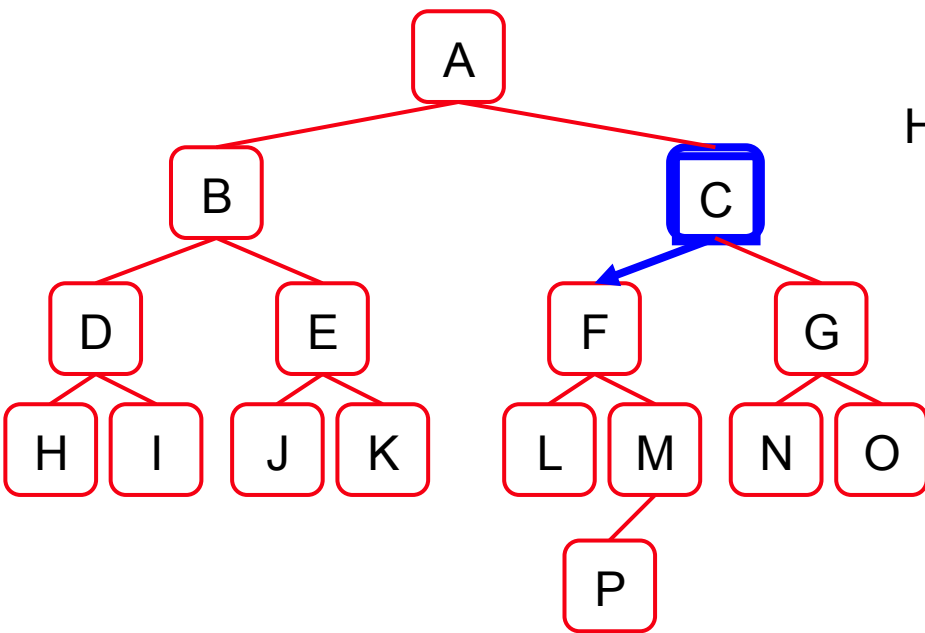
# k-D Baum für Farbsegmentierung



- × betrachteter Vektor / im k-D Baum
- | Trennlinie bzw. Knoten
- × Anfragevektor
- × bisher nächster Nachbar



# k-D Baum für Farbsegmentierung



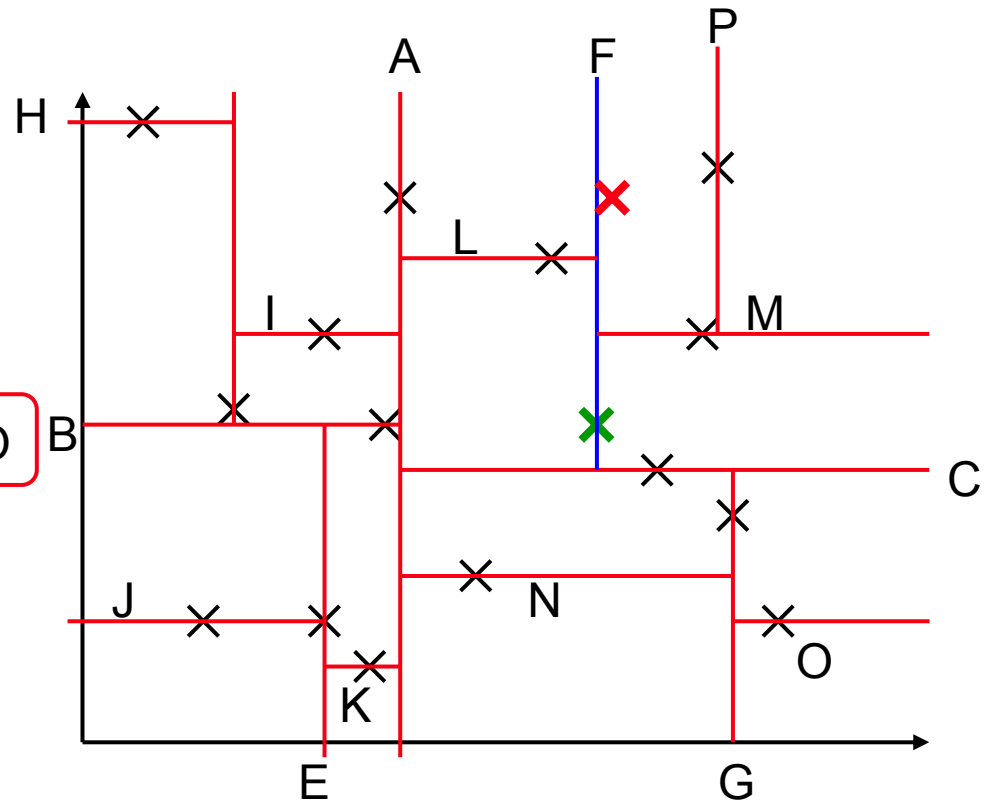
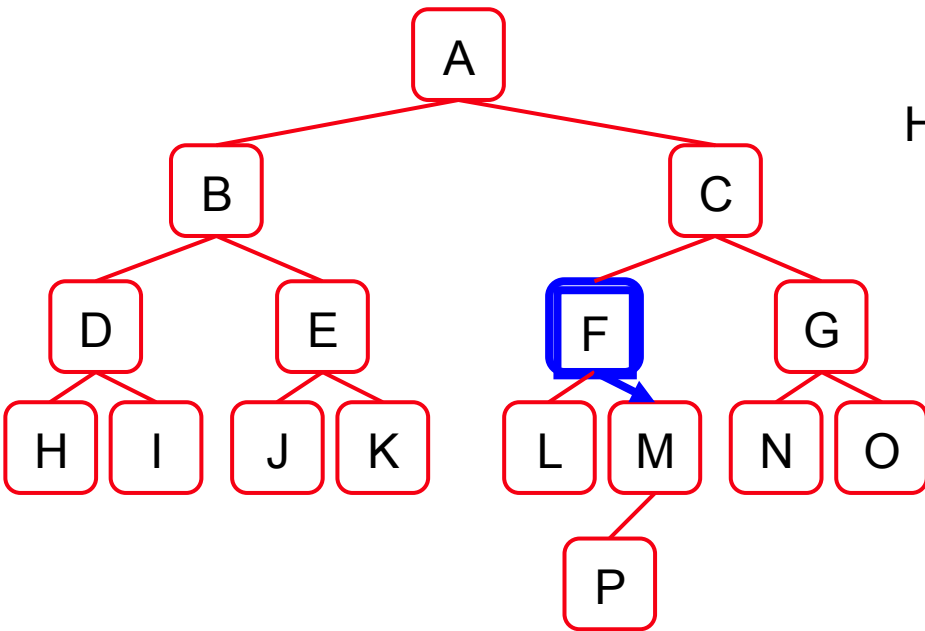
× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung



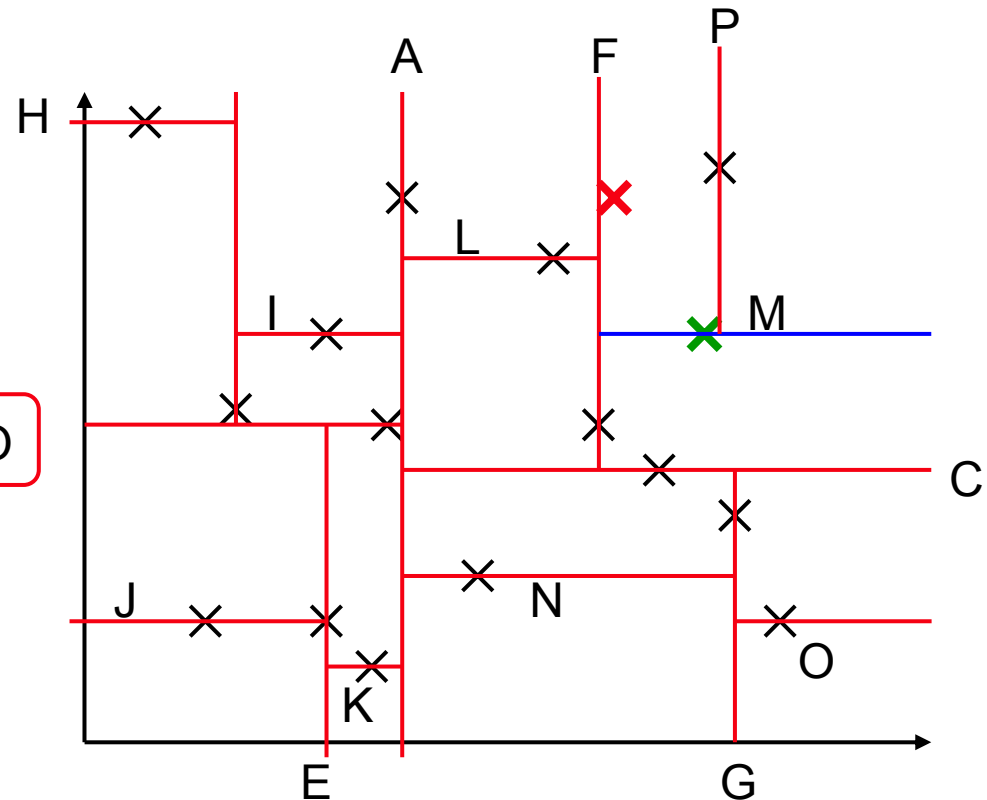
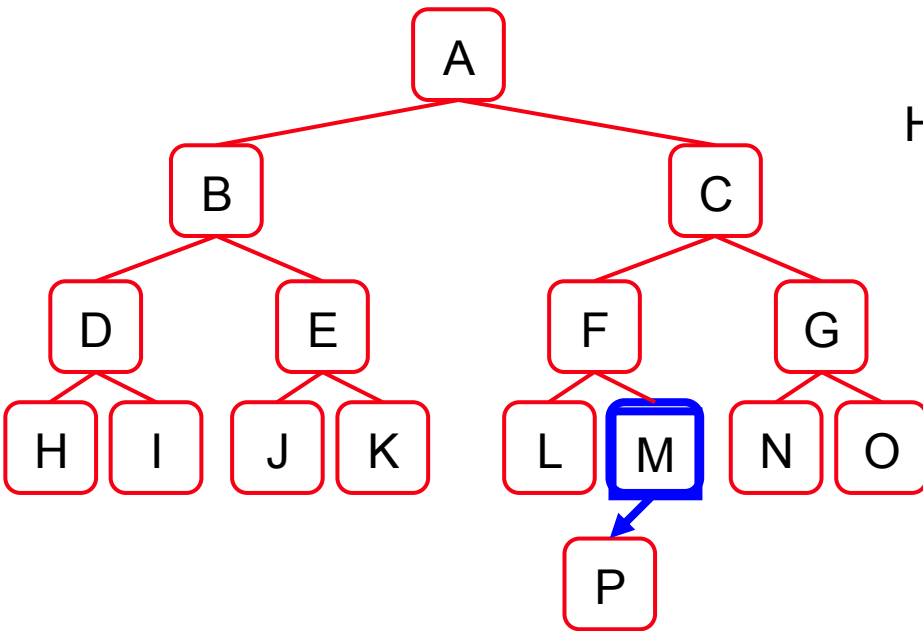
× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung



