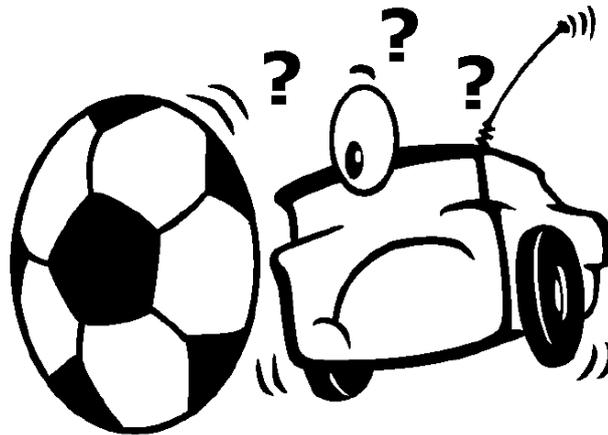


# Praktische Probleme beim RobotFußball

## - die visuelle Wahrnehmung -



Literaturzusammenfassung und -bewertung durch

**Sascha Tegtmeyer**

für das Seminar " Agenten und Robotfußball ",  
Sommersemester 2003

Universität Münster, Institut für Informatik (Dietmar Lammers)

## 1 Einführung

Einer der offensichtlichsten Unterschiede zwischen Menschen- und Robotfußball ist die Fähigkeit der Spieler sich auf veränderliche Umweltbedingungen einzustellen.

Menschliche Spieler können sich gut auf unterschiedliche Bälle, Gegenspieler und Spielfelder einstellen. Diese können variieren in Größe, Farbe, Form, Material, Dynamik, Licht und Wetterverhältnisse. Im Robotfußball hat man dagegen noch strikte Restriktionen und bestimmte Regeln, da die Roboter noch nicht sehr anpassungsfähig sind. Im folgenden werden Verfahren vorgestellt, die den Robotern helfen sollen, sich autonom an unterschiedlichste Umwelten anzupassen und sich zurechtzufinden. Einmal ist das die autonome visuellen Kalibrierung vom Robocup Team Ulm Sparrows, zum anderen wird ein Verfahren zur Selbst-, Ball- und Gegnerlokalisierung vom Team der AGILO Robocup Soccer München vorgestellt.

### 1.1 Regeln

Ein gutes Beispiel für die Restriktionen innerhalb des Robocup ist ein Auszug aus den Regeln für die middle-sized league im Robocup 2003 (Abbildung 1). Hier heißt es zum Beispiel das Roboter schwarz sein müssen. Zur Unterscheidung gibt es bestimmte Farbmarkierungen für das jeweilige Team. Die Größe der Randlinien ist genau bestimmt. Da alle Spiele in der Halle stattfinden ist auch der Beleuchtungsstärke des Platzes geregelt. Sie beträgt 800-1200 Lux (im Vergleich 2002: 950-1050 Lux).

Object	Colour
Field surface	GREEN
Field safety boundary	GREEN or BLACK
Lines on the field and the walls.	WHITE
Ball	ORANGE
One of the goals	BLUE
The other goal	YELLOW
Flagposts	BLUE and YELLOW
Robot bodies	BLACK
Markers of robots for team A	LIGHT BLUE
Markers of robots for team B	MAGENTA/PURPLE

Abb. 1: Object – Colour (Ausschnitt aus den middle-sized Regeln Robocup 2003)

### 1.2 Sensoren

Zu den Sensoren, die den Robotern helfen ihre Umwelt zu erkennen gehören PAL oder NTSC Farb-CCD-Kameras die entweder fix, schwenkbar oder omnidirektional auf den Robotern montiert sind. Weiter helfen noch Ultraschallsensoren und Laserscanner zur Raum- und Gegnererkennung. In diesem Artikel werden hauptsächlich Ergebnisse aus den Kamerasensoren, das heißt die Bildverarbeitung von Robotern beschrieben.

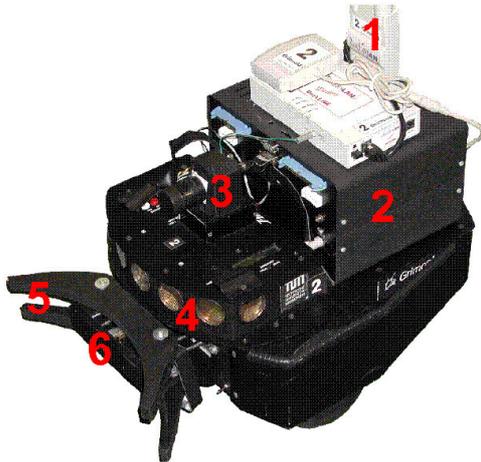


Abb. Nr.2: AGILO Roboter

Ein gutes Beispiel für einen mit solchen Sensoren ausgestatteten Roboter ist hier auf der linken Seite zu sehen. Ein Roboter des AGILO Robotfußballteam. Der Roboter vom Typ Pioneer I ist bestückt mit einem Linux Rechner (2) und einer Wireless LAN Verbindung (1) für die Kommunikation. Weiterhin sind Ultraschallsensoren angebracht (4), um Kollisionen zu vermeiden. Eine Farb-CCD Kamera (3), die um 90° drehbar ist, ist fest auf dem Roboter montiert. Als letztes hat der Roboter auch ein Dribbel- (5) und Schussvorrichtung (6), um den Ball ins Tor zu bringen.

