



**Universität Karlsruhe (TH)**

Institut für Algorithmen und  
Kognitive Systeme  
der Fakultät für Informatik

# **Zur Bestimmung von Farbattributen und örtlichen Relationen für die Charakterisierung von Straßenfahrzeugen**

**Diplomarbeit  
von  
Sabine Krieger**

Dezember 2004

Betreuer: Prof. Dr. H.-H. Nagel, Dipl. Inform. M. Arens



# Erklärung

Hiermit erkläre ich, die vorliegende Arbeit selbständig erstellt und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt zu haben.

Karlsruhe, den 6.12.2004





# Danksagung

Mein Dank geht an erster Stelle an meine Betreuer Herrn Prof. Dr. H.-H. Nagel sowie Herrn M. Arens. Die regelmäßigen Besprechungen mit Herrn Prof. Nagel gaben mir nicht nur wertvolle Denkanstöße, sondern brachten mich auch dazu, auf ein systematisches Vorgehen und genaue Definitionen zu achten. Herr Arens hat mich bei Problemen sowohl technischer als auch inhaltlicher Art unterstützt und immer wieder Zeit gefunden neue Ideen mit mir zu diskutieren.

Dank auch an Herrn A. Ottlik, der mir bei kleineren und auch bei etwas größeren Programmierproblemen half und an Dr. R. Gerber, der die Spracherzeugung um die zusätzlichen Farbattribute erweiterte. Ein großes Dankeschön geht ebenso an Herrn Florian Schroff für die Bereitstellung der Verfolgungsergebnisse der Bildfolge `oxford4`.

Zu guter Letzt geht mein Dank an alle meine Freunde, die mich im letzten halben Jahr trotz all meiner Launen ertragen haben. Insbesondere danke ich hierfür C. Buggle, der es immer schaffte, mich wieder aufzuheitern, und M. Cornils, der sich meine Geschichten über den aktuellen Stand der Diplomarbeit anhören mußte und mir zu jeder Zeit mit Rat und Tat zur Seite stand.

S. Krieger



# Kurzfassung

Mit dem Programmsystem MOTRIS werden Fahrzeuge in Videobildfolgen detektiert und verfolgt. Mittels Situationsgraphenbäumen erfolgt im Anschluß eine Umsetzung der Szenenbeschreibung in natürliche Sprache. Für die natürlichsprachliche Beschreibung ist es sinnvoll, die Charakterisierung der Fahrzeuge über den automatisch vergebenen Bezeichner hinaus zu erweitern. Hierzu sollen die Farbattribute der Fahrzeuge durch eine Farbdetektion bestimmt werden. Den Fahrzeugen sind die ermittelten Farbattribute als Ausprägung der Eigenschaft Farbe zuzuordnen. Dieses zusätzliche Prädikat für Fahrzeuge wird in die Situationsgraphenbäume aufgenommen und bei der Traversierung berücksichtigt. Ursprünglich sollten ebenso örtliche Relationen der Fahrzeuge untereinander sowie zur Fahrbahn ermittelt werden. Aus zeitlichen Gründen, und da sich die Bestimmung der Farbattribute komplexer gestaltete als erwartet, wurden die örtlichen Relationen nicht mehr behandelt. Stattdessen wurden für die Bestimmung der Farbattribute unterschiedliche Verfahren entwickelt, jeweils miteinander verglichen und weiter verbessert.



# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Problemstellung . . . . .	1
1.2	Ebeneneinteilung eines kognitiven Sichtsystems . . . . .	2
1.3	Prinzipielle Vorgehensweise zur Farberkennung . . . . .	2
1.4	Einordnung und Beschreibung der Werkzeuge . . . . .	4
1.4.1	MOTRIS . . . . .	5
1.4.2	Unschärfe, metrisch-temporale Logik . . . . .	5
1.4.3	Situationsgraphenbäume . . . . .	5
<b>2</b>	<b>Grundlagen zur Farberkennung</b>	<b>7</b>
2.1	Farbmodelle . . . . .	7
2.1.1	Farbwahrnehmung des Menschen . . . . .	7
2.1.2	RGB . . . . .	8
2.1.3	CIE-XYZ . . . . .	8
2.1.4	Nichtlinearer RGB-Farbraum . . . . .	9
2.1.5	PAL . . . . .	10
2.1.6	HSV . . . . .	10
2.1.7	CIE-L*u*v* . . . . .	11
2.1.8	OSA-Farbordnungssystem . . . . .	11
2.1.9	Vergleich der Farbmodelle und Auswahl . . . . .	12
2.2	Vom Farbwert zu qualitativen Farbausdrücken . . . . .	13
2.2.1	Farbbegriffe . . . . .	13
2.3	Auswahl der zum Objektabbild gehörigen Pixel . . . . .	16
2.4	Zuordnung zu Farbbegriffen . . . . .	17
2.5	Farbklassifizierungsverfahren . . . . .	19

2.5.1	K-Mittelwert-Ballungsalgorithmus . . . . .	20
2.5.2	Unschärfer K-Mittelwert-Algorithmus . . . . .	20
2.5.3	Farbpixelklassifizierung in einem hybriden Farbraum . . . . .	23
2.5.4	Vergleich der vorgestellten Klassifizierungsverfahren . . . . .	26
2.6	Auswahl des Farbbegriffs für das gesamte Objekt . . . . .	26
<b>3</b>	<b>Farberkennung und Farbbegriffzuordnung</b>	<b>28</b>
3.1	Visuelles Teilsystem (MOTRIS) . . . . .	28
3.1.1	Erste Ergebnisse . . . . .	29
3.1.2	Verbesserungen in Bezug auf die Auswahl der Pixel . . . . .	46
3.1.2.1	Eliminierung der Kanten . . . . .	46
3.1.2.2	Einschränkung auf bestimmte Fahrzeugflächen . . . . .	57
3.1.3	Weitere Verbesserungen . . . . .	65
3.1.3.1	Varianz . . . . .	65
3.1.3.2	Multivariate Varianz . . . . .	66
3.2	Begriffliches Teilsystem . . . . .	71
3.2.1	Einschränkung der Klassenrepräsentanten . . . . .	78
3.3	Bewertung des Verfahrens . . . . .	86
<b>4</b>	<b>Farbzuordnung im visuellen Teilsystem</b>	<b>87</b>
4.1	Zur Auswahl der Pixel . . . . .	88
4.2	Einschränkung der Klassenrepräsentanten . . . . .	91
4.3	Bewertung des Verfahrens . . . . .	96
<b>5</b>	<b>Vergleich der Verfahren und Experimente</b>	<b>97</b>
5.1	Vergleich der beiden implementierten Verfahren . . . . .	97
5.2	Weitere Ergebnisse . . . . .	99
5.3	Erzeugung von natürlichsprachlichem Text . . . . .	109
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung</b>	<b>112</b>
6.1	Erreichte Ergebnisse . . . . .	112
6.2	Ausblick . . . . .	113
<b>A</b>	<b>Programmdokumentation</b>	<b>117</b>
A.1	MOTRIS . . . . .	117

A.2 F-Limette . . . . .	118
A.2.1 Regeln zur Farbklassifizierung . . . . .	119
<b>B Zeitplan</b>	<b>123</b>
B.1 Geplanter Verlauf . . . . .	124
B.2 Tatsächlicher Verlauf . . . . .	125
B.3 Erläuterungen zum Verlauf . . . . .	126
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>127</b>





# Kapitel 1

## Einleitung

### 1.1 Problemstellung

Am Institut für Algorithmen und Kognitive Systeme (IAKS) wurde das Programmsystem MOTRIS (Model-Based Tracking in Image Sequences) entwickelt. Dieses System dient der Fahrzeugerkennung und -verfolgung in Videobildfolgen und liefert als Ausgabe eine Beschreibung der Fahrzeugbewegung im Szenenbereich. MOTRIS ist eine Neuimplementierung in Java [Reuter 2003; Dahlkamp 2004] und Weiterentwicklung des Programmsystems XTRACK, das unter anderem auf [Koller 1992; Kollnig 1995; Haag 1998] zurückgeht.

Aus der Szenenbereichsbeschreibung wird mit Hilfe von Situationsgraphenbäumen eine natürlichsprachliche Ausgabe erzeugt, die das Verhalten der Fahrzeuge auf der Fahrbahn beschreibt. Nach ihrer Detektion werden den Fahrzeugen von MOTRIS automatisch eindeutige Objektkennungen zugeordnet. Bei der Ausgabe einer Szenenbeschreibung in natürlicher Sprache sollen nun nicht diese automatisch erzeugten Bezeichner benutzt werden. Vielmehr sollen die verschiedenen Fahrzeuge anhand von bestimmten Eigenschaften differenziert werden. Um die Fahrzeuge möglichst eindeutig zu charakterisieren, sind mehrere Attribute notwendig, da keine eindeutigen Eigenschaften wie zum Beispiel das Nummernschild bei der Auswertung erkannt werden können. Als Beispiele für solche Charakteristika können die Farbe, der Fahrzeugtyp, die räumliche Lage des Fahrzeugs zu anderen Fahrzeugen oder zur Fahrbahn dienen.

In dieser Arbeit sollen als Beispiel für solche Charakteristika von Fahrzeugen die Farbattribute aus den Bildfolgen extrahiert, dem jeweiligen Fahrzeug zugeordnet und in die natürlichsprachliche Beschreibung der Szene aufgenommen werden.

Zunächst muß hierzu ein geeignetes Farbmodell gefunden werden. Beim Übergang von der Signaldarstellung in die natürlichsprachliche Beschreibung muß eingeschränkt werden, wie genau die begriffliche Farbbeschreibung angegeben werden soll, zum Beispiel zusätzlich mit Attributen wie *metallic*, und wie die Entscheidung für die Zuordnung zu einer bestimmten Farbe getroffen werden soll.

Die Wahl des Farbraumes und die Zuordnung von Farbwerten zu Farbbegriffen werden in Kapitel 2 untersucht. Außerdem werden hier verschiedene Verfahren zur Zuordnung vorgestellt. In Kapitel 3 wird ein Verfahren zur Farberkennung und Farbbegriffzuordnung implementiert, anhand von Experimenten bewertet und verbessert. Aufgrund der Ergebnisse aus Kapitel 3 wird in Kapitel 4 ein weiteres Verfahren implementiert und getestet. In Kapitel 5 werden die verschiedenen Verfahren verglichen und das für diesen Anwendungsfall am besten geeignete Verfahren ausgewählt, um weitere Experimente durchzuführen. Zudem wird die Erzeugung natürlicher Sprache mit den gewonnenen zusätzlichen Farbattributen vorgestellt. Die Zusammenfassung und der Ausblick folgen in Kapitel 6.

Räumliche Relationen sind ein weiteres Beispiel für die charakterisierenden Eigenschaften von Fahrzeugen. Ursprünglich war geplant, die räumlichen Relationen ebenso wie die Farbattribute genauer zu untersuchen, ein Verfahren zu entwerfen und zu implementieren. Da jedoch bald abzusehen war, daß die Bestimmung der Farbattribute mehr Zeit in Anspruch nehmen würde als angenommen, wurde auf eine intensive Betrachtung der örtlichen Relationen verzichtet.