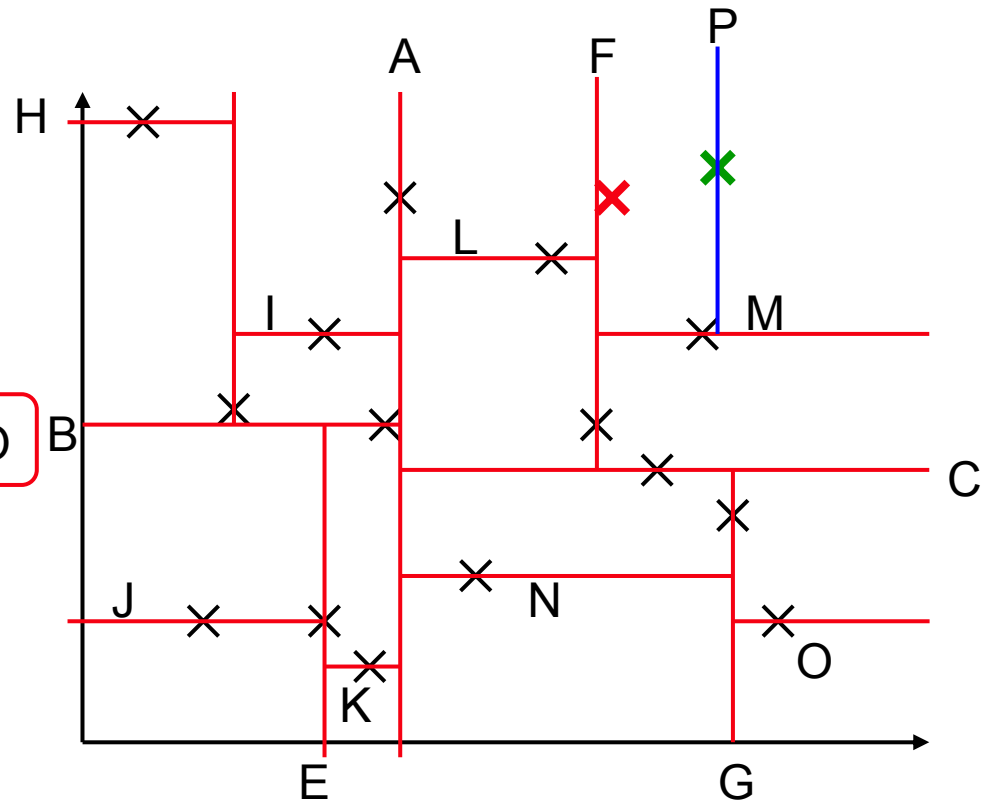
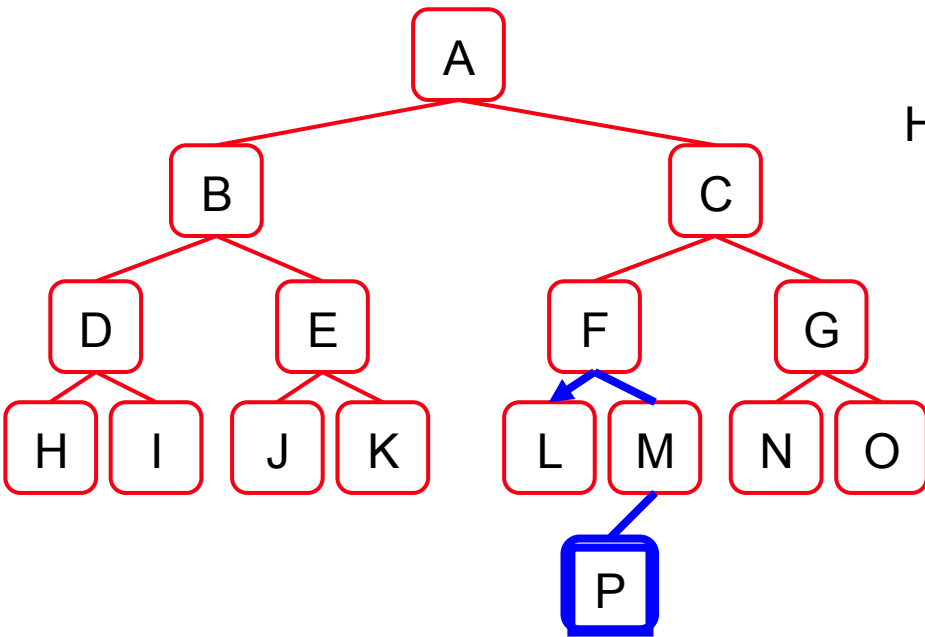
× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung



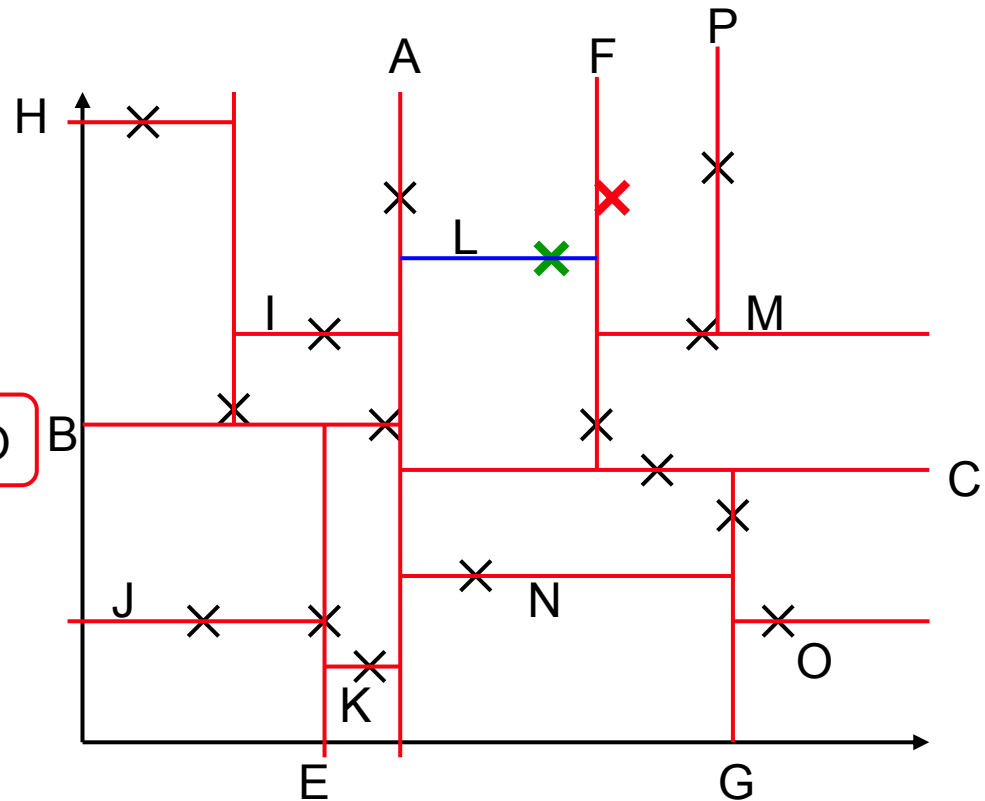
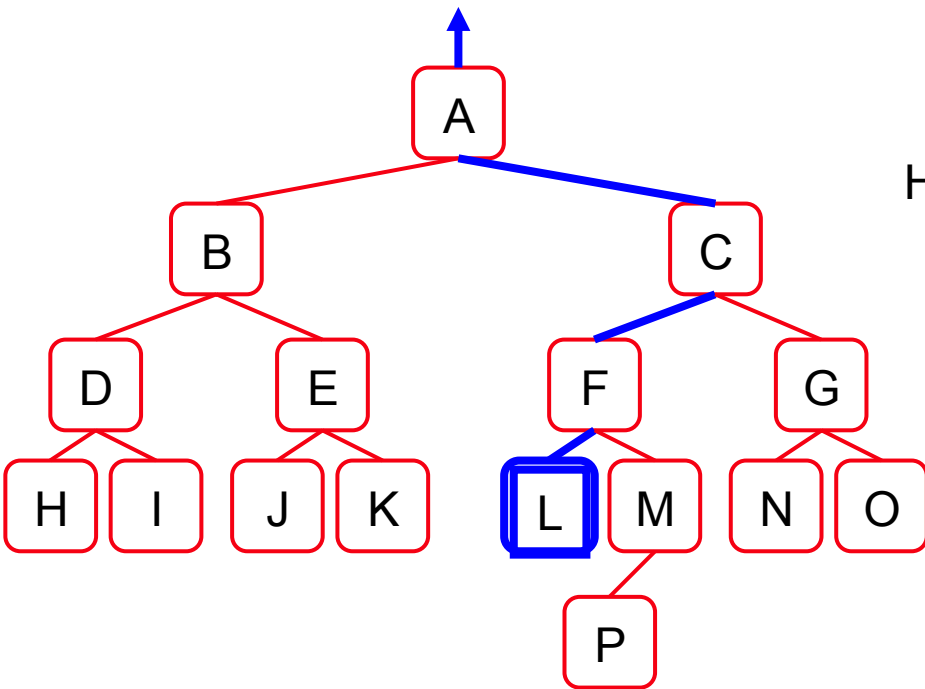
× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung



× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Implementierung nächster Nachbar

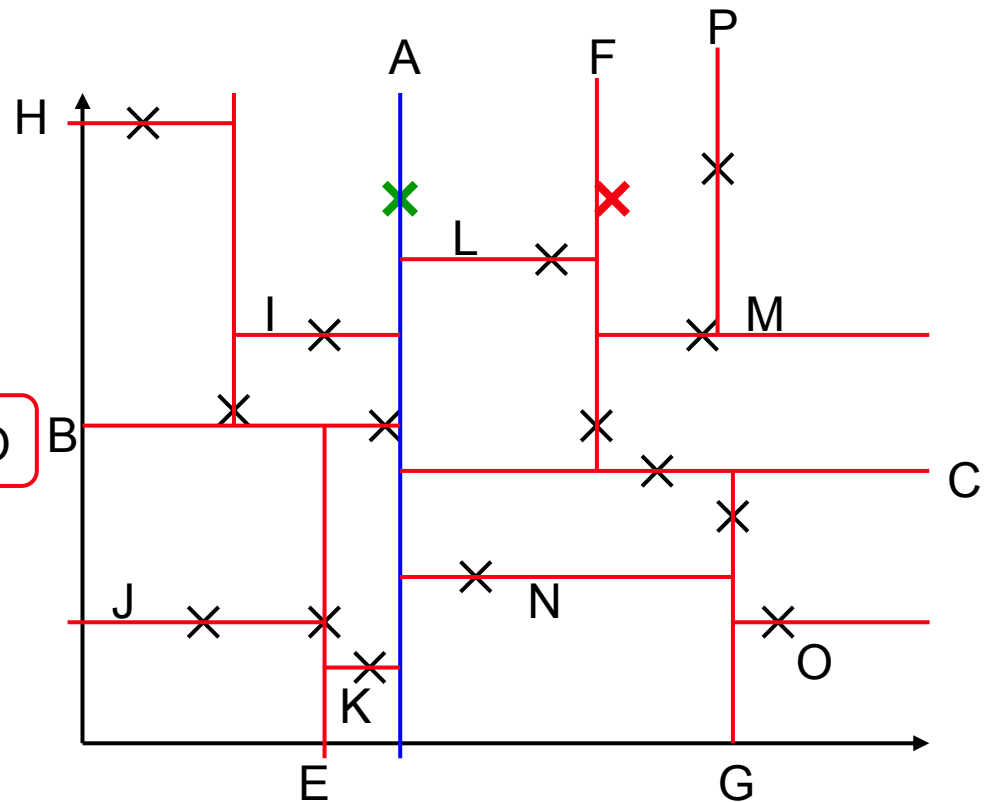
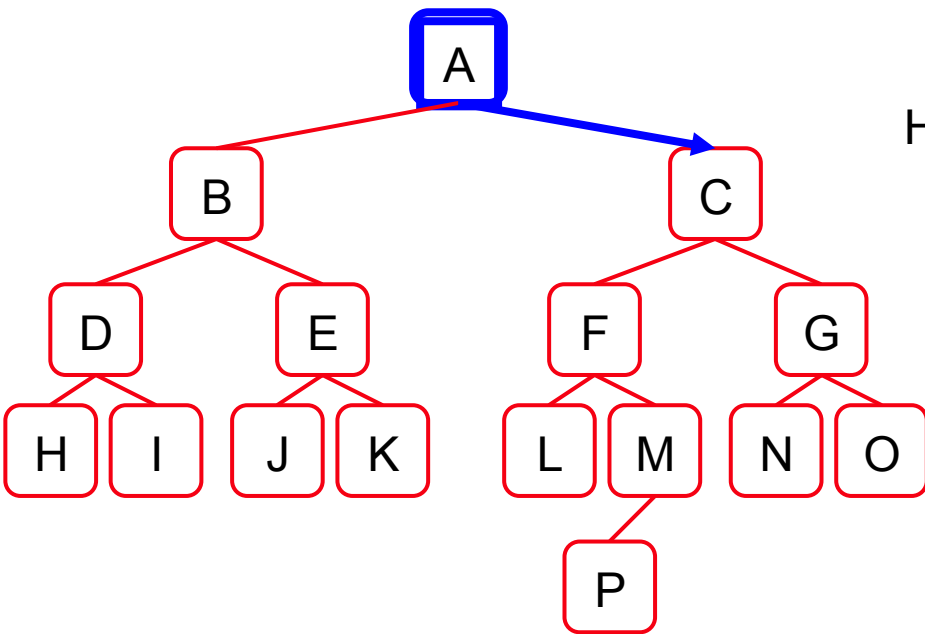
```
nearestNeighbour (TreeRoot, x, level, minD, nN) {
    d = TreeRoot->distance(x);
    if (d < minD) {minD=d; nN=TreeRoot;} // aktuellen Knoten betrachten
    d = x.color[level%k] - TreeRoot->color[level%k];
    if (d < 0) { // x negativ vom aktuellen Knoten
        if (TreeRoot->below != NULL) // erst negative Hälfte
            nextNeighbour (TreeRoot->below, x, level+1, minD, nN);
        if (TreeRoot->above != NULL && -d < minD) // falls nötig positive
            nextNeighbour (TreeRoot->above, x, level+1, minD, nN);
    }
    else { // x positiv vom aktuellen Knoten
        if (TreeRoot->above != NULL) // erst positive Hälfte
            nextNeighbour (TreeRoot->above, x, level+1, minD, nN);
        if (TreeRoot->below != NULL && d < minD) // falls nötig negative
            nextNeighbour (TreeRoot->below, x, level+1, minD, nN);
    }
}
```

# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: m nächste Nachbarn

- ▶ **Generalisierung: Sortierte Liste der m *bisher* nächsten Nachbarn**
- ▶ **Suche *m*-nächste Nachbarn**
  - ▶ Ist betrachteter Vektor näher als Listenende?  
Sortiere passend ein und entferne Ende. (`.insert`)
  - ▶ Rekursion nähere Hälfte
  - ▶ Rekursion fernere Hälfte, es sei denn...
  - ▶ ...Entfernung zur ferneren Hälfte ist größer als das Listenende
- ▶ **Initialisiere Liste mit m mal maximaler akzeptierter Distanz**
  - ▶ so einfacher und schneller

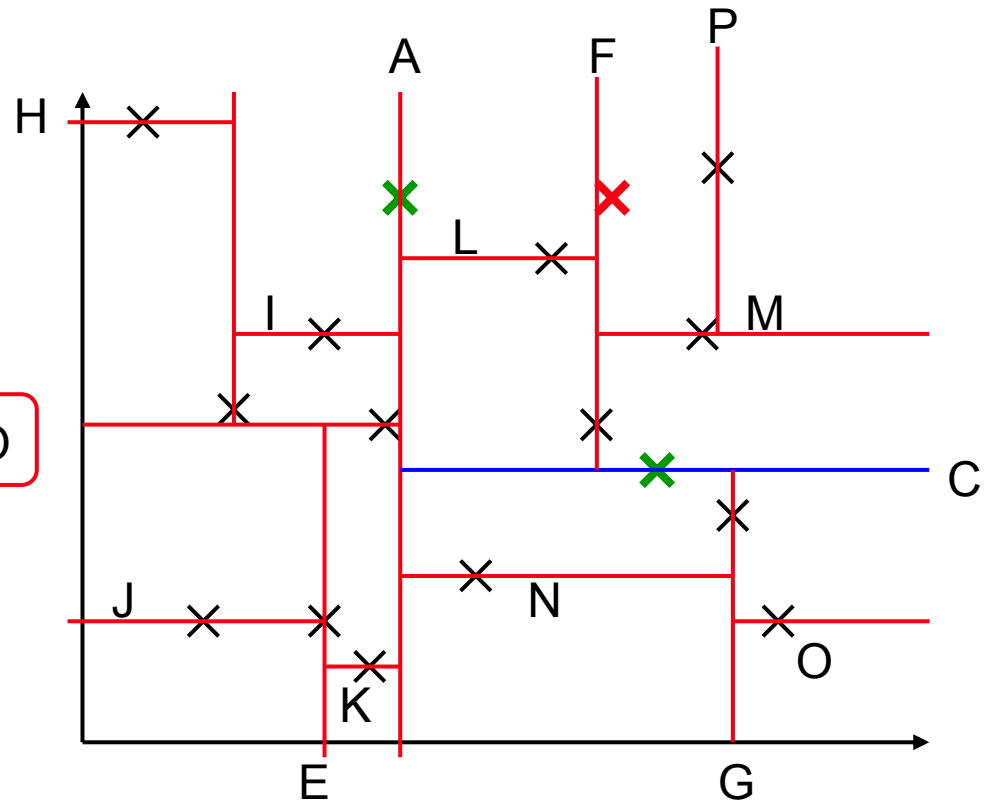
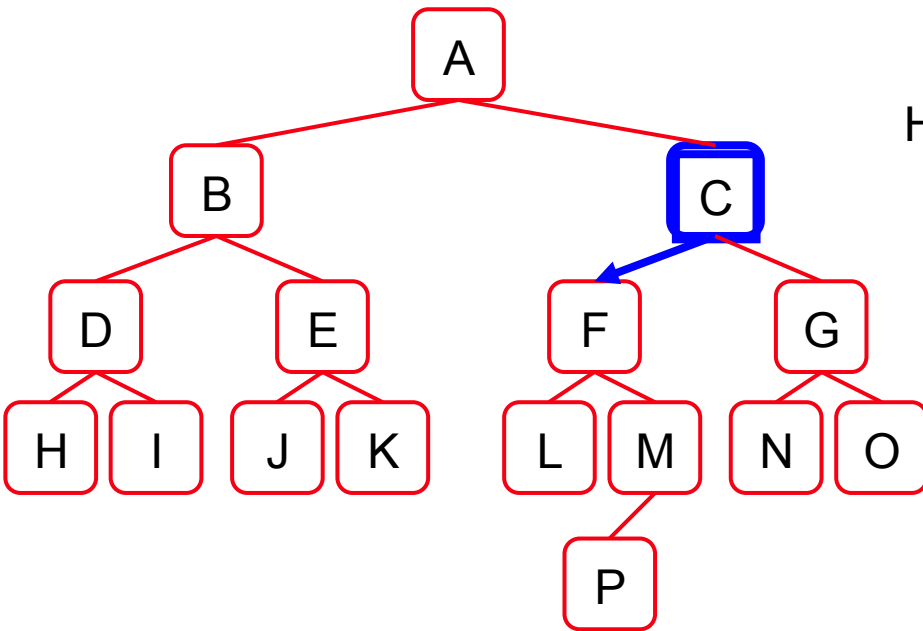
# k-D Baum für Farbsegmentierung



- × betrachteter Vektor / im k-D Baum
- | Trennlinie bzw. Knoten
- × Anfragevektor
- × bisher nächster Nachbar



# k-D Baum für Farbsegmentierung



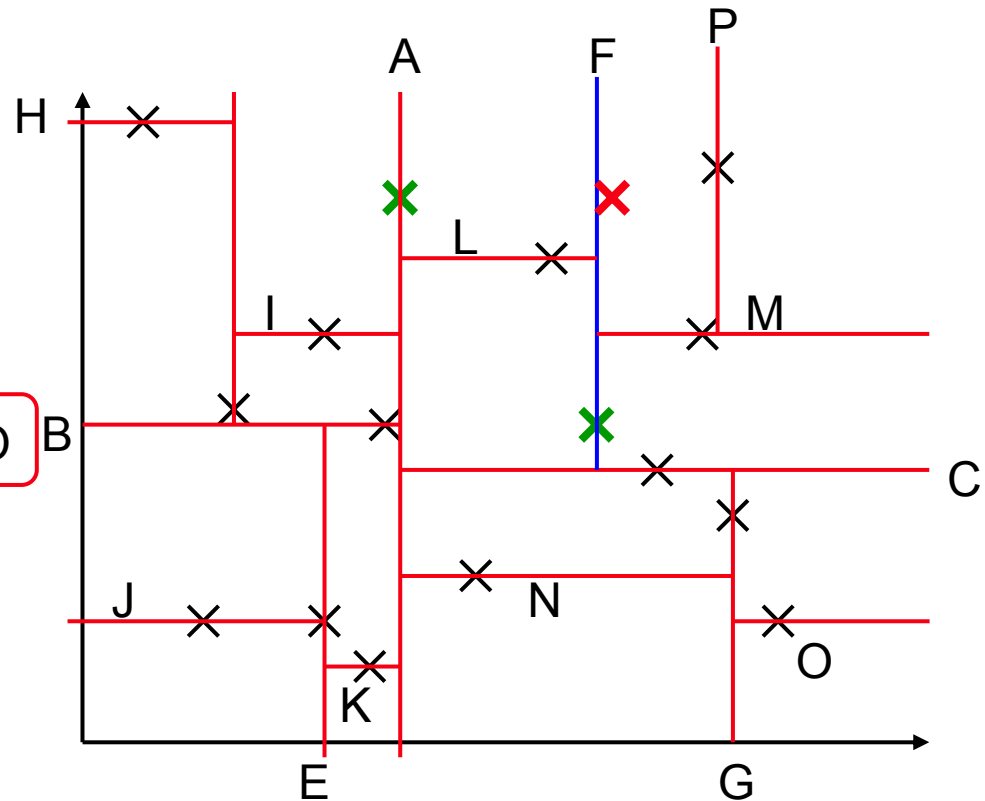
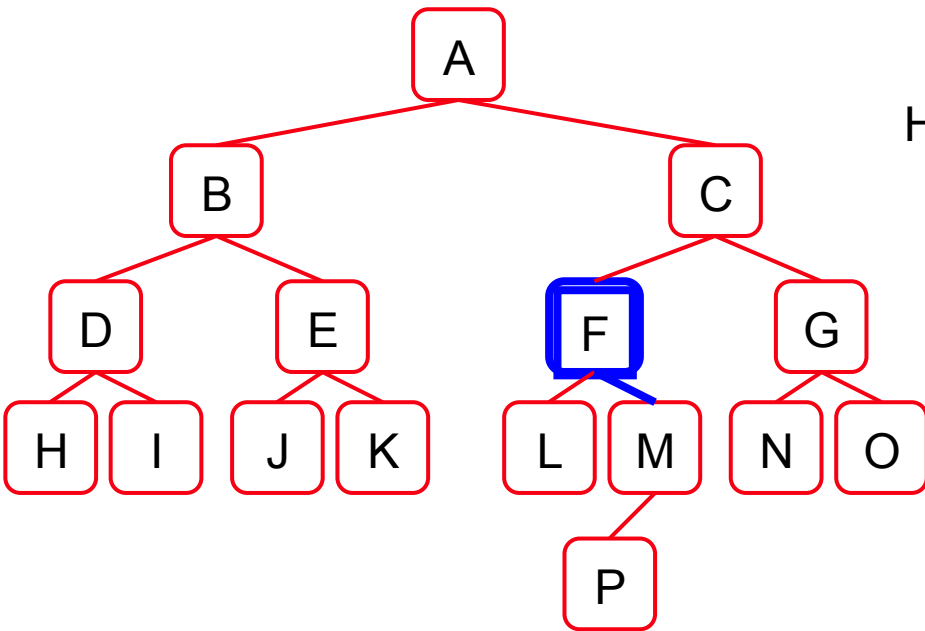
× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung



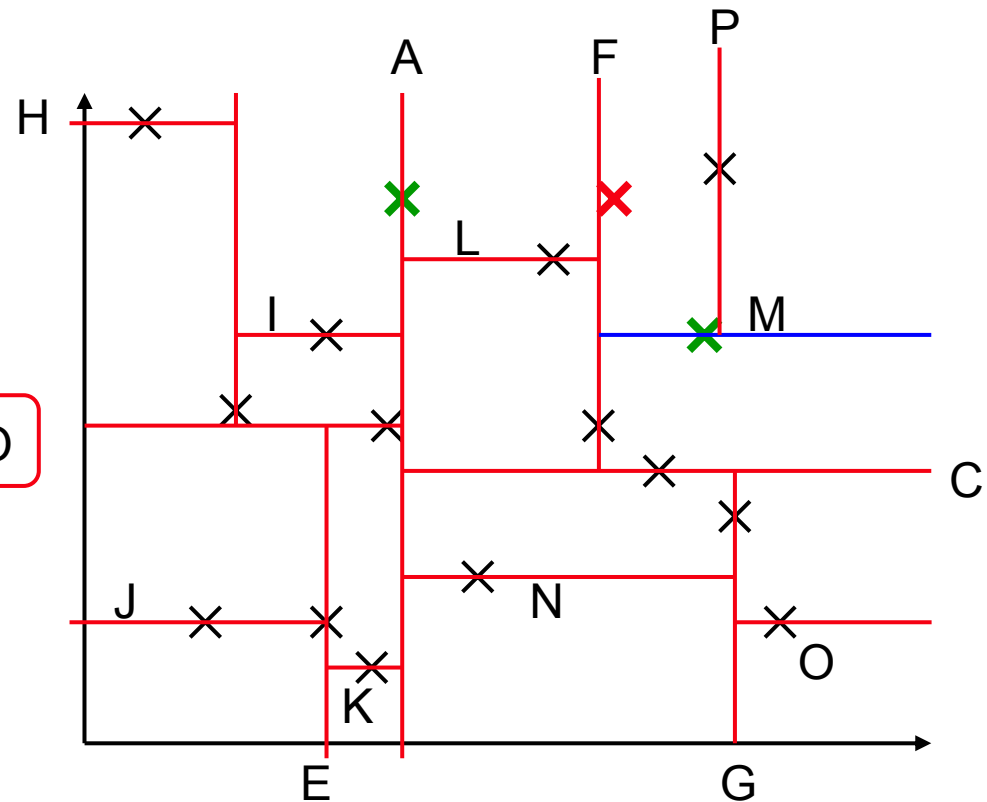
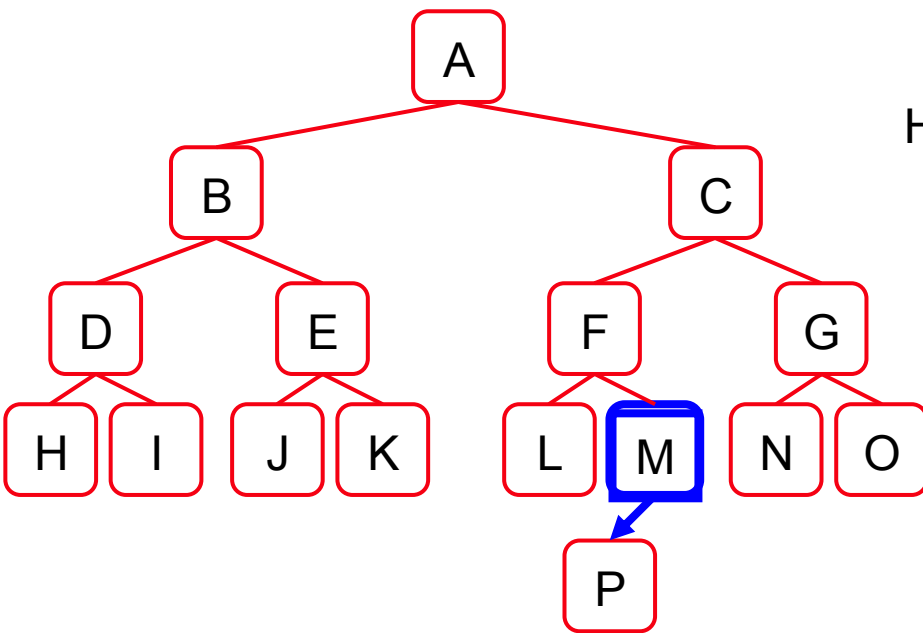
× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