## 2 Autonome visuelle Kalibrierung

Die autonome visuelle Kalibrierung soll helfen, das Roboter sich ohne fremde Hilfe an verschiedene Umgebung anpassen können. Das Spielfeld und die nähere Umgebung sollen selbstständig erkannt und lokalisiert werden können. Die Vorgehensweise bei der Kalibrierung ist im folgenden erklärt.

### 2.1 Umgebung erkunden

Um eine Vorstellung der Umwelt zu bekommen, muss der Roboter zunächst seine Umgebung erkunden und Bilder von allen Teilen des Spielfeldes und des Spielfeldrands machen. Er erkundet die Umgebung autonom, das heißt er fährt sie selbstständig ab und macht Bilder. Wenn die komplette Umgebung erkundet ist, beendet das Visualisierungssystem selbstständig die Erkundung.

### 2.2 Verbesserung der Farbgleichmäßigkeit

Ist die Umgebung erkundet und die Bilder gemacht geht es zur Analyse der Bilder. Zunächst muss die Farbgleichmäßigkeit verbessert werden. Wieso das gemacht werden muss sehen wir in Abbildung 3. Objekte und deren Schatten wirken auf Fotos unter verschiedenen Lichtbedingungen unterschiedlich und könnten die später Bildanalyse verfälschen.



Abb.3 Bilder unter verschiedenen Lichtbedingungen

Diese Fehlerquelle kann durch die Anwendung des RETINEX Algorithmus reduziert werden. Der Algorithmus gleicht Farben innerhalb eines Objektes im Bild einander an, so dass diese deutlicher von angrenzenden Objekten unterschieden werden können. Dies hat zur Folge, dass Schattierungen und Spiegelungen entfernt werden und die Pixelbandbreite einer Farbe innerhalb eines Objektes reduziert wird.

### 2.3 Clustern im HSV Farbraum

Im nächsten Schritt wird das im RGB Farbraum aufgenommene und mit dem RETINEX Algorithmus überarbeitete Bild in den HSV Farbraum transformiert. Das geschieht, da der nächste Analyseschritt, das K-means Clustern in der Architektur des HSV Farbraum optimal funktioniert. Es wird untersucht, ob es im Farbraum zu Pixel-Wolkenbildungen kommt. Eine Pixelwolke ist dabei eine Anhäufung von ähnlichen Pixelwerten in einem bestimmten Farbbereich. Im HSV Farbraum ist dies durch die 360° Darstellung, wie in Abbildung 4 zu sehen, deutlich zu erkennen. Weiter besagt das k-means Clustern, dass jede Pixelwolke ein repräsentatives Zentrum besitzt und dass jedes Pixel zu dem Zentrum mit dem geringsten Abstand gehört. Also werden in diesem Verfahren auch die Zentren der Cluster festgestellt.

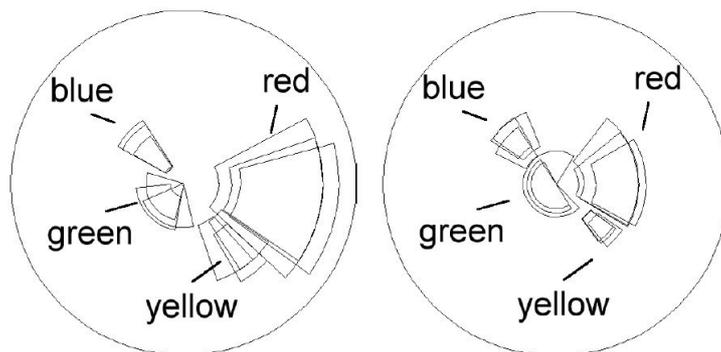


Abb4: Gegenüberstellung Clustern (ohne RETINEX) – Clustern (mit RETINEX)

In der Abbildung 4 ist weiterhin noch einmal der Sinn des RETINEX Algorithmus zu erkennen. Die Pixelwolken umfassen geringere Bandbreiten und können so eindeutiger entsprechenden Farbklassen zugeordnet werden.