## 1.2 Ebeneneinteilung eines kognitiven Sichtsystems

Ein Kognitives System läßt sich in unterschiedliche Teilsysteme aufteilen, wie in Abbildung 1.1 dargestellt. Innerhalb des visuellen Teilsystems (VS in Abb. 1.1) wird das zugrundeliegende digitisierte Videosignal in Signalbeschreibungen transformiert, die sich von Aufnahme zu Aufnahme verfolgen lassen. Diese werden weiter umgewandelt in geometrische Beschreibungen in der Szene. Die Transformation dieser quantitativen Informationen in begriffliche und damit qualitative Beschreibungen, die sich mit logischen Regeln verknüpfen lassen, erfolgt im begrifflichen Teilsystem (BS in Abb. 1.1) auf der Begrifflich-Primitiven-Ebene. Im natürlichsprachlichen Teilsystem (NS in Abb. 1.1) wird aus den begrifflichen Beschreibungen ein zusammenhängender natürlichsprachlicher Text erzeugt.

Im Folgenden sollen die unterschiedlichen Vorgehensweisen zur Farberkennung und zur Bestimmung der räumlichen Relationen und damit auch die Werkzeuge jeweils den verschiedenen Schichten zugeordnet werden.

## 1.3 Prinzipielle Vorgehensweise zur Farberkennung

Aus der Fahrzeugdetektion durch MOTRIS gewinnt man mit Hilfe von Fahrzeugmodellen diejenigen Pixel, welche zum Abbild eines zu charakterisierenden Fahrzeugs gehören. Anhand der Farbvektoren dieser Pixel soll durch Klassifizierungsverfahren eine begriffliche Farbbeschreibung gewonnen werden. Dem Fahrzeug soll also ein Farbbegriff mit Angabe eines Zusicherungswertes zugeordnet werden.

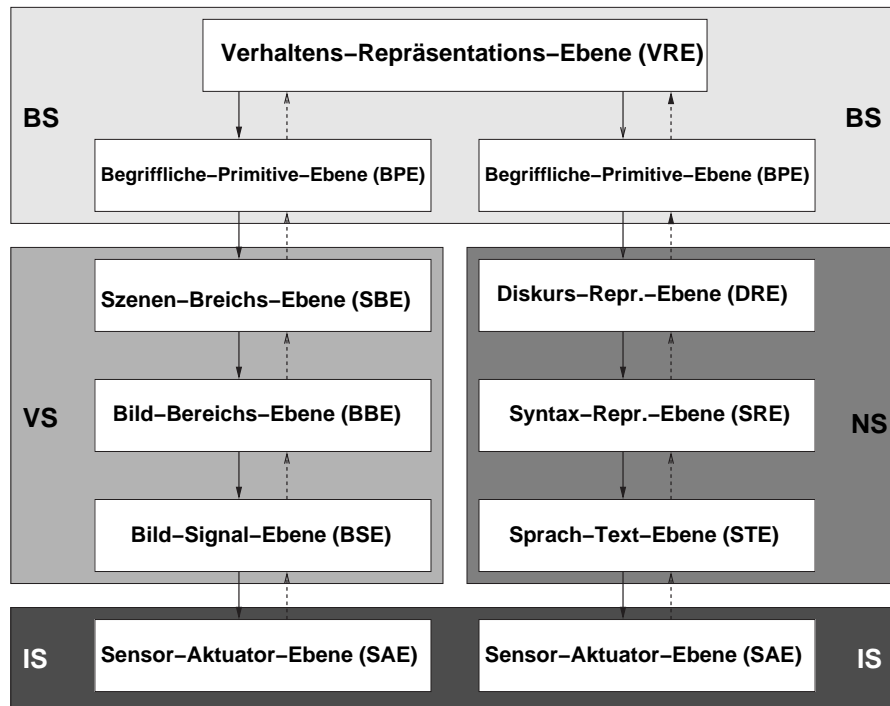


Abbildung 1.1: Strukturskizze aus [Arens 2004]

Hierbei gibt es zwei strukturell unterschiedliche Vorgehensweisen: Im einen Fall findet die Zuordnung zu den Farbbegriffen auf Pixelebene statt, im anderen werden die Farbvektoren der Pixel zunächst zusammengefaßt, um darauf aufbauend dem gesamten Objekt einen Farbbegriff zuzuordnen.

Jedes einzelne Pixel kann in eine der Klassen, die durch die Farbbegriffe gebildet werden, mit einem bestimmten Zusicherungswert eingeordnet werden. Erst daraus wird der Farbbegriff für das gesamte Fahrzeug bestimmt. In diesem Fall müssen entweder sämtliche Farbvektoren zu allen zum Objekt zugehörigen Pixel innerhalb eines Zustandsvektors des Fahrzeugs an die Werkzeuge des oberen Teilsystems weitergegeben werden oder die Zuordnung zum Farbbegriff (also eine qualitative Angabe) erfolgt innerhalb des visuellen Teilsystems. Dies wiederum führt zu einer Vermengung der begrifflichen Ebene und der Szenenbereichs- oder auch Bildbereichsebene. Es können jedoch bei dieser Methode eventuelle Ausreißer bei der Zusammenfassung aller Farbvektoren weggelassen werden. Ausreißer sind diejenigen Farbvektoren, welche zu den Rädern oder den Scheiben gehören und somit nicht die Farbe des Fahrzeugs charakterisieren.

Für den Fall, daß die Farbbegriffe erst dem gesamten Objekt zugeordnet werden, kann die Trennung in Szenenbereichsebene und in begriffliche Ebene beibehalten werden. Die Farbvektoren der einzelnen Pixel werden durch Bildung eines Mittelwerts zusammengefaßt, der das komplette Fahrzeug repräsentiert. Dieser mittlere Farbvektor wird dann

an das begriffliche Teilsystem übergeben und erst dort durch ein Klassifizierungsverfahren einem Farbbegriff zugeordnet. Der Nachteil hierbei ist jedoch, daß auch eventuelle Ausreißer in die Mittelwertberechnung eingehen. Um diesem Fehler entgegenzuwirken, kann die Menge der in die Mittelwertbildung eingehenden Pixel eingeschränkt werden.

Aufgrund der Annahme, daß die für die Farberkennung entscheidenden Farbvektoren einen höheren chromatischen Anteil als die sogenannten Ausreißer besitzen, kann vor der Mittelwertbildung eine Klassifizierung in achromatische und chromatische Farbvektoren vorgenommen werden, so daß für die Mittelwertbildung nur die chromatischen Farbvektoren herangezogen werden. Eine andere Möglichkeit, die Ausreißer aus der Mittelwertbildung auszuschließen, besteht darin, das Wissen über das Fahrzeugmodell heranzuziehen. Das Modell besteht aus einem aus mehreren Flächen aufgebauten Polyedermodell; diese Flächen sind bestimmten Fahrzeugteilen zugeordnet. Statt den Mittelwert über alle Farbvektoren des gesamten Objektbildes zu bestimmen, kann man auch die jeweils zu einer Fläche gehörenden Farbvektoren zu einem Mittelwert zusammenfassen. Außerdem kann man anhand von Modellwissen im Voraus schon bestimmte Flächen des Fahrzeugmodells aussondern, da sie zum Beispiel den Radkasten des Fahrzeugs repräsentieren.

Je nachdem, welches Verfahren gewählt wird, findet die Klassifizierung in die Farbbegriffe entweder im visuellen Teilsystem oder erst innerhalb des begrifflichen Teilsystems statt.

Eine tiefergehende Untersuchung zur Auswahl der Pixel, des zu wählenden Farbmodells, der Gewinnung der Farbbegriffsklassen und zu den möglichen Klassifizierungsverfahren findet in Kapitel 2 statt. In Kapitel 3 wird das Verfahren beschrieben, welches zuerst die Farbwerte im visuellen Teilsystem zusammenfaßt und anschließend im begrifflichen Teilsystem den Farbbegriff und den jeweiligen Zusicherungsgrad bestimmt. Die Vorgehensweise, jedem Pixel die Farbbegriffe direkt zuzuordnen, behandelt Kapitel 4.

## 1.4 Einordnung und Beschreibung der Werkzeuge

Um zu einer begrifflichen Beschreibung von Fahrzeugmanövern zu gelangen, müssen Daten zur Beschreibung der Szenengeometrie, zur Bewegung der verfolgten Objekte und zu für die jeweilige Szene typischen Abläufe herangezogen werden. Die geometrische Szenenbereichsbeschreibung und die Daten zur Bewegung der verfolgten Objekte werden aus dem System MOTRIS gewonnen. Die Funktionsweise von MOTRIS gehört bezogen auf die oben dargestellte Ebeneneinteilung zum quantitativen also zum hier visuellen Teilsystem. Den Übergang von der quantitativen Schicht zur begrifflichen Schicht stellt die Weitergabe eines Ergebnisvektors von MOTRIS zu den Werkzeugen der oberen Schicht dar. Die begriffliche Beschreibung geschieht mittels einer Situationsanalyse mit Situationsgraphenbäumen auf Basis einer unscharfen, metrisch-temporalen Logik.

### 1.4.1 MOTRIS

MOTRIS (Model based Tracking in Image Sequences) – ein Programmsystem zur Bildfolgenauswertung – wurde am IAKS als Weiterentwicklung von XTRACK in Java neu implementiert. Die Struktur des Programms ist dreigeteilt in die graphische Benutzerschnittstelle, in die Datenstruktur und in die Algorithmenstruktur. Eine ausführliche Beschreibung des Aufbaus der Programmstruktur von MOTRIS findet sich bei [Dahlkamp 2004].

### 1.4.2 Unschärfe, metrisch-temporale Logik

Die von [Schäfer 1996] entwickelte, auf der Prädikatenlogik erster Stufe (PL1) aufbauende unscharfe metrisch-temporale Logik (UMTL) erfüllt die für den Einsatz von Logikformalismen zur begrifflichen Bildauswertung notwendigen Anforderungen: UMTL bezieht die bei Bildfolgen sehr wichtige zeitliche Komponente mit ein. Der Problematik verrauschter Bilder – also der Unsicherheit der Eingangsdaten – wird durch Einbeziehung der Unschärfe in die Logik Rechnung getragen. Natürlichsprachliche Begriffe beinhalten sehr oft eine gewisse Vagheit, welche ebenfalls durch die Unschärfe der UMTL ausgedrückt werden kann (siehe hierzu auch [Arens 2001]). [Schäfer 1996] entwickelte für die UMTL eine auf dem Tableaukalkül beruhende Logik-Inferenzmaschine namens F-Limette (fuzzy logic programming integrating metric temporal extensions). Mit Hilfe eines Programms, das auf den von F-Limette erstellten Regeln aufbaut und in Prologsyntax geschrieben ist, kann Wissen über das Verhalten von zu beobachtenden Akteuren formuliert bzw. erschlossen werden.

### 1.4.3 Situationsgraphenbäume

Die Situation eines handlungsfähigen Individuums (Agent) in der Szene hängt vom eigenen Zustand des Individuums und vom Zustand seiner Umgebung ab. Diese Situationen können in Situationsgraphenbäumen dargestellt werden (siehe [Gerber 2000]).

Die Knoten eines Situationsgraphen bilden Situationsschemata, die wiederum aus den Komponenten Situationsname, Zustandsschema und Handlungsschema bestehen. Das Zustandsschema besteht aus den zugehörigen Zustandsbedingungen, das Handlungsschema beschreibt die Handlungsoptionen in der jeweiligen Situation. Ein Agent befindet sich also in einer bestimmten Situation, wenn die für diese Situation geltenden Zustandsbedingungen erfüllt sind; in diesem Fall verfügt dieser Agent über bestimmte für diese Situation gültige Handlungsoptionen. Eine zeitliche Abfolge zwischen Situationsschemata wird durch Prädiktionskanten modelliert. Diese gerichteten Kanten bilden mögliche Prädiktionsbeziehungen von einer Vorgängersituation zum Zeitpunkt  $t$  zu einer Nachfolgesituation zum Zeitpunkt  $t + 1$ .