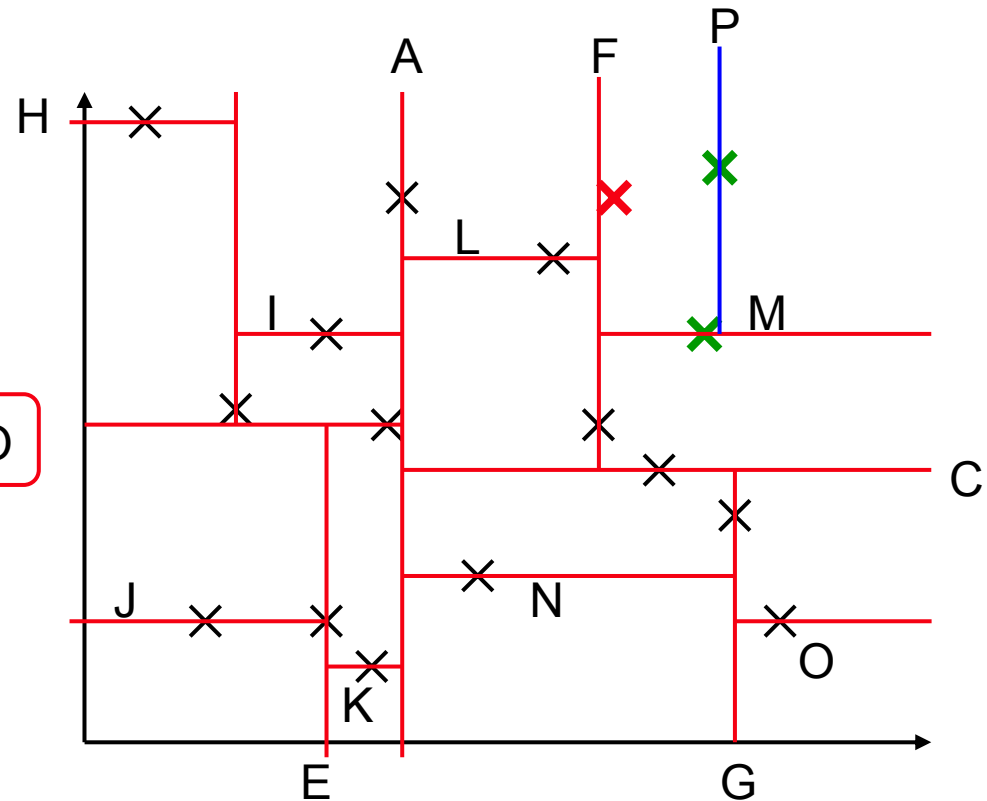
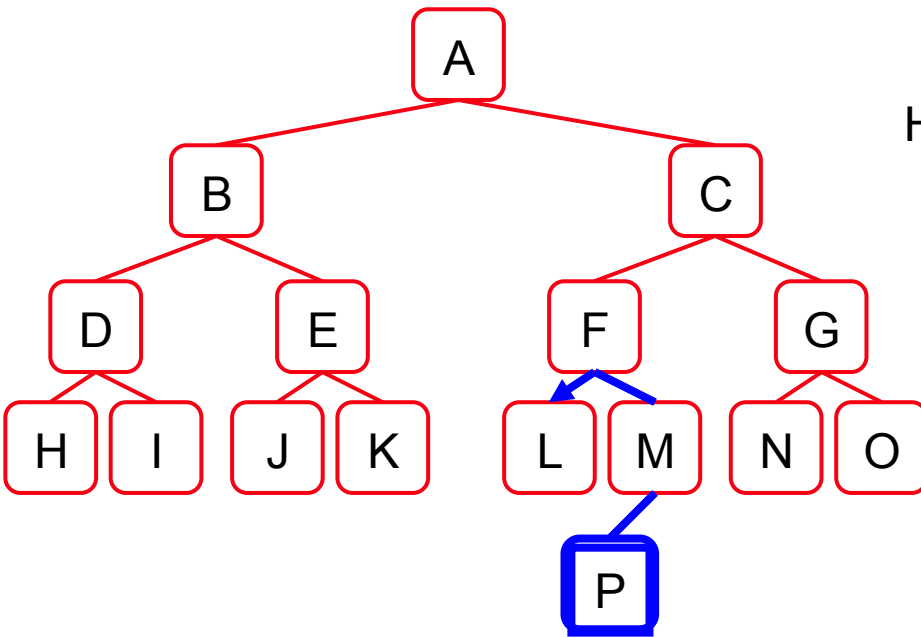
× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung



# k-D Baum für Farbsegmentierung



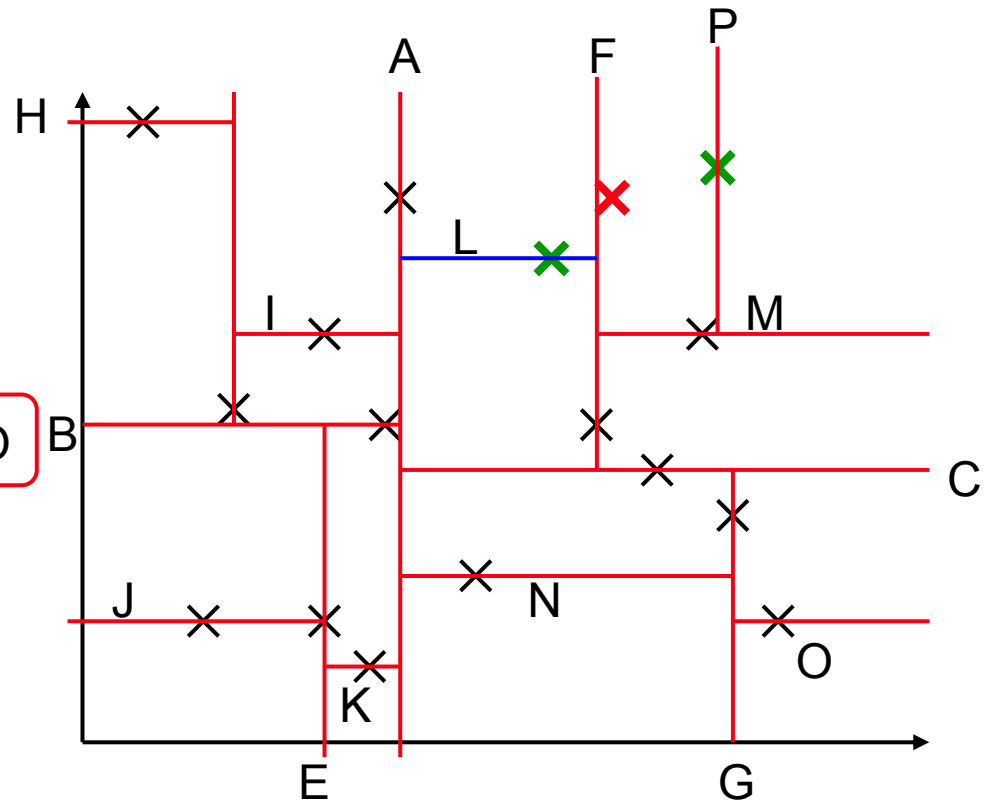
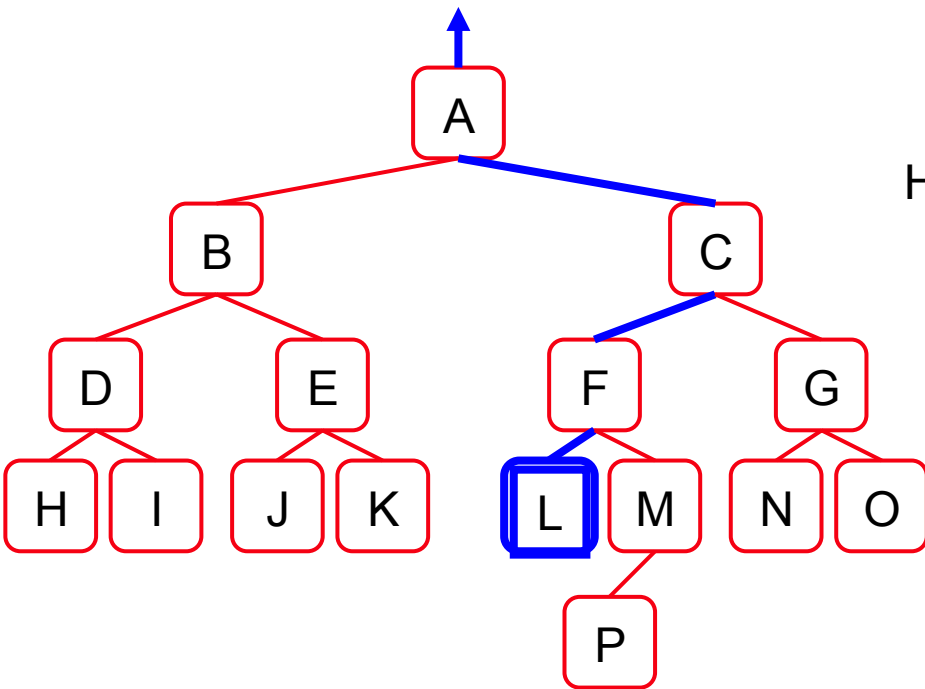
× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung



× betrachteter Vektor / im k-D Baum

| Trennlinie bzw. Knoten

× Anfragevektor

× bisher nächster Nachbar

# k-D Baum für Farbsegmentierung

## k-D Baum: Implementierung nächste Nachbarn

```
mNearestNeighbours (TreeRoot, x, level, nNs) {
    nNs.insert (TreeRoot); // aktuellen Knoten in nNs einsortieren auf m abschneiden
    d = x.color[level%k] - TreeRoot->color[level%k];
    if (d<0) { // x negativ vom aktuellen Knoten
        if (TreeRoot->below!=NULL) // erst negative Hälfte
            mNearestNeighbours (TreeRoot->below, x, level+1, nNs);
        if (TreeRoot->above!=NULL && -d<nNs.lastDistance) // falls nötig positive
            mNearestNeighbours (TreeRoot->above, x, level+1, nNs);
    }
    else { // x positiv vom aktuellen Knoten
        if (TreeRoot->above!=NULL) // erst positive Hälfte
            mNearestNeighbours (TreeRoot->above, x, level+1, nNs);
        if (TreeRoot->below!=NULL && d<nNs.lastDistance) // falls nötig negative
            mNearestNeighbours (TreeRoot->below, x, level+1, nNs);
    }
}
```

# k-D Baum für Farbsegmentierung

## m-Nearest Neighbour: Look-up-tables

- ▶ Trotz Optimierung nicht echtzeitfähig (ca. 274ms für 176×144 Bild auf P-M 1.5GHz)
- ▶ Optimierung: Tabelliere für alle (16M) möglichen Farben die Klassifizierung vor
- ▶ Anwenden der Tabelle viel schneller (ca. 0.774ms)

## Farbs. durch Look-up-tables

- ▶ Frage an das Auditorium: Ist das (176×144 Bild, 0.77ms) eigentlich schnell?
- ▶ Ganz okay, aber immerhin 46 Zyklen / Pixel auf Pentium M, 1.5 GHz
- ▶ Frage an das Auditorium: Wo geht die Rechenzeit verloren?
- ▶ Willkürlicher Speicherzugriff.
- ▶ Wenn die Daten nicht im Cache stehen, haben modernen Rechnern ca. 100 Taktzyklen Latenzzeit
- ▶ Frage an das Auditorium: Wie könnte man noch schneller werden?
- ▶ Kleinere Tabelle, z.B. für jeden RG Wert Intervalle von B Werten.
- ▶ Ergebnis (siehe Musterlösung): 0.44ms



## Applikation: RoboCup



**- By the year 2050,  
develop a team of fully autonomous humanoid robots  
that can win against the human world soccer champion team. -**

Quelle des Abschnittes: Thomas Röfer, SFB/TR 8 Kolloquiumsvortrag 2004  
Teile der Grafiken: Hans-Dieter Burkhardt  
[www.germanteam.org](http://www.germanteam.org)