## 2.4 Zuweisung von Farbklassen

Als nächstes werden die Cluster entsprechenden Farbklassen zugeordnet. Die Farbklassen beziehen sich auf den zentralen Clusterpunkt. Einer Farbklasse ist durch die Reglementierung im Robotfußball damit auch gleichzeitig eine Objekt zugeordnet, zum Beispiel Farbklasse blau ist ein Tor.

## 2.5 Rückprojektion in den RGB Farbraum

Im letzten Schritt werden die analysierten und in Farbklassen geordneten Pixelwerte in den RGB Farbraum rücktransformiert. Dies geschieht um die online Bildverarbeitung im Spiel zu beschleunigen. Am Ende steht eine Indextabelle von Farbklassen und Objekten im RGB Farbraum, so dass die im Spiel aufgenommenen RGB Bilder schnell ausgewertet werden können. Ein Beispiel für ein klassifiziertes Bild nach der Analyse sieht man in Abbildung 5.

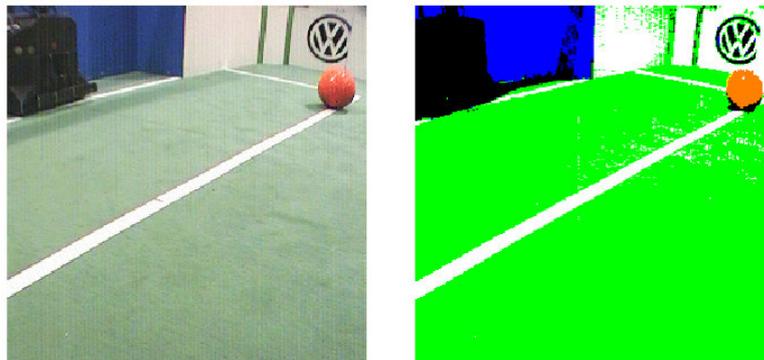


Abb. 5: Bildaufteilung nach Selbstkalibrierung

## 3 Selbstlokalisierung

Beim Vorgang der Selbstlokalisierung schätzen die Roboter ihre Position innerhalb einer ihr bekannten Umwelt. Das heißt die Roboter halten ein Weltmodell vor und versuchen ihre Position darin abzuschätzen. Nicht nur die eigenen Berechnungen bestimmen die eigene Position, auch die Schätzwerten der Mitspieler fließen in die Abschätzung mit ein. Das erhöht die Präzision.

Der Berechnung der eigenen Position liegen verschiedene Daten zugrunde, zum einen Bilddaten, dann Odometriedaten und die Beobachtungsdaten der Mitspieler.

Das Modell der Umwelt liegt den Robotern als Kantenmodell (Abbildung 6) vor. Die Kanten an den Farbübergängen, wie zum Beispiel an der Grenze Spielfeld – Außenbande, liegen im Weltmodell als Funktionen vor.

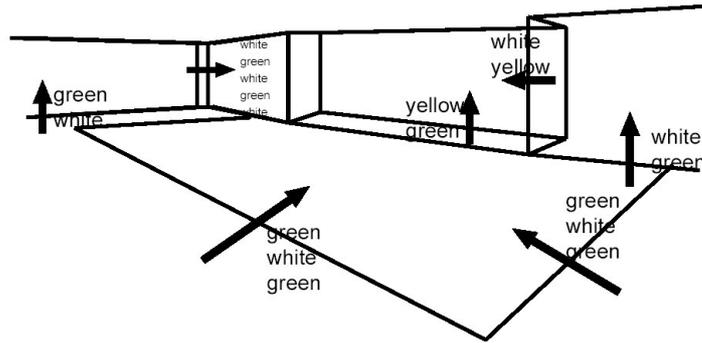


Abb. 6: Kanten-Weltmodell

Die Roboter schätzen ihre Position, indem sie durch Bildanalyse des aktuell aufgenommenen Bildes die Kanten an den Farbübergängen extrahieren. Diesen Kanten werden Kurvenfunktionen zugeordnet und mit den Funktionen im Weltmodell abgeglichen. Dies wird nicht nur einmal gemacht, sondern es wird immer wieder mit verbesserter Positionsabschätzung neu iteriert. Die Berechnung wird so lange wiederholt, bis die Unterschiede der Positionsabschätzungen minimal sind.

#### 4 **Ball-Lokalisierung**

Die Ball-Lokalisierung wird durch das Erkennen des Balles als orangenen Farbkumpen (Bildanalyse) initialisiert. Der Silhouette des Balles wird eine Kurvenfunktion angenähert und durch Iteration optimiert (Abbildung 7). Durch die bekannte Position im Weltmodell und der berechneten Kurvenfunktion für den Ball, kann die Position des Balles im Weltmodell abgeschätzt werden.