Durch einen untergeordneten Situationsgraphen kann ein Situationsschema detailliert

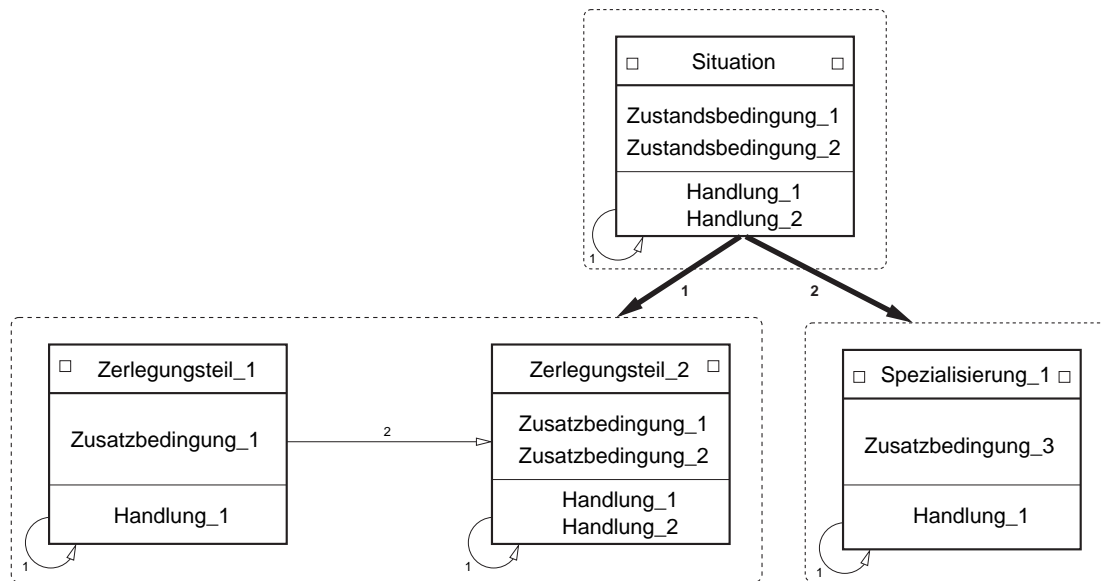


Abbildung 1.2: Einfacher Situationsgraphenbaum mit begrifflicher Spezialisierung und zeitlicher Zerlegung als Detaillierungen aus [Arens 2004].

werden. Diese Detaillierung kann sowohl begrifflich – das heißt durch weitere Zustandsbedingungen – als auch mit Hilfe einer zeitlichen Zerlegung erfolgen.

Abbildung 1.2 zeigt ein Beispiel eines einfachen Situationsgraphenbaumes. Die rechteckigen Kästen stellen jeweils ein Situationsschema mit zugehörigem Namen und den jeweiligen Zustands- und Handlungsschemata dar. Die dünnen Pfeile bezeichnen die zeitlichen Nachfolgebeziehungen, also die Prädiktionskanten. Es gibt auch Prädiktionskanten von einem Situationsschema zu sich selbst, in diesem Fall kann sich der Agent auch zum nächsten Zeitpunkt im gleichen Zustand befinden. Das obere Situationsschema ist mit den beiden unteren Situationsgraphen (jeweils umrandet durch eine gestrichelte Linie) über sogenannte Detaillierungskanten verbunden. Hier sind beide möglichen Detaillierungsarten – zeitlich und begrifflich – abgebildet.

Zur Visualisierung beziehungsweise zur graphischen Erstellung von Situationsgraphenbäumen wurde am IAKS der SGTEditor (Situation Graph Tree Editor) entwickelt (siehe [Arens 2003]).

# Kapitel 2

## Grundlagen zur Farberkennung

### 2.1 Farbmodelle

Die zu ermittelnde Farbe eines Objektabbildes hängt von der Beschaffenheit des Objekts und von dessen Beleuchtung ab. Beleuchtung durch diffusen oder gerichteten Lichteinfall ruft unterschiedliche Reflektionen und unterschiedlich starken Schattenwurf auf dem Objekt und durch das Objekt hervor und ist wiederum abhängig von der Anzahl und Stärke der Lichtquellen. Weiterhin ist für die zu betrachtende Farbe die Wellenlänge des auf das Auge treffenden Lichts ausschlaggebend. Bevor einige unterschiedliche Farbmodelle vorgestellt werden, soll zuerst auf die Farbwahrnehmung des Menschen eingegangen werden. Farbe entsteht zwar durch die physikalischen Eigenschaften eines Objekts, ist aber als die Reaktion der Sinneszellen auf das – entsprechend der bestimmten Eigenschaften des Objekts – reflektierte Licht definiert.

#### 2.1.1 Farbwahrnehmung des Menschen

Das Auge ist für elektromagnetische Strahlung von ungefähr 400nm bis 700nm Wellenlänge empfindlich (siehe Abb. 2.1 links). Für das Dämmerungssehen, bei dem nur zwischen hell und dunkel unterschieden wird, sind die Stäbchen verantwortlich, die Licht mit Wellenlängen von ca. 400nm bis 600nm absorbieren. Bei den farbempfindlichen Zapfen gibt es drei Typen: Die K-Zapfen absorbieren kurzwelliges Licht (Maximum bei 420nm), die M-Zapfen mittelwelliges Licht (Maximum bei 535nm) und die L-Zapfen langwelliges Licht (Maximum bei 565nm). Die Meldungen dieser drei Zapfentypen werden additiv verknüpft und im zentralen Nervensystem in einen Helligkeitskanal und zwei Gegenfarbkanäle (Blau-Gelb-Kanal und Rot-Grün-Kanal) umgesetzt. Zwei Farben, die additiv gemischt Weiß ergeben, heißen Komplementärfarben. Zur geometrischen Darstellung der Resultate von Farbmischungsexperimenten wird die Normfarbtafel benutzt (siehe Abb. 2.1 rechts). Aus der Tatsache, daß der Mensch alle Farben mit drei Arten von Rezeptoren wahrnimmt, kann man folgern, daß sich alle mit dem

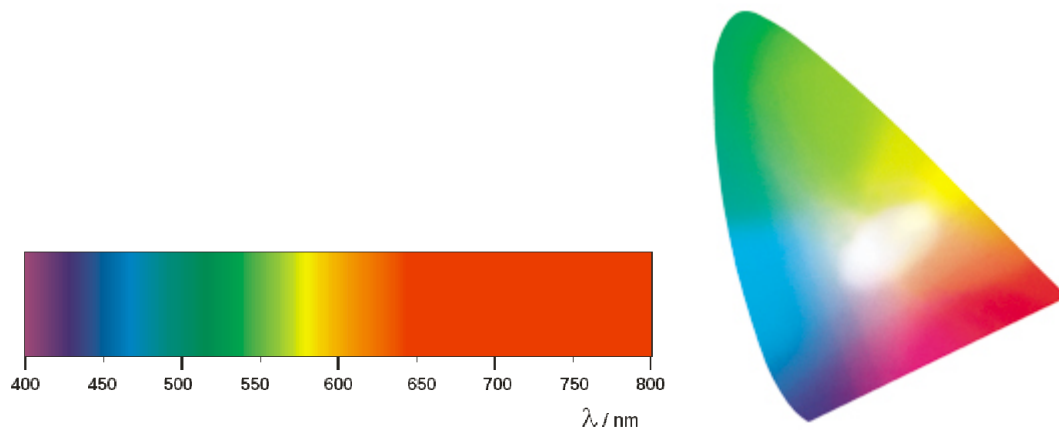


Abbildung 2.1: Spektrum der mit dem menschlichen Auge wahrnehmbaren Lichtwellen (links), Farbnormtabelle nach DIN 5033 (rechts)

Auge wahrnehmbaren Farben durch drei Variablen beschreiben lassen. Die Abbildung der Farbwerte in diesen dreidimensionalen Vektorraum stellt ein spezielles Farbmodell dar.

### 2.1.2 RGB

Ein einfaches Farbmodell stellt das RGB-Farbmodell (Rot, Grün, Blau) dar. Es handelt sich um ein sogenanntes additives Farbmodell: Um eine neue Farbe zu erzeugen, werden die drei Grundfarben in bestimmten Verhältnissen additiv gemischt. Die drei Komponenten werden spezifiziert durch die Chromatik-Werte der drei Primärfarben und einen Referenzpunkt für Weiß. Je nach Wahl dieser Werte ergeben sich unterschiedliche RGB-Farbräume. Die wichtigsten in der Praxis gebräuchlichen Standards für RGB sind von der *Federal Communication Commission of America* (FCC) und der *European Broadcasting Union* (EBU) vereinbart worden. Zusätzlich wurde ein neuer Standard für www-basierte Farbbildsysteme entwickelt, sRGB. Für alle diese Standards gilt, daß zwischen den einzelnen Komponenten eine hohe Korrelation besteht, das heißt bei einer Intensitätsänderung ändern sich entsprechend alle drei Komponenten. Daher ist es nicht möglich, die Ähnlichkeit zwischen zwei Farben aus ihrem Abstand innerhalb des RGB-Raumes zu bestimmen. Außerdem hat dieses Farbmodell den Nachteil, daß für bestimmte Farben Rot negativ dazugemischt werden muß.

### 2.1.3 CIE-XYZ

Um diesen Nachteil zu eliminieren, wurde von der Commission International de L'Éclairage (siehe [CIE]) 1931 ein neues Farbmodell entwickelt. Hierzu wurden drei künstli-



che Grundfarben oder auch Primärfarben entwickelt, die mit X, Y, Z bezeichnet und durch Energieverteilungskurven charakterisiert werden. Wenn drei Punkte im CIE-Farbdreieck, das der Normfarbtafel in Abb. 2.1 (rechts) entspricht, festgelegt sind, kann man alle Farben in dem durch die Eckpunkte festgelegten Dreieck durch die so bestimmten Grundfarben mischen. Das heißt, eine bestimmte Farbe ist eine Linearkombination der drei Grundfarben mit ausschließlich positiven Gewichtungskoeffizienten. Das RGB-Farbmodell ist auf eben diese Weise in dem XYZ-Farbraum darstellbar. Die Umwandlung vom RGB-Farbmodell in das XYZ-Modell von CIE wird ausführlich in [Haberäcker 1995; Pratt 1991] beschrieben. Diese lineare Transformation erfolgt durch eine Matrixmultiplikation. Jenachdem, zu welchen Chromatizität-Werten der RGB-Standard gewählt wurde, ergeben sich unterschiedliche Transformationsmatrizen (siehe hierzu [Pratt 1991; Plataniotis & Venetsanopoulos 2000]). Die Transformationsmatrix basierend auf dem Standard der FCC berechnet sich wie folgt:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.607 & 0.174 & 0.200 \\ 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.000 & 0.066 & 1.116 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}. \quad (2.1)$$

Basierend auf dem Standard der EBU besitzt die Transformationsmatrix die folgende Form:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.430 & 0.342 & 0.178 \\ 0.222 & 0.702 & 0.071 \\ 0.020 & 0.130 & 0.939 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}. \quad (2.2)$$