Sixty Legged Robot League 2004 in Foshan

10 00



GERMAN TEAM  
ROBOTER FUSSBALL

0

0

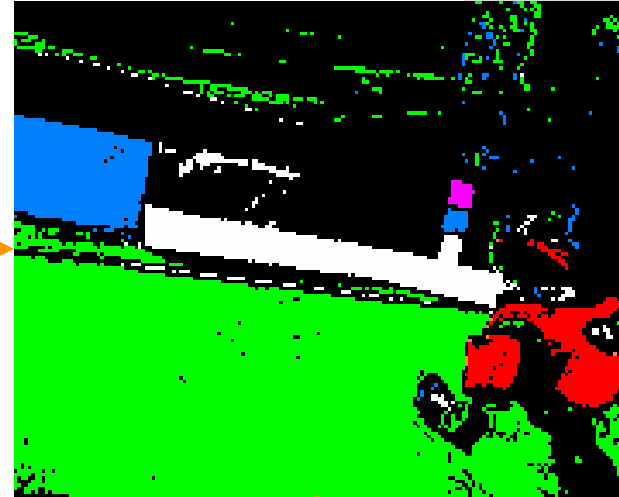
JAPANESE TEAM  
ROBOTER FUSSBALL

# Applikation: RoboCup

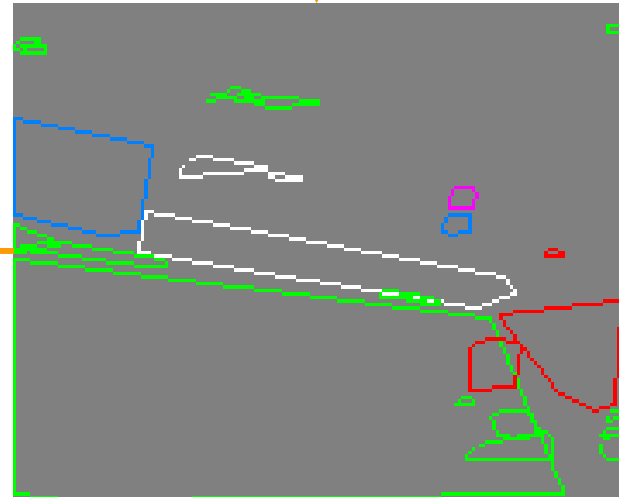


# Applikation: RoboCup

Camera Image



Segmentation



Blob Clustering

Object Recognition



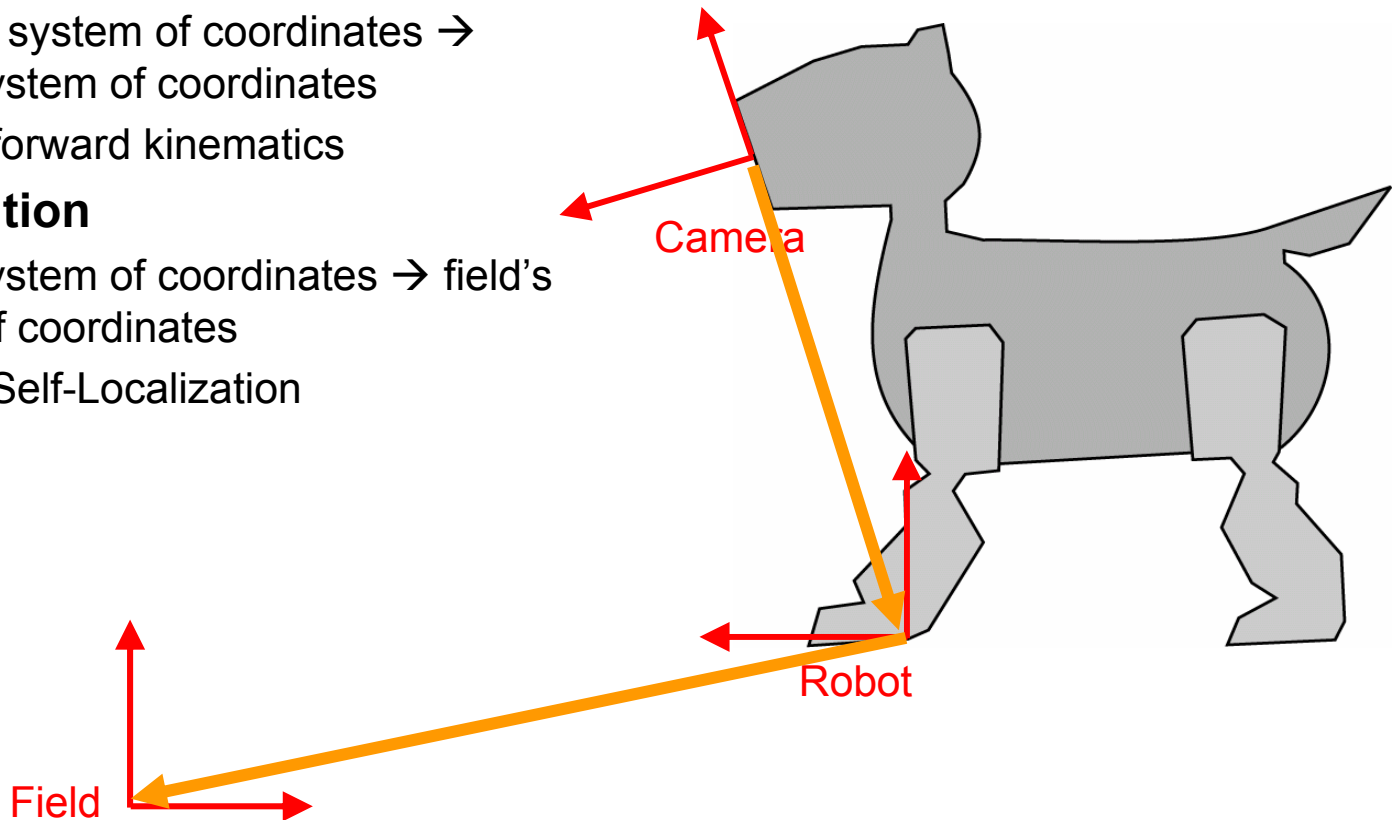
# Applikation: RoboCup

## ▶ Camera Position

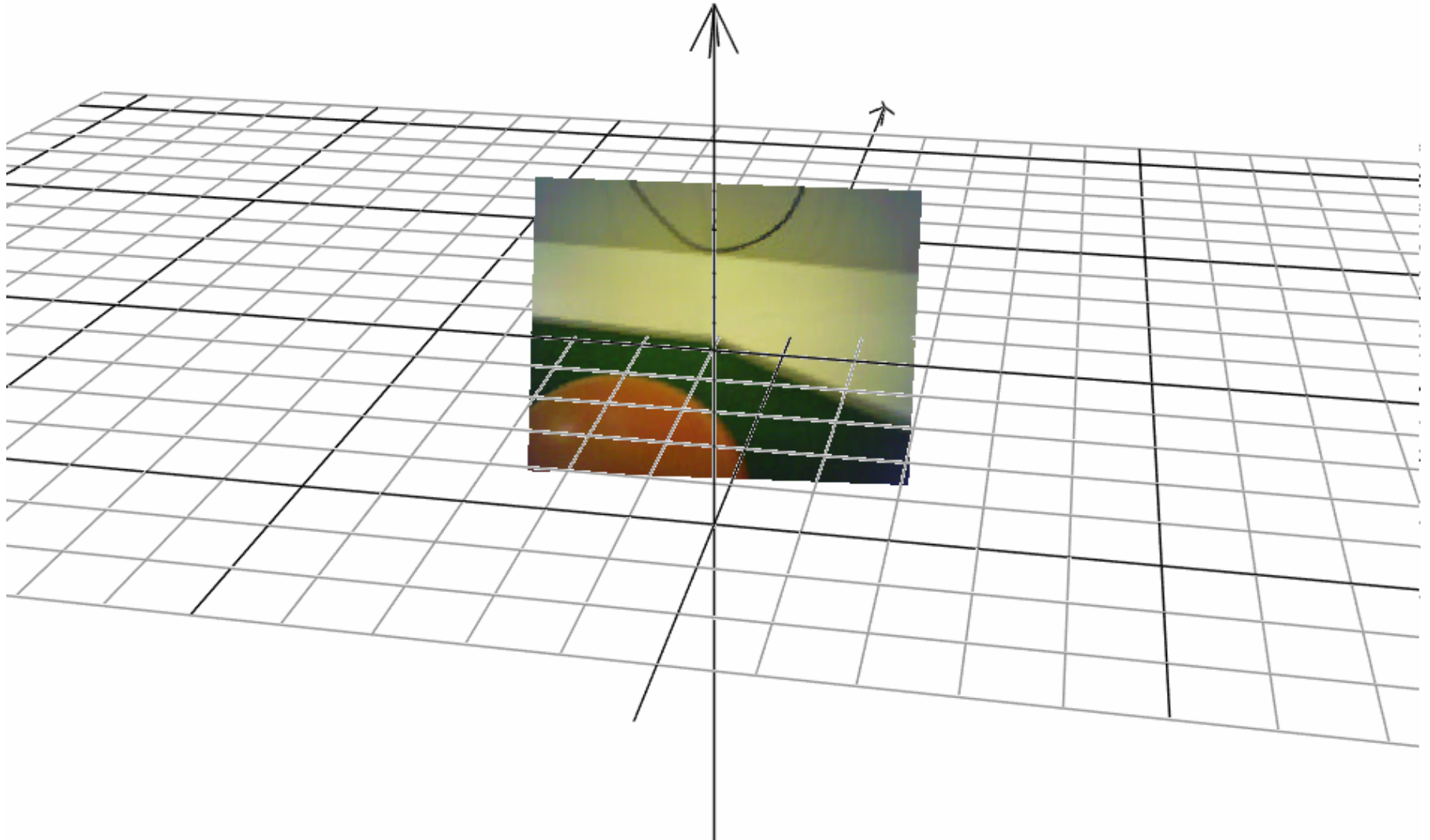
- ▶ camera's system of coordinates → robot's system of coordinates
- ▶ Method: forward kinematics

## ▶ Robot Position

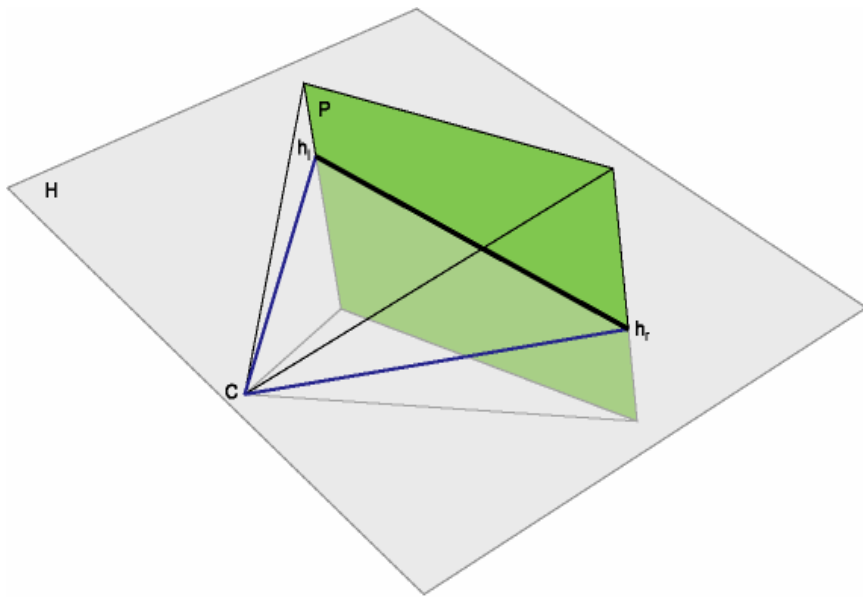
- ▶ robot's system of coordinates → field's system of coordinates
- ▶ Method: Self-Localization