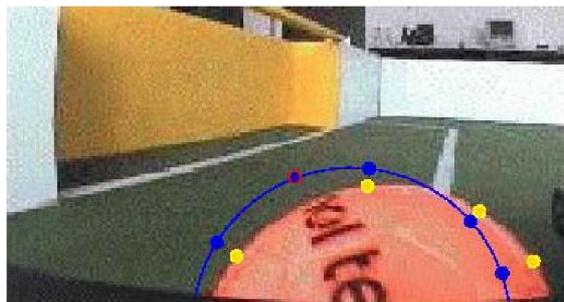


Abb. 7: Kurvenfunktion am Ball

Die eigene abgeschätzte Position des Balles wird an die Mitspieler übermittelt. Die Mitspieler aktualisieren daraufhin ihr Weltbild, richten sich aus und benutzen den Ball als dynamischen Bezugspunkt. Die Mitspieler beziehen dies in ihre eigene Positionsabschätzung mit ein.

## 5 Gegner-Lokalisierung

Um die Gegner Positionen zu berechnen müssen einige Voraussetzungen beachtet werden:

- die Anzahl aufgenommener Objekte variiert,
- es können Gegner außer Sensorenreichweite sein,
- Roboter sind schwarz und annäherungsweise kreisförmig
- Freund-Feind-Erkennung über Farben

Der Ablauf der Gegnerlokalisierung wird durch das Erkennen eines Gegners als schwarzfarbige Pixelwolke initialisiert. Um Fehler zu vermeiden, werden einige Prüfungen vor der weiteren Analyse gemacht. Diese Pixelwolken dürfen eine bestimmte Größe nicht unter- oder überschreiten. Am Boden müssen grüne oder orangene Farbregionen zu erkennen sein. Dies verhindert das Werbelogos als Gegner erkannt werden. Weiter werden schwarze Farbregionen in Nachbarschaft zu Freund Farben als Mitspieler erkannt. Übersteigt bei der Bestimmung der Größe einer schwarzen Farbwolke das Maß einen bestimmten Wert, so wird angenommen, das es sich um zwei Roboter handelt.

Nach der Behandlung der Fehlerquellen wird die Gegnerposition mit der Funktion Opp bestimmt. Dabei wird durch Angabe der Entfernung zum untersten Punkt, der Entfernung zum Zentrum und dem abgeschätzten Radius der schwarzen Pixelwolke die Entfernung zum Gegner bestimmt und so seine Position im Weltmodell abgeschätzt (Abbildung 8).

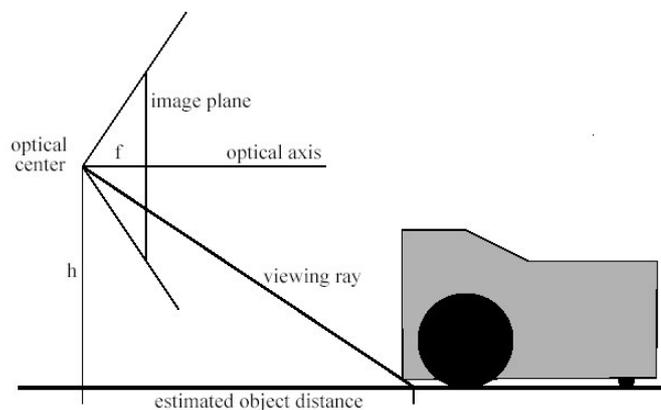


Abb. 8: Gegnerlokalisierung

## 6 Fazit

Es wurden Methoden zur autonomen visuellen Kalibrierung und zur Selbst-, Ball- und Gegnerlokalisierung vorgestellt. Es sind gute Ansätze einzelner Teams. Die Methoden funktionieren in einer stark beschränkten und reglementierten Umwelt des Robotfußballs. Man kann davon ausgehen, das diese Methoden mit neuerer Hardware und erweiterter Entwicklung im Forschungsbereich Bild- und Videoanalyse noch effektiver

werden. Somit kann man sagen, dass die perfekte autonome Anpassung und die visuelle Verarbeitung einer dynamischen Umgebung noch ein weiter Weg ist.

### **Literatur**

Paper: G. Meyer, H. Utz, and G. Kraetzschmar (2002): Towards Autonomous Vision Self-Calibration for Soccer Robots. *University of Ulm*

Paper: R. Hanek, T. Schmitt, S. Buck, M. Beetz, and B. Radig (2002): Cooperative Probabilistic State Estimation for Vision-based Autonomous Mobile Robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 18(5):670-684, October 2002

Paper: R. Hanek, T. Schmitt, S. Buck, and M. Beetz (2002): Towards RoboCup without Color Labeling. In *RoboCup International Symposium*, **award-winning paper**, Fukuoka, Japan, 2002.