Die Transformationsmatrix für sRGB – einem standardisierten Farbraum für Internet-Anwendungen – berechnet sich folgendermaßen:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.4124 & 0.3576 & 0.1805 \\ 0.2126 & 0.7152 & 0.0722 \\ 0.0193 & 0.1192 & 0.9505 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}. \quad (2.3)$$

### 2.1.4 Nichtlinearer RGB-Farbraum

Die Intensität des reproduzierten Lichts auf dem Bildschirm eines CRT-Monitors hängt nichtlinear von der angelegten Spannung ab:

$$I_{int} = V^\gamma. \quad (2.4)$$

Daher muss eine sogenannte  $\gamma$ -Korrektur vorgenommen werden (siehe hierzu [Plataniotis & Venetsanopoulos 2000]). Daraus ergibt sich der nichtlineare R'G'B'-Farbraum innerhalb von  $[0, 1]^3$  wie folgt:

$$\begin{aligned}
R' &= \begin{cases} 4.5R, & \text{falls } R \leq 0.018 \\ 1.099R^{\frac{1}{\gamma_C}} - 0.099, & \text{sonst.} \end{cases} \\
G' &= \begin{cases} 4.5G, & \text{falls } G \leq 0.018 \\ 1.099G^{\frac{1}{\gamma_C}} - 0.099, & \text{sonst.} \end{cases} \\
B' &= \begin{cases} 4.5B, & \text{falls } B \leq 0.018 \\ 1.099B^{\frac{1}{\gamma_C}} - 0.099, & \text{sonst.} \end{cases}
\end{aligned} \tag{2.5}$$

### 2.1.5 PAL

Das im europäischen Raum in der Fernsehtechnik gebräuchliche PAL-System benutzt nichtlineare Signale und besteht aus den Komponenten YUV. Y entspricht der Helligkeit, die Komponenten U und V tragen Farbinformationen – U entspricht der B-Komponente von RGB abzüglich des Helligkeitsanteils Y und V entspricht der R-Komponente ebenfalls ohne Y. Die im YUV-Farbraum vorliegenden Farbwerte können wie folgt in den im Abschnitt 2.1.4 dargestellten nichtlinearen R'G'B'-Farbraum umgerechnet werden:

$$\begin{pmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.000 & 0.000 & 0.140 \\ 1.000 & -0.395 & -0.581 \\ 1.000 & 2.032 & 0.000 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Y \\ U \\ V \end{pmatrix}. \tag{2.6}$$

Aus diesem nichtlinearen R'G'B'-Farbraum kann in der Umkehrung der Gleichungen (2.5) der lineare RGB-Farbraum berechnet werden. Dieser RGB-Farbraum entspricht dem Standard der EBU und kann also durch die in Gleichung (2.2) dargestellte Transformationsmatrix in CIE-XYZ umgewandelt werden.

### 2.1.6 HSV

Ein der menschlichen Wahrnehmung angenähertes Farbmodell stellt das HSV-Modell dar. Die drei Komponenten hierbei sind der Farbton (engl.: *hue*), die Sättigung (engl.: *saturation*) und die Helligkeit (engl.: *value*). Zu diesem Modell gibt es noch einige Varianten, bei denen die dritte Komponente variiert: HSB (*hue, saturation, brightness*), HSL (*hue, saturation, lightness*). Anstatt eines kartesischen Koordinatensystems verwendet man beim HSV-Modell für die geometrische Darstellung Zylinderkoordinaten. Die Transformation vom RGB-Raum in den HSV-Farbraum erfolgt nichtlinear. Diese Umwandlung ist daher aufwendiger als die lineare Transformation von einer RGB-Darstellung in eine CIE-XYZ-Darstellung. Da aber bei diesem Modell im Gegensatz zu RGB oder XYZ die Färbung nur durch die H-Komponente bestimmt wird, muß die Farbe nur in einem *eindimensionalen* Raum und nicht in einem dreidimensionalen Raum bestimmt werden. Ein weiterer Nachteil des HSV-Modells, der durch die

Nichtlinearität entsteht, ist die Singularität in der Nähe der Achse des Farbzylinders. Dort kann eine kleine Änderung der eingegebenen RGB-Werte einen großen Sprung im transformierten Wert bewirken (vgl. [Cheng et al. 2001]).

### 2.1.7 CIE-L\*u\*v\*

Entsprechend zum HSV-Modell entwickelte die CIE das CIE-L\*u\*v\*-Modell. Es kann aus dem XYZ-Modell durch eine nichtlineare Transformation gewonnen werden. Ein großer Vorteil dieses Modells ist es, daß im dreidimensionalen CIE-L\*u\*v\*-Farbraum die Differenz zwischen zwei Farben mit dem euklidischen Abstand zwischen den zwei zugehörigen Farbpunkten berechnet werden kann. Dieses Modell hat jedoch den gleichen Nachteil der Singularität wie das HSV-Modell. Die nichtlineare Transformation der CIE-L\*u\*v\*-Werte aus den CIE-XYZ-Werten berechnet sich wie folgt:

$$L^* = 116 * \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_n}} - 16, \quad (2.7)$$

$$u^* = 13 * L^* * (u' - u'_n), \quad (2.8)$$

$$v^* = 13 * L^* * (v' - v'_n) \quad (2.9)$$

mit

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \quad , \quad (2.10)$$

$$v' = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z} \quad . \quad (2.11)$$

$u'_n$ ,  $v'_n$  und  $Y_n$  sind die Werte für Weiß in einem *Zwischenfarbraum*  $Y_u v'_v$ .  $Y$  entspricht dem  $Y$  aus CIE-XYZ,  $u'$  und  $v'$  sind in den Gleichungen (2.10) und (2.11) definiert. (1, 1, 1) für Weiß in RGB wird je nach RGB-Standard in CIE-XYZ umgewandelt und in die Gleichungen für  $u'$  und  $v'$  eingesetzt. Für den RGB-Standard EBU ergeben sich zum Beispiel die folgenden Weiß-Werte:

$$u'_n = 0.1978394, \quad v'_n = 0.4683422, \quad Y_n = 1.$$

### 2.1.8 OSA-Farbordnungssystem

Der Ausschuß zu *Uniform Color Scales* der *Optical Society of America* entwickelte ein Farbordnungssystem – das OSA UCS System. Hierfür werden Experimente durchgeführt, bei denen Testpersonen Farbmuster vorgelegt bekommen, die sie einordnen sollen. Aufgrund dieser Einordnung entsteht eine Sammlung von Mustern, die je nach Farbordnungssystem geordnet werden. Im OSA UCS System repräsentieren die drei

Achsen eines dreidimensionalen euklidischen Raumes  $L$ ,  $j$  und  $g$  die Helligkeit, gelb-blau und rot-grün. Ein gegebenes Muster ist äquidistant zu jedem seiner zwölf Nachbarn. Eine Beschreibung dieses Farbordnungssystems findet sich in [Fairchild 1997] und die Punktspezifikationen der Muster werden in [Wyszecki & Stiles 1982] dargestellt. Aufgrund der komplizierten Geometrie und mangels einer brauchbaren Darstellungsform ist das OSA UCS System jedoch nicht sehr gebräuchlich.

### 2.1.9 Vergleich der Farbmodelle und Auswahl

Eine ausführliche mathematische Beschreibung der Farbmodelle findet sich in [Foley et al. 1997] und in [Haberäcker 1995]. Einen Vergleich zwischen den hier vorgestellten Farbmodellen vollzieht [Cheng et al. 2001].

Einen wichtigen Nachteil der oben vorgestellten Farbmodelle beschreiben [Buluswar & Draper 2001]: Bei Nutzung von einfachen Farbmodellen wie RGB können die Farbwerte bei unterschiedlicher Beleuchtung nicht verglichen werden, da der Unterschied von ein und derselben Farbe bei unterschiedlichen Beleuchtungsverhältnissen ähnlich groß ist wie der Unterschied zwischen zwei Farben bei gleicher Beleuchtung. Um diesem Problem entgegenzuwirken – also das CIE-Tageslichtmodell für Videobildfolgen einzusetzen, die im Außenbereich aufgenommen wurden – ist jedoch einiges an a-priori-Wissen notwendig. So setzt dies nicht nur die Uhrzeit der Aufnahme (und damit den Lichteinfallswinkel), sondern auch zusätzliche Kenntnisse über die Wetterbedingungen voraus. In dem für die vorliegende Arbeit zugrunde liegenden Fall ist zwar die Tageszeit einer Videoaufnahme bekannt, nicht jedoch die zu diesem Zeitpunkt herrschende Wetterlage. Stattdessen ist die Form des Objektes, dessen Farbe beschrieben werden soll, näherungsweise bekannt, bzw. Teile des Objektes, bei denen davon ausgegangen werden kann, daß diese die gleiche Farbe besitzen.

Eine weitere Möglichkeit zur Auswahl des Farbraumes besteht in dem von [Vandembroucke & Macaire 1998] vorgestellten Ansatz, auf den in Kapitel 2.5.3 näher eingegangen wird, da es sich hier nicht um ein neues Farbmodell, sondern um eine Kombination der vorgestellten Farbmodelle handelt.

Da das gesamte notwendige a-priori-Wissen zum Einsatz des CIE-Tageslichtmodells nicht vorliegt, soll auf eines der oben vorgestellten Farbmodelle zurückgegriffen werden. Der Vorteil eines metrischen dreidimensionalen Raumes überwiegt hier den Nachteil der Singularitäten, die bei den beiden nichtlinearen Farbmodellen auftreten. Daher soll im folgenden das CIE- $L^*u^*v^*$ -Modell angewandt werden. In der oben vorgestellten Form werden für alle Farbvektoren des Objektes die Farbvektoren im CIE- $L^*u^*v^*$ -Farbraum berechnet.

Unabhängig davon, welches der vorgestellten Farbmodelle für diese Anwendung am geeignetsten scheint, muß auch untersucht werden, in welchem Farbraum die gegebenen Farbbilder vorliegen.

## 2.2 Vom Farbwert zu qualitativen Farbausdrücken

Als Endergebnis soll dem gesamten segmentierten Objekt ein qualitativer Farbausdruck mit einem Zusicherungsgrad zugeordnet werden. Für die Klassifizierung des Objekts liegen zu jedem Pixel die Farbvektoren im CIE- $L^*u^*v^*$ -Farbraum vor. Es kann davon ausgegangen werden, daß die überwiegende Farbe innerhalb des segmentierten Bildausschnittes die Farbe des Objekts charakterisiert. Ein großer Teil des Objekts (so zum Beispiel die Scheiben, Räder etc.) wird jedoch hauptsächlich durch Grauwerte bestimmt sein.