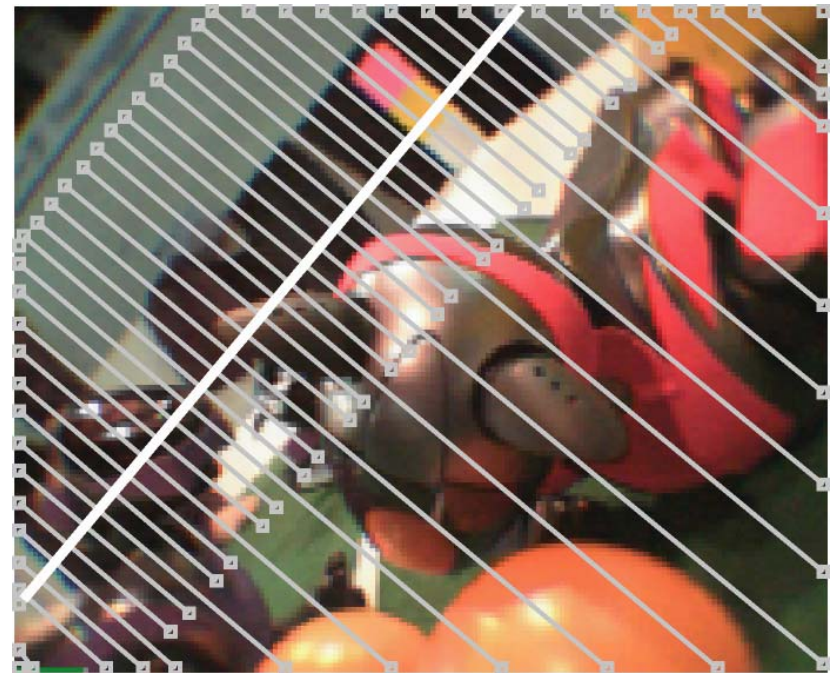
# Applikation: RoboCup Coordinates



# Applikation: RoboCup

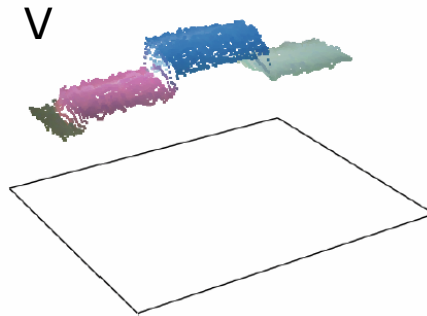
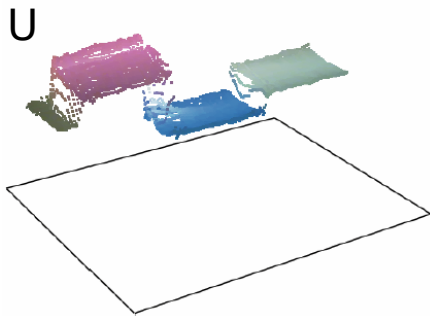
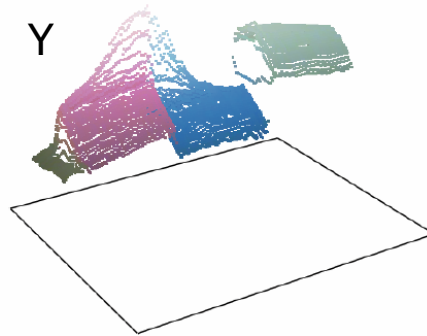
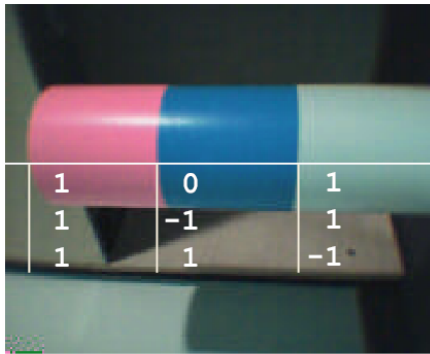