### 2.2.1 Farbbegriffe

Die Zuordnung von Farbbegriffen zu bestimmten Farben ist vom soziologischen Umfeld eines Menschen abhängig. [Berlin & Kay 1991] fanden jedoch heraus, daß es von der jeweiligen Sprache und Kultur unabhängige Farbbegriffe gibt. Innerhalb genau spezifizierter Entwicklungsstufen der Sprache gibt es bestimmte Farbbegriffe. [Berlin & Kay 1991] betrachteten ungefähr hundert verschiedene Sprachen von Kulturen auf verschiedenem Entwicklungsniveau. Die Anzahl der Farbbegriffe ist je nach Entwicklungsniveau unterschiedlich. Es stellte sich jedoch heraus, daß die Farben einer Sprache, die genau zwei Grundfarbbegriffe hat, Schwarz und Weiß sind. Die nächste Entwicklungsstufe der Sprachen besitzt drei Farbbegriffe, die immer Schwarz, Weiß und Rot sind. Diese Beobachtung setzt sich gemäß Gleichung 2.12 fort.

$$\begin{bmatrix} \text{Weiß} \\ \text{Schwarz} \end{bmatrix} < [\text{Rot}] < \begin{bmatrix} \text{Grün} \\ \text{Gelb} \end{bmatrix} < [\text{Blau}] < [\text{Braun}] < \begin{bmatrix} \text{Violett} \\ \text{Rosa} \\ \text{Orange} \\ \text{Grau} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Aufbauend auf dieser Beobachtung wird eine Kategorisierung für die Zuordnung Farbe zu den jeweiligen CIE- $L^*u^*v^*$ -Werten gesucht, um dem Objekt einen natürlichsprachlichen Farbbegriff zuzuordnen. In [MacDonald & Luo 2002] werden zwei mögliche Kategorisierungsarten beruhend auf den Farbbegriffen nach [Berlin & Kay 1991] für das CIE- $L^*u^*v^*$ -Modell vorgestellt für eine Zuordnung von einer Farbbezeichnung zu einem Punkt im dreidimensionalen CIE- $L^*u^*v^*$ -Raum. Da in diesem Raum ein euklidischer Abstand definiert ist, kann die Abweichung von diesem für eine bestimmte Farbe charakteristischen Punkt berechnet werden. Bei einer scharfen Zuordnung der Farbbezeichnungen kann anhand des euklidischen Abstands bestimmt werden, ob der zu bewertende  $L^*u^*v^*$ -Wert innerhalb einer Kugel mit festgelegtem Radius (=Schwellwert) um den eine bestimmte Farbe charakterisierenden Punkt liegt. Im Hinblick auf eine *unscharfe* Zuordnung kann über den euklidischen Abstand zwischen dem zu bewertenden Punkt und dem charakteristischen Punkt ein Zusicherungsgrad (reelle Zahl zwischen null und eins) bestimmt werden.

	nach [Boynton & Olson 1987]			nach [Yendrikhovskij 2001]		
Name	$L^*$	$u^*$	$v^*$	$L^*$	$u^*$	$v^*$
Schwarz	28.8	0.1	0.5	15.4	-0.8	1.1
Grau	52.0	0.1	0.8	43.2	-7.6	12.7
Weiß	83.1	5.2	18.8	80.0	-7.2	1.0
Rot	36.9	78.0	12.0	48.4	101.3	29.9
Grün	59.0	-33.6	47.4	59.7	-22.0	50.8
Gelb	84.2	39.9	89.9	75.4	25.4	64.3
Blau	26.4	-16.2	-32.3	54.2	-21.2	-28.0
Braun	28.7	22.3	14.0	35.7	22.1	17.7
Orange	60.1	77.0	41.7	51.4	54.0	33.9
Rosa	75.3	34.0	-9.5	50.8	35.4	-17.6
Violett	38.1	6.9	-34.9			
Grün-Gelb				65.2	8.4	31.3

Tabelle 2.1: CIE- $L^*u^*v^*$  Koordinaten für Grundfarbbegriffe nach [Boynton & Olson 1987] und nach [Yendrikhovskij 2001], Tabelle aus [MacDonald & Luo 2002]

Die Farbklassen, die für die Klassifizierung herangezogen werden sollen, beruhen auf den von [Berlin & Kay 1991] bestimmten und von [Boynton & Olson 1987] in das OSA-Farbordnungssystem eingeführten elementaren Farbbegriffen: Schwarz, Grau, Weiß, Rot, Grün, Gelb, Blau, Braun, Orange, Rosa, Violett. Aufbauend auf diesen Grundfarbbegriffen führte [Yendrikhovskij 2001] einen K-Mittelwert-Ballungsalgorithmus durch, der 10 000 Pixel auf elf Ballungen innerhalb des CIE- $L^*u^*v^*$ -Farbraums abbildet – mit Hilfe einer möglichst hohen Anzahl Bilder, die in der Außenwelt aufgenommen wurden. Durch dieses Verfahren entstanden etwas andere Klassenrepräsentanten, unter anderem gehört zu den oben aufgeführten Begriffen nun nicht mehr die Farbe Violett, stattdessen ist Grün-Gelb als Klassenrepräsentant hinzugekommen.

Die Tabelle aus [MacDonald & Luo 2002] zeigt sowohl die CIE- $L^*u^*v^*$ -Werte für die von [Boynton & Olson 1987] bestimmten Klassenrepräsentanten als auch die darauf aufbauend von [Yendrikhovskij 2001] berechneten (siehe Tabelle 2.1). In den Tabellen 2.2 und 2.3 sind die Abstände zwischen den einzelnen Klassenrepräsentanten dargestellt. Aus der Farbenlehre könnte man erwarten, daß die Komplementärfarben Rot, Grün, Gelb und Blau die größten Abstände voneinander aufweisen. Wahrscheinlich aufgrund der Helligkeit, die in diesem Fall von Farbe zu Farbe sehr verschieden ist, entsprechen die Werte in dieser Tabelle nicht dieser Erwartung, in Tabelle 2.2 liegt der Abstand zwischen Gelb und Rot unter 100 und damit unter demjenigen zwischen Rosa und Gelb. In Tabelle 2.3 liegen Rot und Gelb sogar noch näher beieinander.

	Grau	Weiß	Rot	Grün	Gelb	Blau	Braun	Orange	Rosa	Violett
Schwarz	23.2	57.5	79.2	45.8	112.5	36.7	25.9	92.7	58.2	37.2
Grau		36.3	80.1	57.9	102.8	43.7	34.8	88.2	42.4	38.9
Weiß			86.5	47.0	79.1	79.2	57.2	78.8	41.1	70.1
Rot				119.1	98.8	104.6	56.3	37.7	62.2	85.2
Grün					88.6	87.8	71.8	110.8	89.9	94.1
Gelb						146.4	95.7	44.6	100.0	137.1
Blau							60.3	123.7	73.7	26.0
Braun								68.9	53.5	52.1
Orange									68.6	106.1
Rosa										52.6

Tabelle 2.2: Abstände zwischen den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987]. (Da die Tabelle symmetrisch ist, wurde aus Platzgründen die Wiederholung weggelassen.)

	Grau	Weiß	Rot	Grün	Gelb	Blau	Braun	Orange	Rosa	Grün-Gelb
Schwarz	30.9	64.9	111.1	69.9	91.0	52.6	34.8	73.3	54.0	59.0
Grau		38.6	110.4	43.9	69.2	44.3	31.0	65.7	53.1	33.0
Weiß			116.6	55.8	71.3	41.3	55.5	75.1	55.0	40.6
Rot				125.6	76.1	135.6	81.1	47.6	81.3	94.4
Grün					51.7	79.0	60.1	78.3	89.7	36.5
Gelb						105.5	61.3	48.1	86.1	38.5
Blau							65.6	97.4	57.6	67.2
Braun								39.1	40.6	35.3
Orange									54.8	47.7
Rosa										57.8

Tabelle 2.3: Abstände zwischen den Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001]. (Da die Tabelle symmetrisch ist, wurde aus Platzgründen die Wiederholung weggelassen.)

## 2.3 Auswahl der zum Objektabbild gehörigen Pixel

Mit Hilfe eines Fahrzeugmodells liefert MOTRIS alle zu einem interessierenden Objekt zugehörigen Pixel. Zu jedem Pixel kann im Falle von Farbbildern ein dreidimensionaler Vektor in RGB bestimmt werden. Falls bei diesen Fahrzeugmodellen die Fensterscheiben, Räder oder sonstige Fahrzeugteile, die im Allgemeinen nicht die zu bestimmende Farbe des Fahrzeugs liefern, eindeutig charakterisiert sind, werden die Pixel dieser Regionen aussortiert. Auch unterschiedliche Fahrzeugmodelle für unterschiedliche Fahrzeugtypen spielen hier eine Rolle. Die Farbe eines Geländewagens zum Beispiel wird hauptsächlich von dem vorderen Teil des Fahrzeugs bestimmt, da die Ladefläche meistens unlackiert ist und daher nicht die Farbe des Fahrzeugs trägt. Das Fahrzeugmodell, das im Programmsystem MOTRIS zur Repräsentation der Fahrzeuge benutzt wird, besteht aus einem aus mehreren Flächen aufgebauten Polyedermodell. Da diese Flächen bestimmten Fahrzeugteilen zugeordnet sind, kann das Wissen über diese Zuordnung zur Auswahl der für die Farbe des Fahrzeugs charakteristischen Pixel herangezogen werden. Für die Farberkennung wesentlich sind der Kofferraumdeckel, die Motorhaube, das Dach und die beiden unteren Seitenflächen. In Abbildung 2.2 wurden diese Flächen rot eingefärbt. Je nach Fahrzeugmodell variieren diese Flächen, zum Beispiel gibt es beim Fließheckmodell keinen Kofferraumdeckel, so daß hier eine Fläche weniger zur Klassifikation herangezogen wird (siehe Abb. 2.3).

Es gibt noch weitere Möglichkeiten zur Einschränkung der zur Farbklassifizierung benutzten Pixel. Vor allem soll versucht werden auch Ausreißer, die durch Rauschen oder andere Störungen bei der Bildaufnahme entstanden sind, zu erkennen und nicht in die Klassifizierung einfließen zu lassen. Diese Ausreißer könnten anhand von Auffälligkeiten der Farbwerte der Pixel oder auch sonstiger Besonderheiten bestimmt werden.

Außerdem können die Pixel mit einem Verfahren zur Klassifizierung nach [Plataniotis & Venetsanopoulos 2000] in achromatisch und chromatisch unterteilt werden. Dies beruht auf der Annahme, daß diejenigen Farbvektoren, die die Farbe des Fahrzeugs nicht charakterisieren sollen, hauptsächlich zu Rädern, Scheiben, etc. gehören, also auch keinen Farbton enthalten, sondern farblos (achromatisch) sind. Ursprünglich liegen hierbei die Farbvektoren auch im RGB-Farbraum vor, werden aber dann über den XYZ- und CIE-L\*u\*v\*-Raum in den HSI-Farbraum abgebildet. Innerhalb dieses Farbraumes wurden – beruhend auf experimentellen Untersuchungen des menschlichen Auges – die Kriterien für achromatische Gebiete bestimmt. Anhand dieser Kriterien können also sämtliche Pixel in eine der beiden Klassen eingeordnet werden. Die Farberkennung könnte man auf die chromatischen Pixel beschränken. Dies könnte für die farbigen Fahrzeuge zu besseren Ergebnissen führen, weiße oder schwarze Fahrzeuge müßten in diesem Fall aber gesondert betrachtet werden.



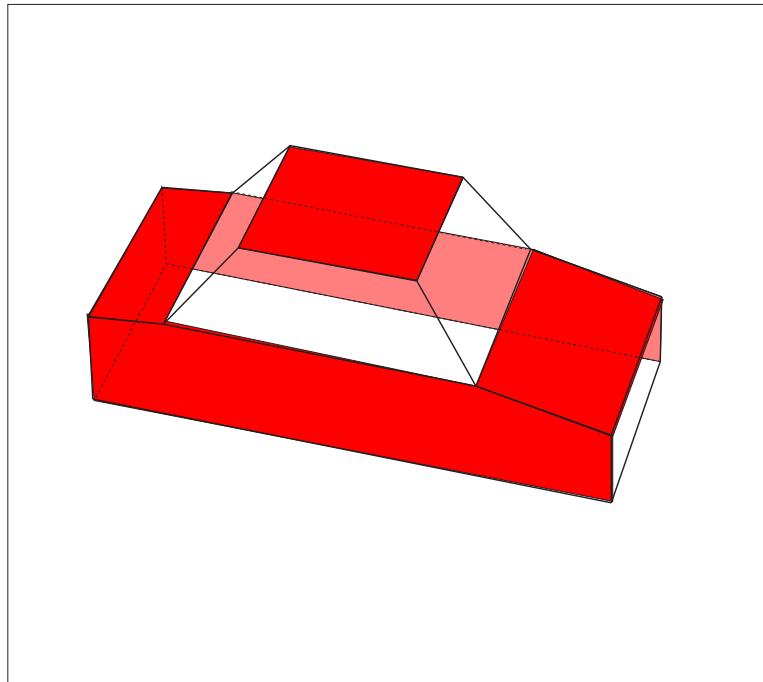


Abbildung 2.2: Fahrzeugpolyedermodell nach [Koller 1992] und [Stockmar 1999]. Die Flächen, welche zur Klassifikation herangezogen werden sollen, sind rot eingefärbt.

## 2.4 Zuordnung zu Farbbegriffen

Das Objekt soll also mit Hilfe eines Klassifizierungsverfahrens auf der Basis der zu jedem Pixel des Objektbildes zugehörigen Farbvektoren einem der in Kapitel 2.2 vorgestellten Farbbegriffe zugeordnet werden.

Wie in Kapitel 1.3 angedeutet, sollen hier zwei Ansätze betrachtet werden, auf welche Art man zu einem das gesamte Objekt kennzeichnenden Farbbegriff gelangen kann:

1. Ein Ansatz besteht darin, alle zu einem Objekt gehörigen Farbvektoren durch eine Mittelwertbildung zusammenzufassen und diesem Mittelwertvektor durch ein Klassifizierungsverfahrens Farbbegriffen mit Zusicherungswerten zuzuordnen (vgl. Kapitel 3). Dies hat den Vorteil, daß der Mittelwertvektor – integriert in dem Zustandsvektor des Fahrzeugs – von MOTRIS aus an das begriffliche Teilsystem weitergeleitet wird. Es findet also auf der *quantitativen* Ebene – in MOTRIS – keine *qualitative* Bewertung der Farbvektoren statt, sondern erst in dem dafür vorgesehenen begrifflichen Teilsystem. Auf der begrifflichen Ebene ist es hier aber nicht mehr möglich, eventuelle Ausreißer zu erkennen und auszuschließen.
2. Ausgehend von den Farbvektoren eines jeden Pixels kann man mittels eines Klas-

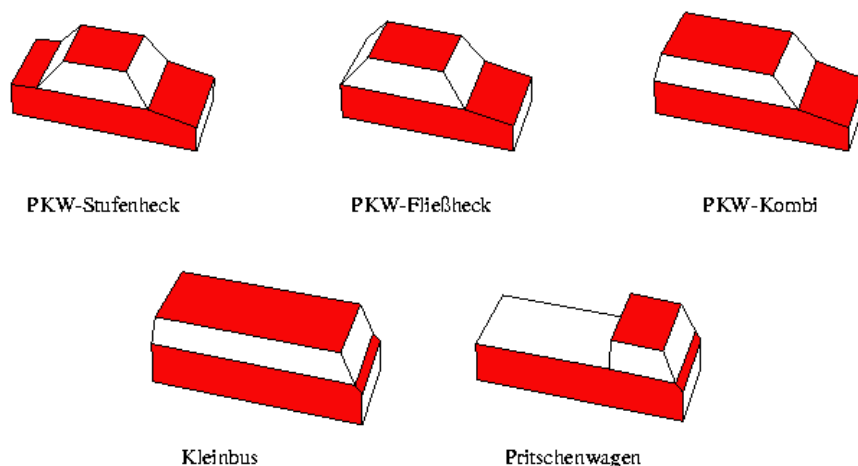


Abbildung 2.3: Fahrzeugpolyedermodelle für unterschiedliche Fahrzeugtypen nach [Koller 1992] und [Stockmar 1999]. Die sichtbaren Flächen, welche zur Klassifikation herangezogen werden sollen, sind rot eingefärbt.

sifizierungsverfahren direkt die Farbbegriffe zu jedem Pixel bestimmen und anschließend die einzelnen Farbbegriffe mit den jeweiligen Zusicherungswerten zu einem das Objektbild charakterisierenden Farbbegriff zusammenfassen (vgl. Kapitel 4). So erfolgt jedoch innerhalb von MOTRIS, das in das visuelle Teilsystem eingeordnet ist, eine qualitative Bewertung; dies bedeutet eine Vermischung der einzelnen Teilsysteme. Bevor die Farbbegriffe der einzelnen Pixel zusammengefaßt und dem Objektbild zugeordnet werden, können aufgrund des Farbbegriffs eventuelle Ausreißer erkannt und weggelassen werden. Wenn zum Beispiel ein Pixel nur mit sehr hoher Unsicherheit einer Farbkategorie zugeordnet oder in eine Farbkategorie der achromatischen Farben Weiß, Grau und Schwarz eingeordnet wurde, trägt dieses Pixel wenig oder nichts zur Farbe des Fahrzeugabbildes bei.

Für beide Verfahren ist es möglich, die Auswahl der Pixel wie in Kapitel 2.3 beschrieben einzuschränken, um so Ausreißer zu entfernen.

Vor der Mittelwertbildung oder auch vor der Zuordnung der Farbbegriffe können Verfahren angewandt werden, die verhindern, daß in die Klassifizierung solche Ausreißer einfließen. Es können zum Beispiel nur die Farbvektoren zur Mittelwertbildung herangezogen werden, die einen nicht zu vernachlässigenden chromatischen Anteil besitzen, das heißt, die Pixel werden in die Klassen “achromatisch” und “chromatisch” eingeteilt und die achromatischen Farbvektoren eliminiert.

Anhand des Wissens über die Zuordnung der Modellelemente zu den entsprechenden Fahrzeugteilen können aber auch schon auf der quantitativen Ebene diejenigen Farb-

vektoren ausgesondert werden, die zum Radkasten oder zu sonstigen die Farbe des Objektabbildes nicht charakterisierenden Fahrzeugteilen gehören. Statt die Menge der Farbvektoren bei der Mittelwertbildung durch eine Klassifizierung in achromatisch und chromatisch zu beschränken, erfolgt hierbei eine Einteilung der Farbvektoren aufgrund der Zugehörigkeit zu einer der projizierten Fahrzeugflächen und beruht somit auf zusätzlichem Modellwissen.

Außerdem können diese beiden Verfahren kombiniert werden, indem die Farbbegriffsordnung weder auf Pixelebene, noch zum Mittelwert durchgeführt wird, sondern gesondert für bestimmte durch Mittelwertbildung zusammengefaßte Facetten des Fahrzeugs klassifiziert werden. Es kann zum Beispiel der Mittelwertvektor für jede Fahrzeugfläche separat gebildet und an das begriffliche Teilsystem weitergeleitet werden. Im begrifflichen Teilsystem wird dann jeder Fahrzeugfläche ein Farbbegriff mit einem bestimmten Zusicherungswert zugeordnet. Diese einzelnen Farbbegriffe werden anschließend für das gesamte Objekt zusammengefaßt.

Für diese beiden grundsätzlichen Vorgehensweisen sind in jedem Fall Klassifizierungsverfahren notwendig. Es spielt keine Rolle, ob nur ein Farbvektor einer Farbkasse zugeordnet werden soll oder mehrere. Hier sollen zunächst einige Klassifizierungsverfahren vorgestellt und miteinander verglichen werden.

## 2.5 Farbklassifizierungsverfahren

Im Bereich der Farbbildsegmentierung – also dem Bereich der Segmentierung anhand der Eigenschaft Farbe – liegen sehr viele weit entwickelte Verfahren vor (siehe [Plataniotis & Venetsanopoulos 2000]). Ein Teil dieser Verfahren könnte so abgeändert werden, daß sie auf das vorliegende Problem passen.

Bei [Plataniotis & Venetsanopoulos 2000] werden die verschiedenen Techniken zur Farbbildsegmentierung eingeteilt in pixelbasierte, regionenbasierte und kantenbasierte Techniken. Zu den pixelbasierten Techniken gehören auch die Ballungsverfahren, die eine Einteilung der Pixel in Farbklassen liefern.

Grundsätzlich liegen für diese Verfahren zunächst andere Voraussetzungen als in dem hier beschriebenen Fall vor: Gegeben ist ein Farbbild, das aufgrund der Farbeigenschaften verschiedener abgebildeter Objekte segmentiert werden soll. Die Vorgehensweise bei Ballungsverfahren ist folgende: Gesucht sind Ballungen im Farbraum, durch die das Bild in Segmente aufgeteilt werden kann. Wie in [Plataniotis & Venetsanopoulos 2000] beschrieben, ist eine der einfachsten Vorgehensweisen hierzu die Anwendung eines Histogramm-Schwellwertverfahrens. Darauf aufbauend gibt es weitere Ballungsverfahren, die die Ergebnisse der Histogramm-Schwellwertverfahren nutzen, das heißt, sie gehen von einer bestimmten Anzahl von Ballungen aus. Innerhalb der Ballungen werden Zentren gesucht, um im Verhältnis zu diesen Zentren mit bestimmten Ballungskriterien noch nicht klassifizierte Pixel zu klassifizieren oder auch Pixel neu einzuord-

nen. Diese initialen Ballungszentren können natürlich ebenso ohne ein vorhergehendes Histogramm-Schwelldwertverfahren geschätzt werden.

In den anschließenden Klassifizierungsverfahren werden die Klassenrepräsentanten iterativ so verändert, daß als Ergebnis des Verfahrens die Farbvektoren anhand eines Farbabstandsmaßes optimal den vorliegenden Klassen zugeordnet sind.

Das Verfahren der Klassifizierung kann für das hier vorliegende Problem angewandt werden. In diesem Fall sind die Klassenrepräsentanten wie oben beschrieben anhand vorliegender Tabellen festgelegt. Das bedeutet auch, daß die Klassenrepräsentanten hier nicht verändert werden, da sie nicht von dem Bild abhängen sollen. Es wird nur ein schon im Vorfeld bestimmtes Bildsegment – das Abbild eines Fahrzeuges – mit dem für die Segmentierung vorgestellten Verfahren klassifiziert und zwar zu möglichst genau einer Klasse.

### 2.5.1 K-Mittelwert-Ballungsalgorithmus

Als Ballungstechniken können nun verschiedene Algorithmen angewandt werden. Eines dieser Verfahren ist der K-Mittelwert-Algorithmus zur Ballungssuche. Dieser ist nach [Plataniotis & Venetsanopoulos 2000] wie folgt aufgebaut:

1. Bestimme oder wähle  $K$  initiale Klassenrepräsentanten
2. Iterationsschritt: Ordne jedes Pixel derjenigen Klasse zu, bei der der Abstand zwischen Farbvektor des Pixels und Farbvektor des Klassenrepräsentanten am kleinsten ist.
3. Bestimme die neuen Klassenrepräsentanten so, daß die Summe der quadratischen Abstände von allen Punkten der alten Klasse zu den neuen Klassenrepräsentanten minimal ist.
4. Falls die neuen Klassenrepräsentanten gleich den alten Klassenrepräsentanten sind, ist der Algorithmus beendet, ansonsten wird er ab dem 2. Schritt wiederholt.