Horizon

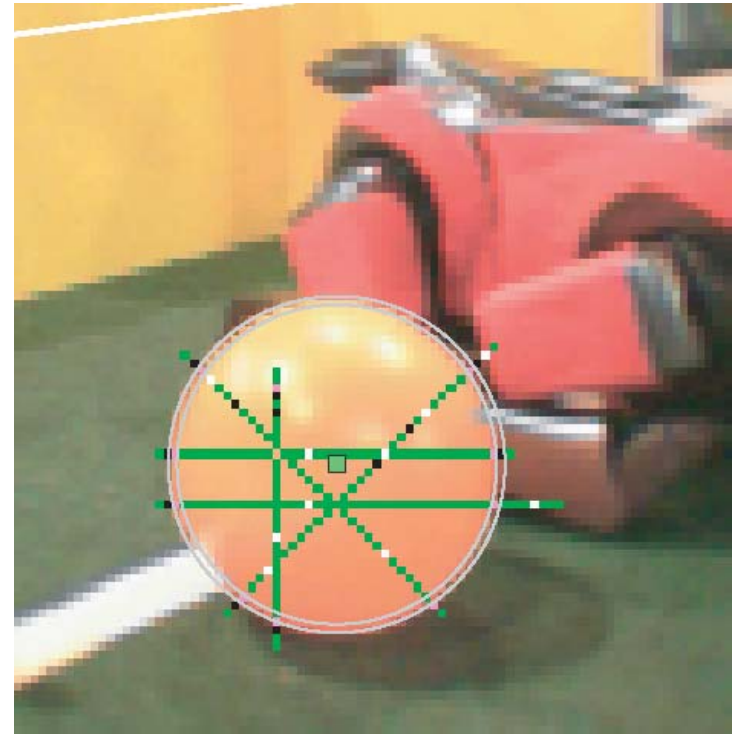


Horizon-aligned grid

# Applikation: RoboCup



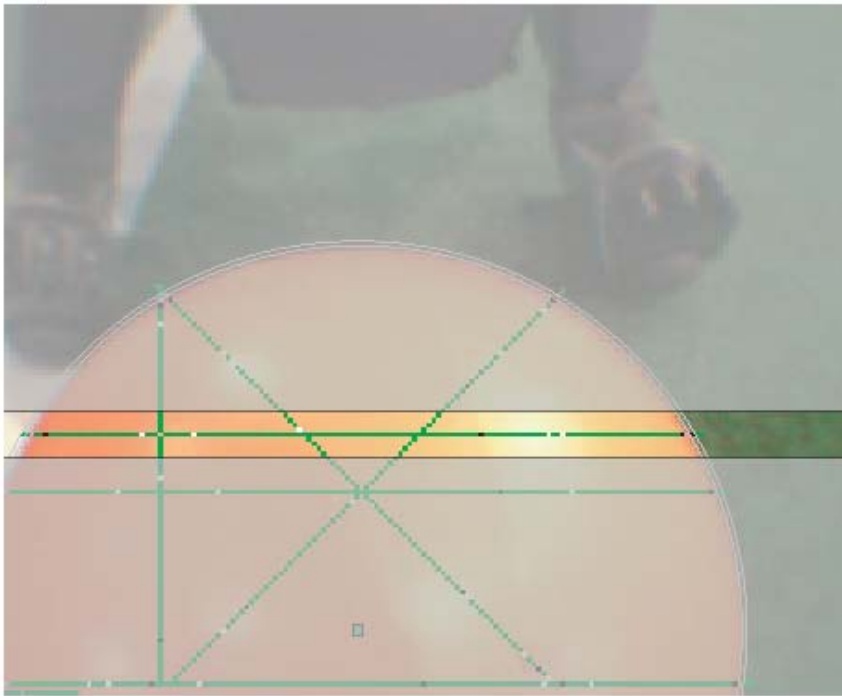
Pattern of a beacon



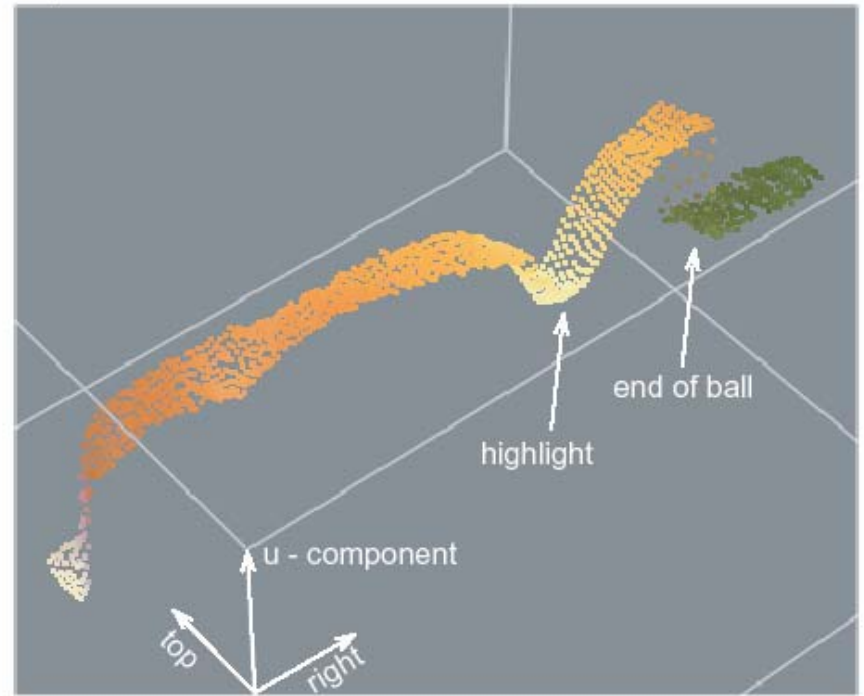
Ball specialist



# Applikation: RoboCup



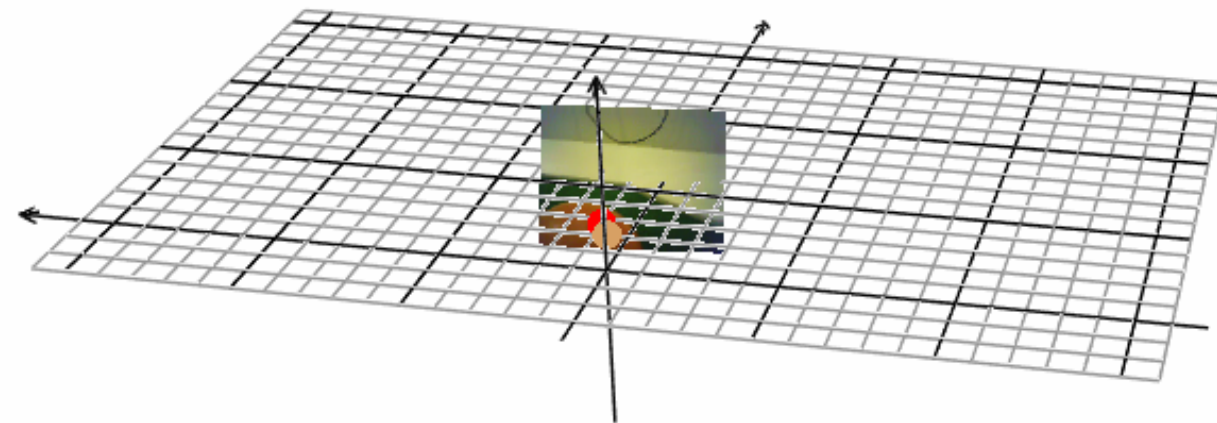
One scanline of the specialist



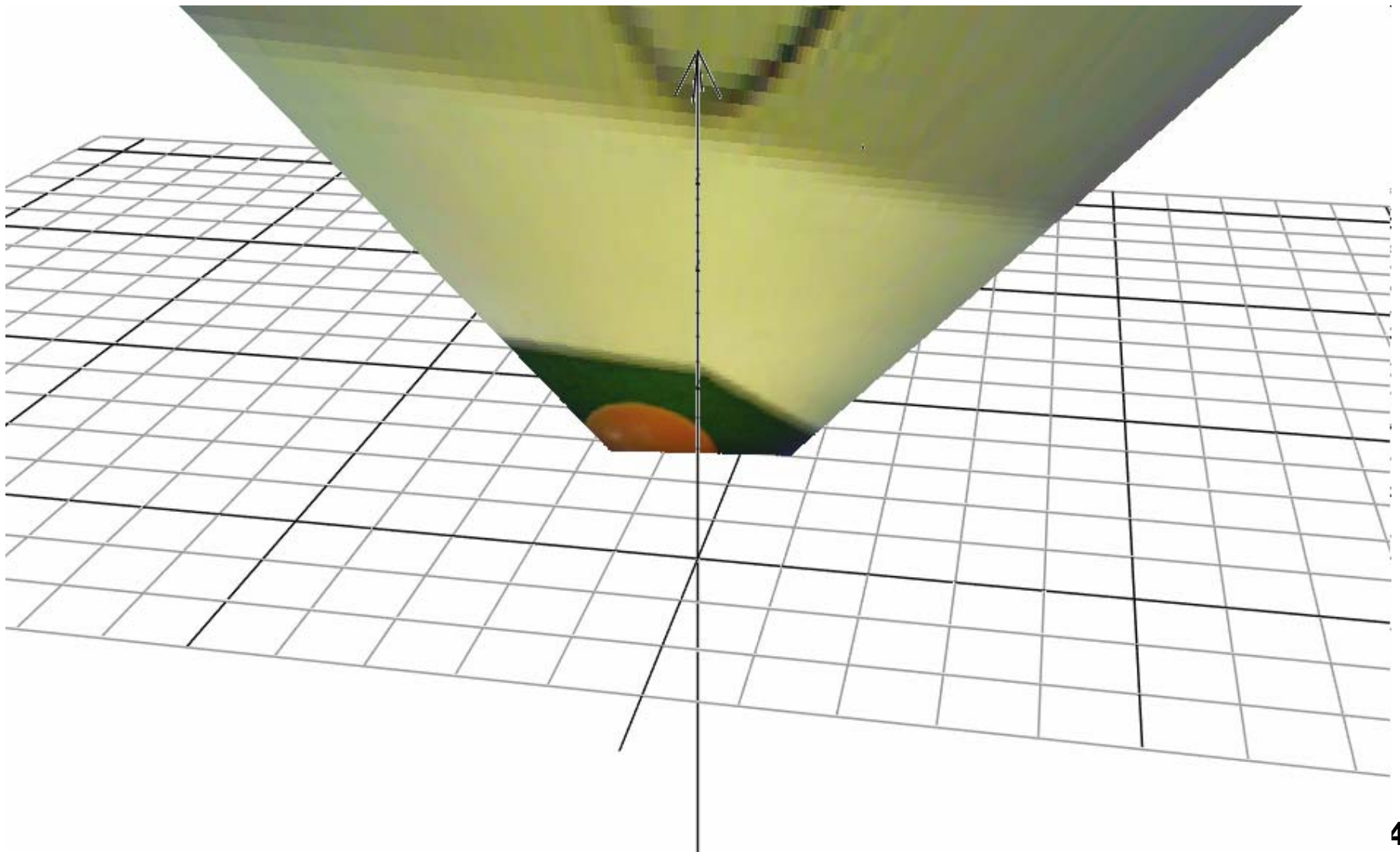
U-channel on scanline

# Applikation: RoboCup

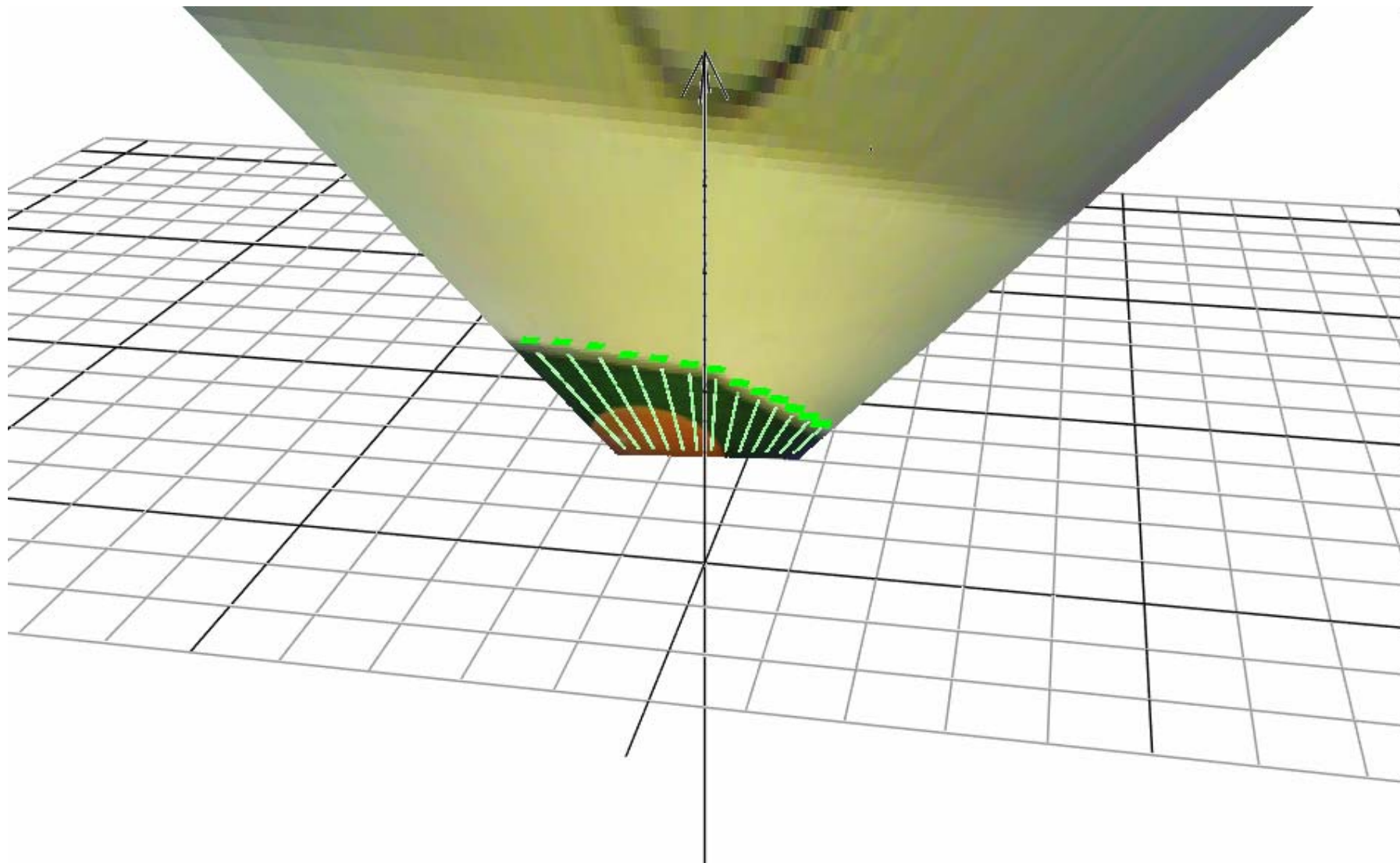
- ▶ **Egocentric Positions of Percepts**
  - ▶ direction (from images and camera position)
  - ▶ distance (from object size)



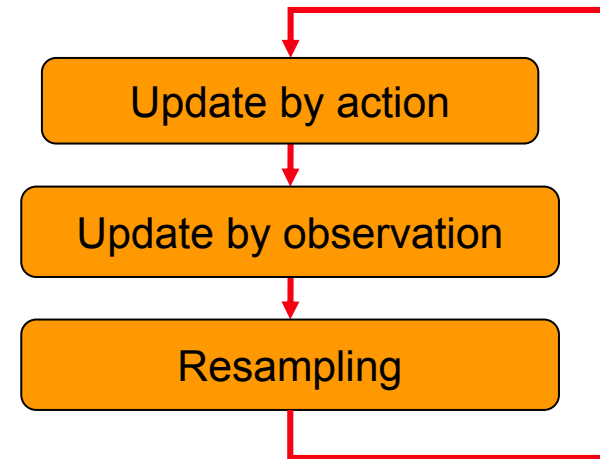
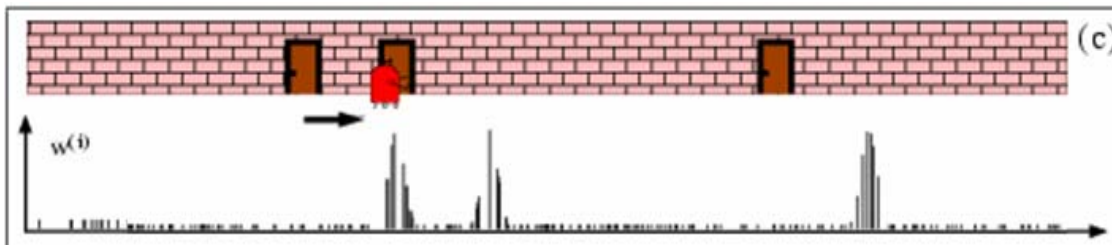
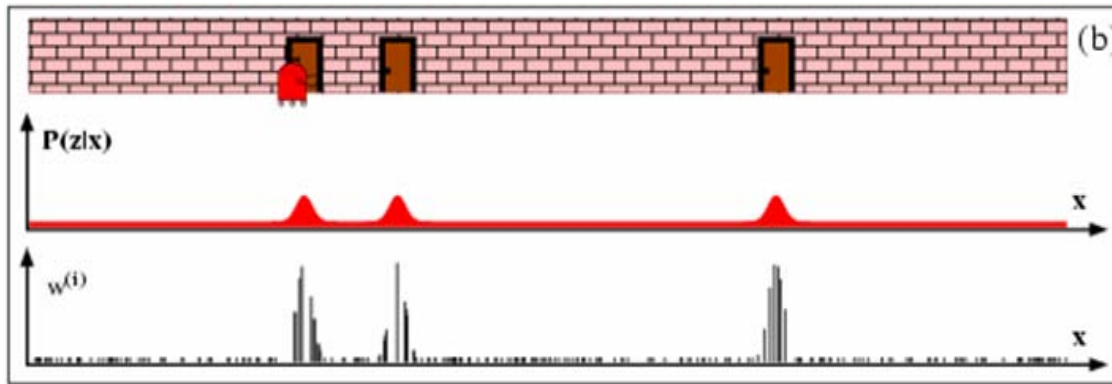
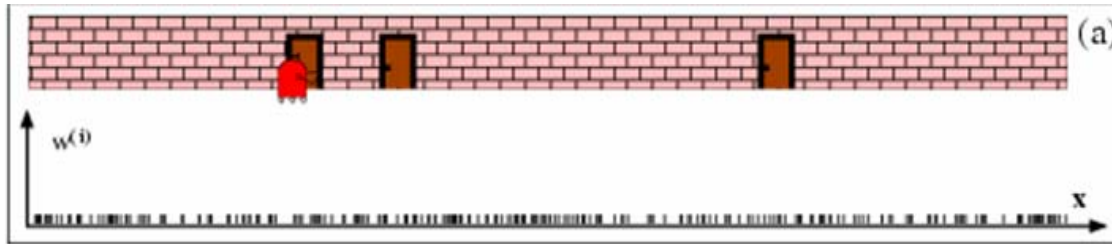
# Applikation: RoboCup



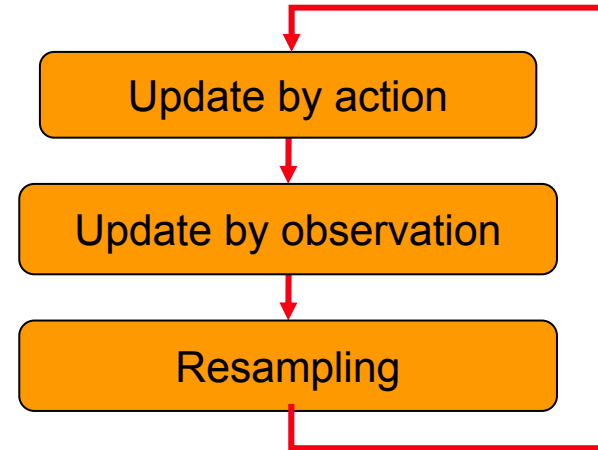
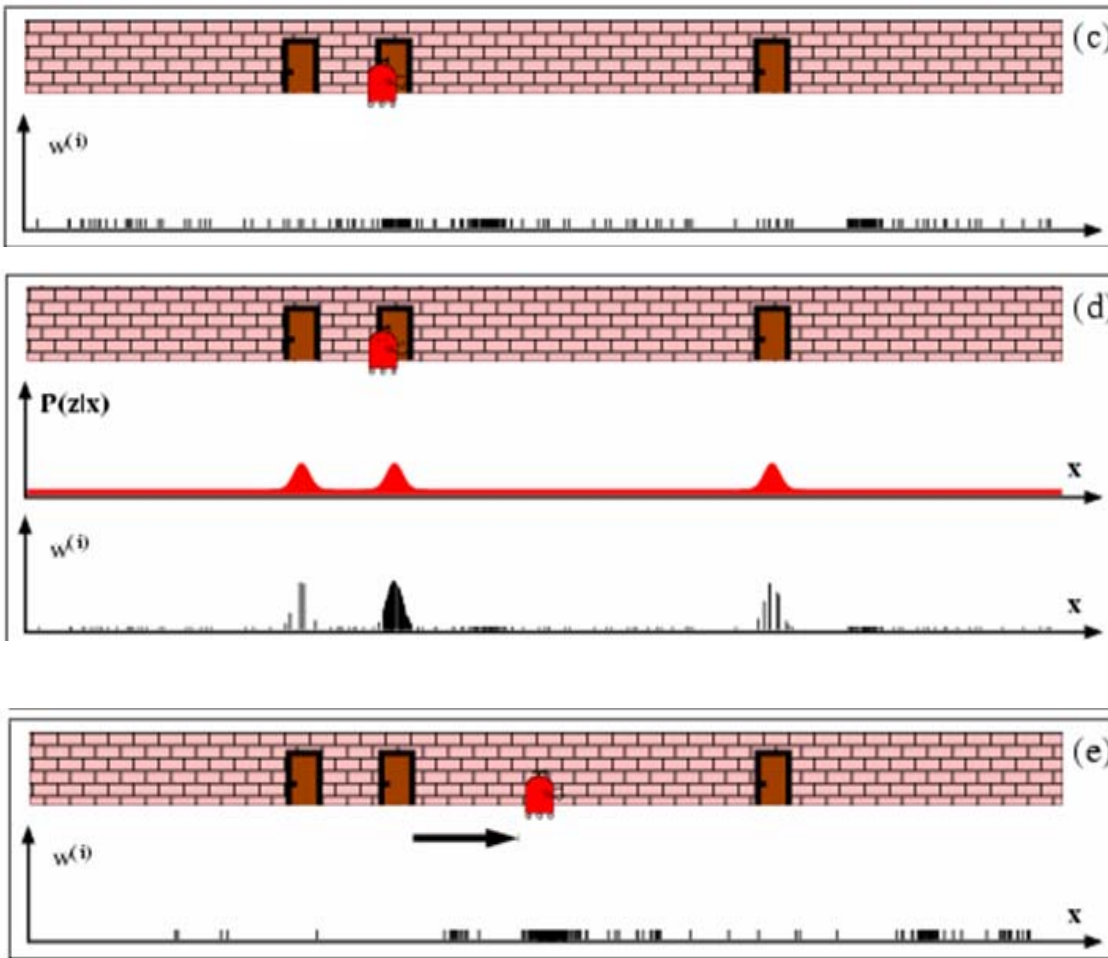
# Applikation: RoboCup