Angepaßt auf den in dieser Arbeit vorliegenden Fall beschränkt man diesen Algorithmus auf *einen* Iterationsschritt, da die Klassenrepräsentanten nicht verändert werden sollen.

### 2.5.2 Unscharfer K-Mittelwert-Algorithmus

Eine Erweiterung des K-Mittelwert-Ballungsverfahrens ist das *unscharfe* K-Mittelwert-Ballungsverfahren oder auch FCM(*fuzzy c-mean*)-Verfahren (siehe hierzu auch [Habäcker 1995; Kamel & Selim 1994]). Die Vorgehensweise des Algorithmus soll nach [Plataniotis & Venetsanopoulos 2000] dargestellt werden. Die Ballungszentren oder

Klassenrepräsentanten sollen so bestimmt werden, daß die Summe der gewichteten Abstände zwischen den zu klassifizierenden Merkmalsvektoren und den Ballungszentren minimal wird. Die zu minimierende Zielfunktion lautet daher

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m (d_{ij})^2,$$

mit der folgenden Bedeutung der Symbole:

$n$ : Anzahl der Merkmalsvektoren ( $j = 1, \dots, n$ ),

$K$ : Anzahl der Klassen ( $i = 1, \dots, K$ ),

$V$ : Menge der  $K$  Klassenrepräsentanten  $V = \{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_K\}$ ,

$\mu_{ij}$ : unscharfer Mitgliedswert für den  $j$ ten Merkmalsvektor zum  $i$ ten Klassenrepräsentanten,

$d_{ij}$ : euklidischer Abstand zwischen dem  $j$ ten Merkmalsvektor und dem Repräsentanten der  $i$ ten Klasse,  $d_{ij} = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|$ ,

$U$ : unscharfe  $K$ -Zerlegung des Bildes und

$m$ : Parameter, der den Unschärfegrad steuert. Für  $m = 1$  entspricht der FCM genau dem K-Mittelwert-Verfahren, also einer scharfen Ballung, und für größere  $m$  steigt der Unschärfegrad des Verfahrens.

Der Mitgliedswert  $\mu_{ij}$  entspricht der a-posteriori Wahrscheinlichkeit  $P(\omega_i|\mathbf{x}_j)$ , also der Wahrscheinlichkeit, daß sich der Merkmalsvektor  $\mathbf{x}_j$  in der Klasse  $\omega_i$  befindet. Die Wahrscheinlichkeiten für diese Klassenmitgliedschaft für jeden Punkt sind normiert wie folgt:

$$\sum_{i=1}^K P(\omega_i|\mathbf{x}_j) = 1. \quad (2.13)$$

Das Minimum der Funktion  $J_m(U, V)$  kann durch Nullsetzen der Ableitungen von  $J_m(U, V)$  nach  $\mu_{ij}$  (also  $P(\omega_i|\mathbf{x}_j)$ ) und nach  $\mathbf{v}_i$  gewonnen werden:

$$\frac{\partial J_m}{\partial \mathbf{v}_i} = 0 \quad \text{und} \quad \frac{\partial J_m}{\partial \mu_{ij}} = 0. \quad (2.14)$$

Daraus ergeben sich die folgenden Lösungen:

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{r=1}^K \left(\frac{d_{ij}}{d_{rj}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.15)$$

und

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m \mathbf{x}_j}{\sum_{j=1}^n (\mu_{ij})^m}, i = 1, \dots, K. \quad (2.16)$$

Zu diesen Lösungen gibt es jedoch nur selten analytische Lösungsverfahren. Daher nähert sich der im Folgenden dargestellte Algorithmus den Lösungen iterativ mit der Iterationsvariablen  $b$ , wobei  $U^{(b)}$  die  $b$ -te unscharfe  $K$ -Partitionierung zu den Klassenrepräsentanten  $\mathbf{v}_1^b, \dots, \mathbf{v}_K^b$  bezeichnet.

Für eine gegebene Menge von Datenpunkten  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$  verfare wie folgt:

1. Beschränke die Anzahl der Klassen auf  $K$ ,  $2 \leq K \leq n$ . Lege  $m$  fest,  $1 \leq m < \infty$ . Wähle ein inneres Produkt, das eine metrische Norm  $\| * \|$  induziert.
2. Initialisiere die unscharfe  $K$ -Zerlegung,  $U^{(b)} \in$  alle möglichen unscharfen Zerlegungen, mit  $b = 0$ . Initialisiere  $\mu_{ij}$  nach Gleichung (2.15).
3. Berechne die  $K$  Klassenrepräsentanten  $\{\mathbf{v}_i^b\}$  mit  $U^{(b)}$  und  $\mathbf{v}_i$  nach Gleichung (2.16).
4. Aktualisiere  $U^{(b)}$ . Aktualisiere  $\mu_{ij}$  nach Gleichung (2.15).
5. Falls  $\|U^{(b)} - U^{(b+1)}\| \leq \varepsilon$ , ist der Algorithmus beendet; sonst setze  $b = b + 1$  und führe den Algorithmus bei 3 fort.

[Lim & Lee 1990] untersuchen den  $K$ -Mittelwert-Ballungsalgorithmus und kombinieren dieses Verfahren mit einer vorhergehenden groben Segmentierung, um die Berechnungskomplexität des FCM-Ballungsverfahrens zu reduzieren. Anschließend vergleichen [Lim & Lee 1990] in einer Simulation den von ihnen entwickelten Algorithmus mit anderen Ballungsverfahren zur Segmentierung. Für die grobe Segmentierung werden Histogramme berechnet, in denen die Maxima die initialen Klassenrepräsentanten darstellen. Dadurch ergibt sich die – anfangs unbekannte – Anzahl der Klassen ( $K$ ). Die Pixel, die in der direkten Umgebung der Maxima liegen, werden den von diesen Maxima charakterisierten Klassen zugeordnet. Der Rest der Pixel bleibt unklassifiziert und wird erst in der nun folgenden feineren Segmentierung mittels des FCM-Ballungsverfahrens in die soeben bestimmten Klassen eingeteilt. [Lim & Lee 1990] verzichten auf eine Iteration und halten an den durch die Histogramme bestimmten Ballungszentren fest. Durch die Vorklassifizierung einiger Pixel im groben Segmentierungsschritt und durch den Verzicht auf die Iteration kann viel an Rechenkomplexität eingespart werden.

Um dieses Verfahren anwenden zu können, müssen einige Parameter festgelegt werden, nämlich  $K, m, \varepsilon, U^{(0)}$ , das durch eine Normmetrik induzierte innere Produkt und die Menge der Datenpunkte. Zur Klärung der Wahl des *Unschärfeparameters*  $m$  soll das Verhalten des Zusicherungsgrades bei unterschiedlichem  $m$  für zwei Klassenrepräsentanten betrachtet werden. In den Abbildungen 2.4, 2.5 und 2.6 sind die Zusicherungswerte abhängig vom Abstand zu den zwei Klassenrepräsentanten eingezeichnet.

Für  $m = 3$  ist das Verhältnis vom Zusicherungswert zum Abstand linear (siehe Abbildung 2.5 oben) und für  $m \rightarrow 1$  unterscheidet der Zusicherungsgrad nur noch zwischen null und eins (siehe Abbildung 2.7). Die Verteilung des Zusicherungswertes bei vier Klassenrepräsentanten für unterschiedliche Werte von  $m$  ist in den Abbildungen 2.8 und 2.9 dargestellt.

Die Übertragung des unscharfen K-Mittelwert-Ballungsverfahren für das hier vorliegende Problem geschieht analog zu den Anpassungen für das normale K-Mittelwert-Ballungsverfahren. Die Anzahl der Klassen sowie die Klassenrepräsentanten und damit  $U^{(0)}$  sind vorgegeben. Es soll wiederum keine Iteration stattfinden, daher wird auch kein Abbruchkriterium benötigt, also muß  $\varepsilon$  nicht bestimmt werden. Für das Abstandsmaß kann innerhalb des CIE-L\*u\*v\*-Farbraumes der euklidische Abstand gewählt werden, der sich wie folgt berechnet:

$$d_{ij} = \sqrt{(L_i^* - L_j^*)^2 + (u_i^* - u_j^*)^2 + (v_i^* - v_j^*)^2}.$$

### 2.5.3 Farbpixelklassifizierung in einem hybriden Farbraum

Ein weiterer Ansatz zur Farbbildsegmentierung durch pixelbasierte Klassifizierung beruht auf der Annahme, daß für unterschiedliche Anwendungen unterschiedliche Farbräume optimal sind. Daher entwickeln [Vandenbroucke & Macaire 1998] eine Vorgehensweise, mit der ein hybrider Farbraum an die zu segmentierenden Farbbilder adaptiert wird. Innerhalb dieses Farbraums werden die Farbpixel klassifiziert (siehe auch [Vandenbroucke et al. 2003]). Dieses Klassifizierungsverfahren wird von [Vandenbroucke & Macaire 1998] zur Einteilung von Fußballspielern in Farbbildsequenzen anhand der Farbe der Trikots verwendet. Hierzu führen sie einen k-dimensionalen hybriden Farbraum (*Hybrid Color Space*, HCS)  $\Pi^k$  ein, der k verfügbare Farbmerkmale enthält, so zum Beispiel die Einzelkomponenten von RGB, CIE-L\*u\*v\*, CIE-L\*a\*b\*, HSV etc.. Jedes Pixel der Farbbilder wird durch einen Punkt im  $\Pi^k$ -Farbraum repräsentiert, so wie jeder – interaktiv vorgegebene – Klassenrepräsentant als k-dimensionaler Merkmalsvektor im  $\Pi^k$ -Farbraum gegeben ist. Der Klassifizierungsalgorithmus soll nun jedoch in einem reduzierten dreidimensionalen Farbraum durchgeführt werden. Die Klassen sollen in diesem Farbraum gut separiert und kompakt sein. Anhand dieser Bedingungen wird aus dem  $\Pi^k$ -Farbraum ein  $\Pi^3$ -Farbraum berechnet. Die Klassifizierung erfolgt nun in diesem dreidimensionalen Farbraum, das heißt es wird jedes Pixel und jeder Klassenrepräsentant durch einen Punkt im  $\Pi^3$ -Farbraum repräsentiert. Jeder Farbvektor fällt in eine von der Größe des Objekts abhängige Nachbarschaftsumgebung. Jedem Pixel wird der Mittelwertvektor seiner Nachbarschaft zugeordnet. Für jede Klasse kann nun der euklidische Abstand zwischen dem Mittelwertvektor des zu klassifizierenden Pixels und dem Mittelwertvektor der Klasse berechnet werden. In die Klasse, zu der das Pixel den geringsten euklidischen Abstand hat, wird das Pixel eingeordnet.