Self-Localization – Particle Filter

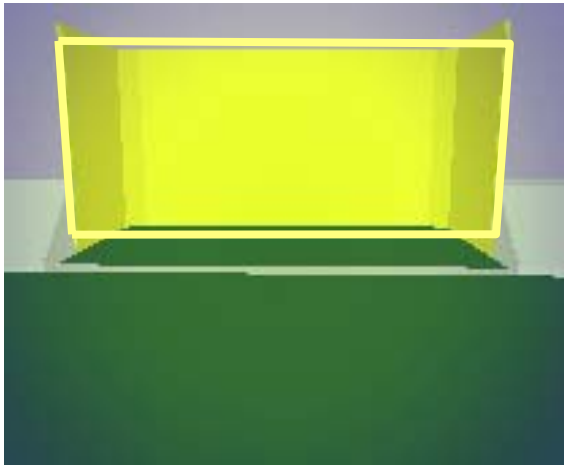


Self-Localization – Particle Filter





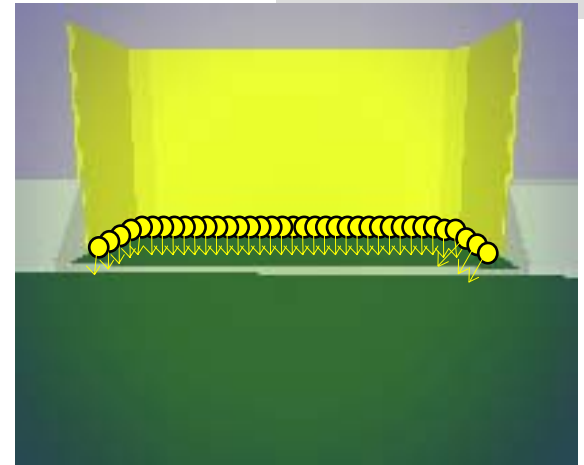
# Applikation: RoboCup



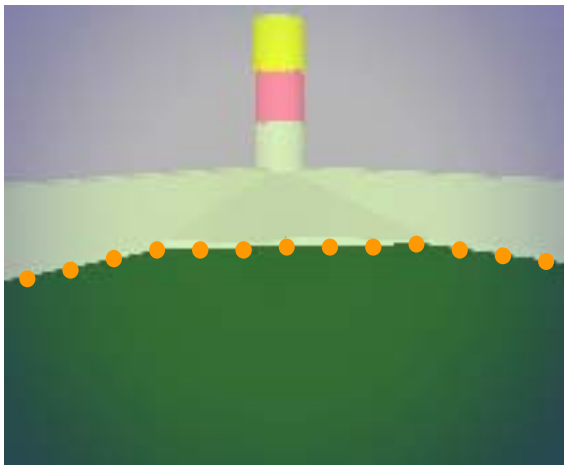
Goals



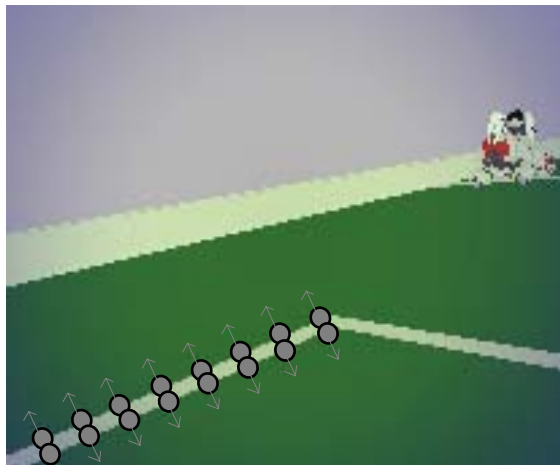
Beacons



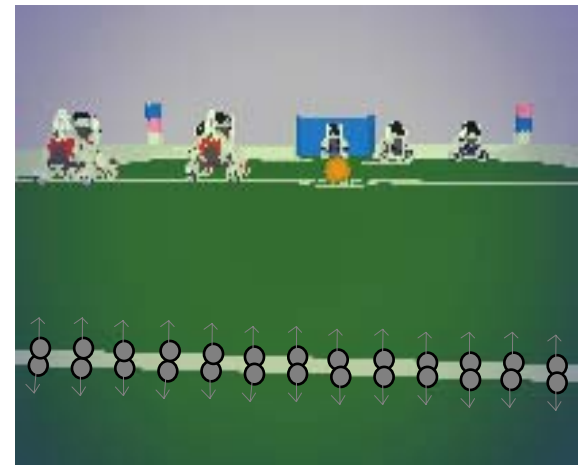
Goal points



Edges field/wall

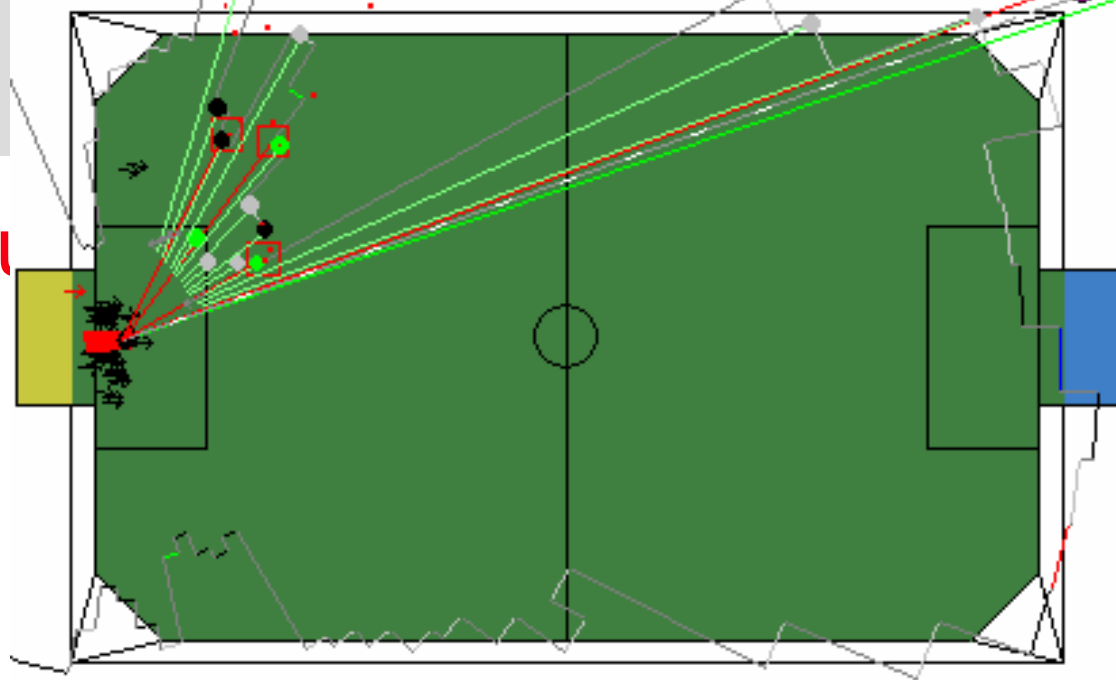


Field lines (vert.)



Field lines (horiz.)

# Applikation: RoboCup





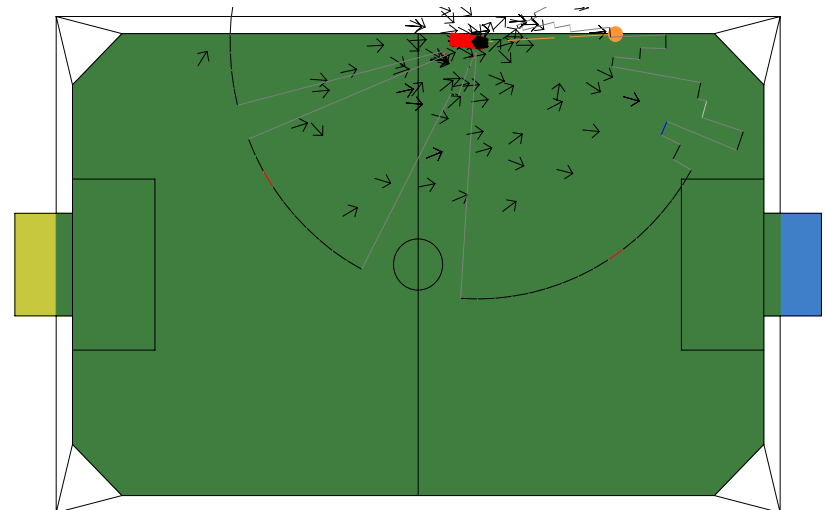
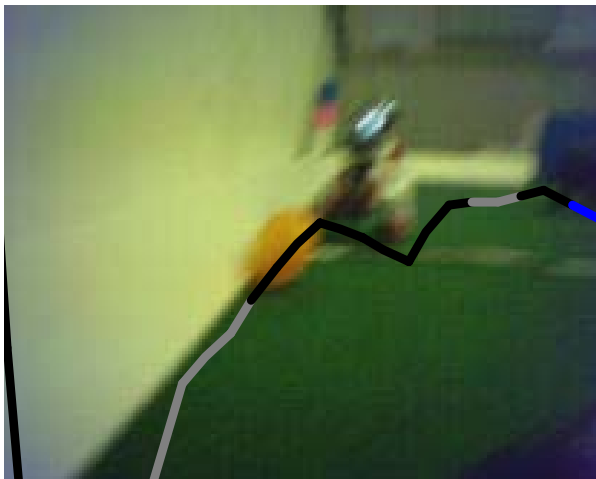
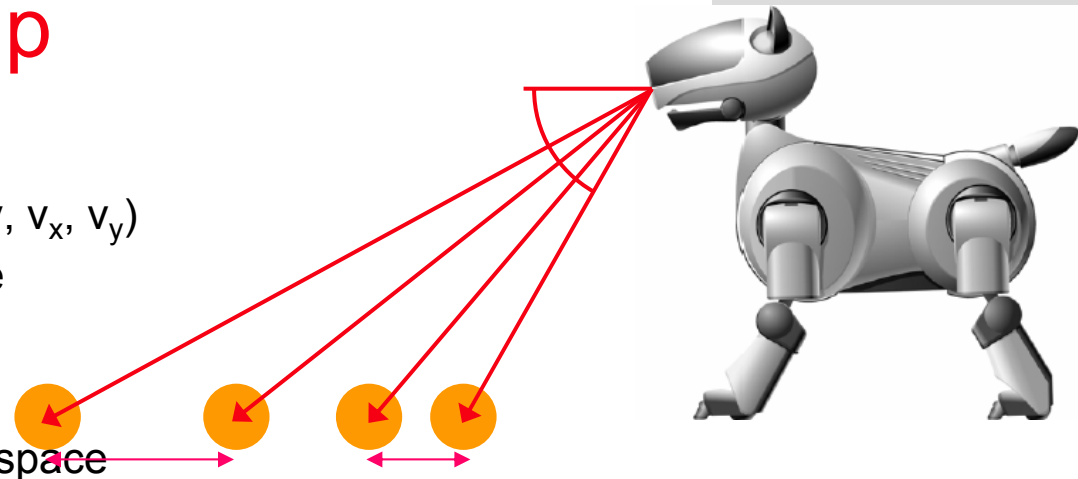
# Applikation: RoboCup

## ▶ **Ball Model**

- ▶ Kalman Filter estimates  $(x, y, v_x, v_y)$
- ▶ Communicated positions are only used after a while

## ▶ **Obstacle Model**

- ▶ Polar representation of free space
- ▶ Border of free space is labeled by obstacle types



# Zusammenfassung

- ▶ **k-D Baum für m-Nearest Neighbour Farbsegmentierung**
  - ▶ Klassifiziere eine Farbe gemäß der absoluten Mehrheit der  $m$  nächsten Trainingsvektoren (oder weise sie zurück)
  - ▶ Bilde Binärbaum der entlang abwechselnder Dimensionen jeweils halbiert (Aufbau mit Sortieren, Median und Rekursion)
  - ▶ Suche rekursiv, steige zuerst in die nähere Hälfte ab, dann in die fernere, falls der  $m$ -t nächste bisher gefundene weiter entfernt ist als die Grenze
- ▶ **Tabelliere das Ergebnis der Klassifikation für alle Farben**
- ▶ **Vermeide Tabelle größer als Cache, dann lieber etwas rechnen**
- ▶ **Bildverarbeitung GermanTeam im Sony Four-legged RoboCup**
  - ▶ Tabellenbasierte Farbsegmentierung als Basis
  - ▶ Projektion auf den Boden durch bekannte Kamerapose
  - ▶ Lokalisation mit Partikelfiltern
  - ▶ Viele spezielle Tricks um Effizienz und Robustheit zu verbessern