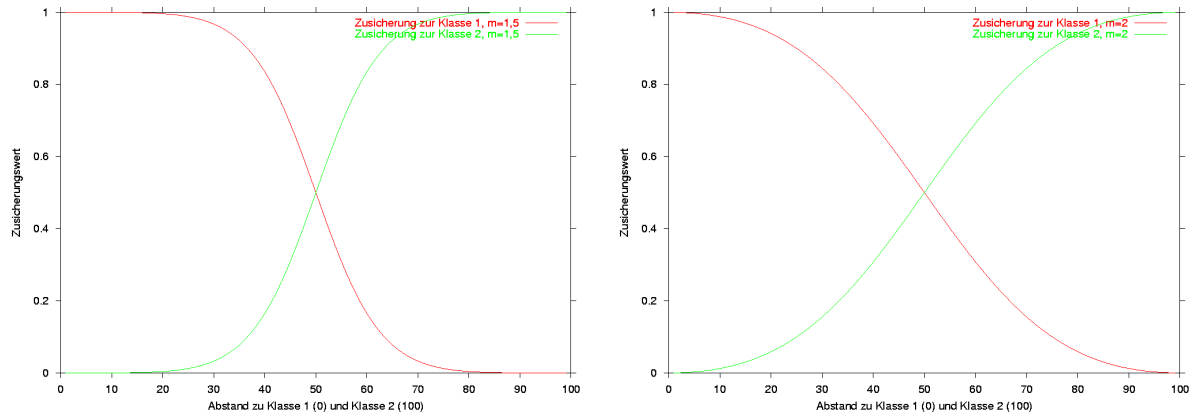


Abbildung 2.4: Verlauf des Zusicherungswertes bei zwei Klassenrepräsentanten (0 und 100) für  $m = 1,5$  (links) und  $m = 2$  (rechts).

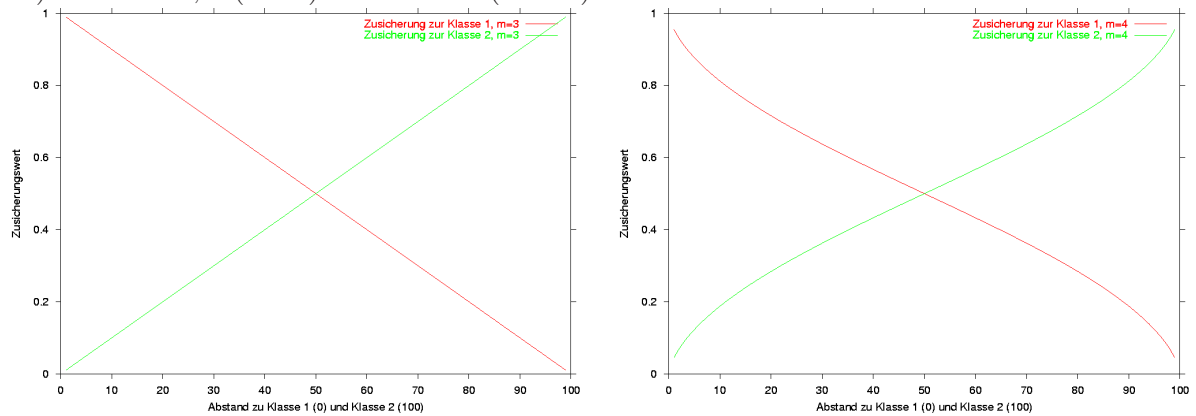


Abbildung 2.5: Verlauf des Zusicherungswertes bei zwei Klassenrepräsentanten (0 und 100) für  $m = 3$  (links) und  $m = 4$  (rechts)

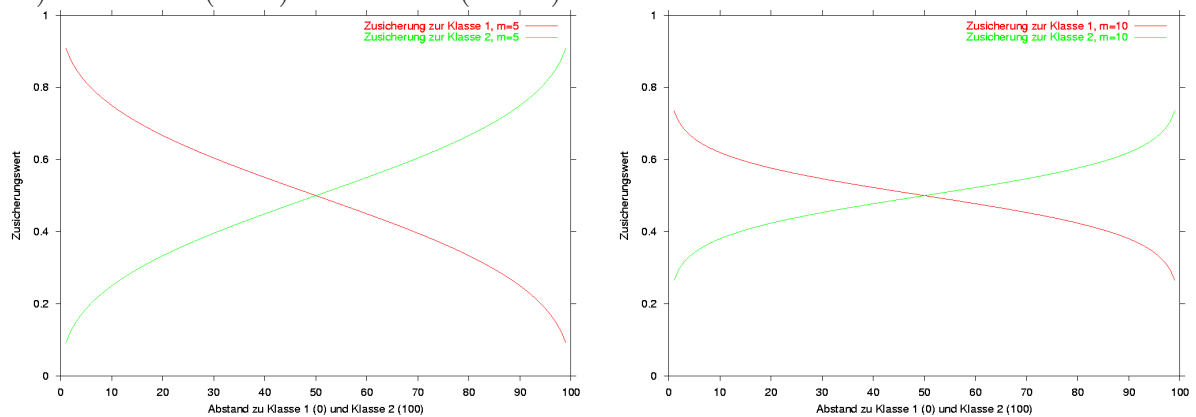


Abbildung 2.6: Verlauf des Zusicherungswertes bei zwei Klassenrepräsentanten (0 und 100) für  $m = 5$  (links) und  $m = 10$  (rechts)



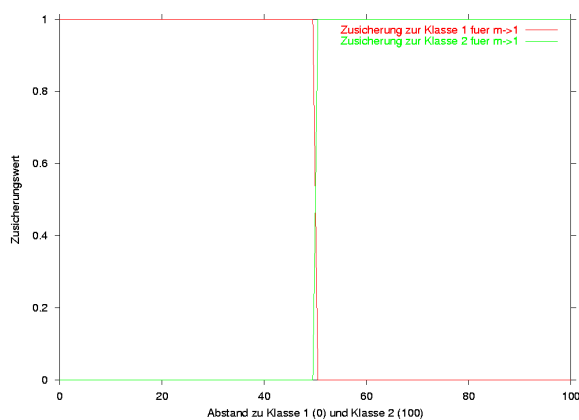


Abbildung 2.7: Verlauf des Zusicherungswertes bei zwei Klassenrepräsentanten (0 und 100) für  $m \rightarrow 1$

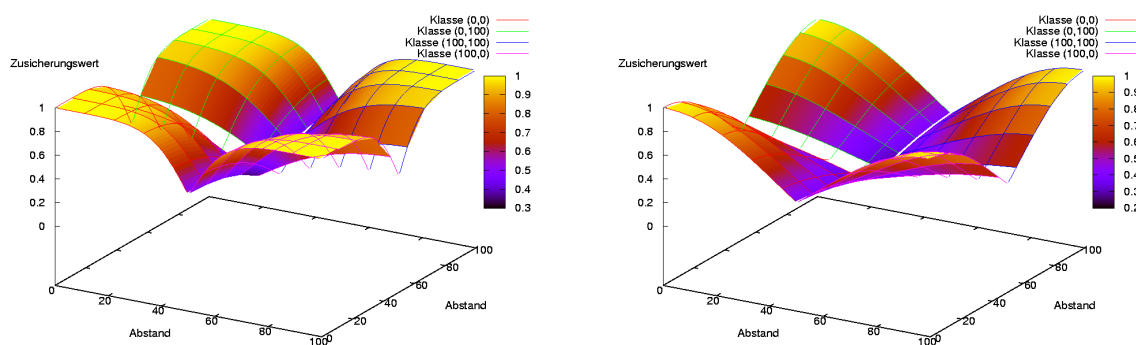


Abbildung 2.8: Verlauf des Zusicherungswertes bei vier Klassenrepräsentanten für  $m = 1, 5$  (links) und  $m = 2$  (rechts)

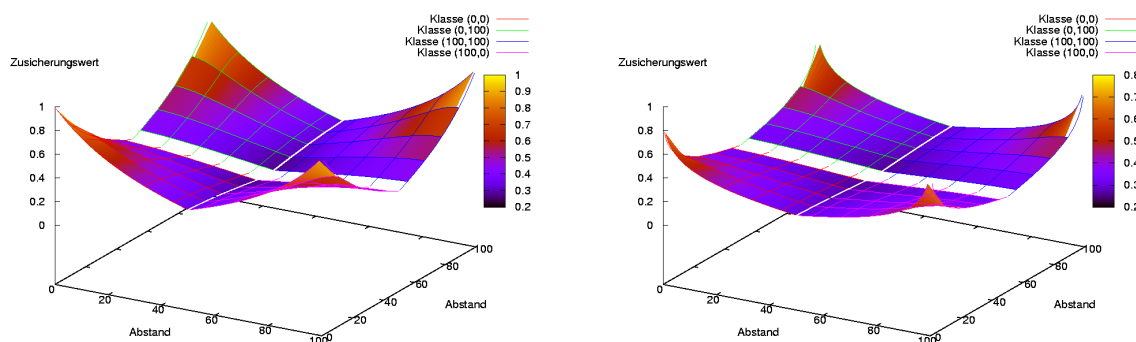


Abbildung 2.9: Verlauf des Zusicherungswertes bei vier Klassenrepräsentanten für  $m = 3$  (links) und  $m = 5$  (rechts)

### 2.5.4 Vergleich der vorgestellten Klassifizierungsverfahren

Alle hier vorgestellten Verfahren benutzen den euklidischen Abstand, wobei es fraglich ist, ob in dem aus einem hybriden Farbraum neu berechneten 2- oder 3-dimensionalen Farbraum überhaupt eine geeignete Metrik definierbar ist und so der Abstand zwischen zwei Farbwerten etwas über den vom Menschen empfundenen Abstand zwischen zwei Farben aussagt. Unter der Annahme, eine Metrik sei definiert, können prinzipiell sowohl der K-Mittelwert-Algorithmus als auch das unscharfe K-Mittelwertverfahren ebenfalls mit einem hybriden Farbraum kombiniert werden.

Ein großer Vorteil des FCM-Verfahrens (vgl. Abschnitt 2.5.2) ist gerade die Unschärfe – eventuell soll die Farbe eines zwei- oder mehrfarbigen Fahrzeugs erkannt werden, bei einem scharfen Verfahren führt das dazu, daß eine eindeutige Entscheidung für eine einzige Farbe gefällt werden muß. Bei einem unscharfen Verfahren ist es zumindest möglich, die Option einzubauen, daß sich das System für zwei Farben entscheiden kann oder selbständig erkennt, daß im vorliegenden Fall keine eindeutige Farbklassifikation möglich ist. Außerdem gibt diese Unschärfe auch die Vagheit des Farbbegriffs wieder.

Zusätzlich gewinnt man durch das FCM-Ballungsverfahren im Gegensatz zu den anderen hier vorgestellten Verfahren einen Wert, der etwas über die Sicherheit der Zuordnung aussagt.

## 2.6 Auswahl des Farbbegriffs für das gesamte Objekt

Nach der Berechnung der Klassifizierung durch das unscharfe K-Mittelwert-Ballungsverfahren liegen für jeden Farbvektor die Zusicherungsgrade zu jeder Klasse vor. Je nach verwendetem Verfahren ergeben sich ein oder mehrere Farbvektoren, für die Zusicherungsgrade bestimmt werden. Bei der Mittelwertbildung wird nur der Mittelwert klassifiziert. Der Farbbegriff mit dem größten Zusicherungsgrad kann als für das Fahrzeug charakterisierend gewählt werden.

Falls die Farbvektoren von allen Pixeln klassifiziert werden sollen, wird jedes Pixel einer Klasse zugeordnet. Die Farbe des gesamten Fahrzeugs wird als diejenige Farbe angenommen, zu deren Klassenrepräsentant die meisten Pixel zugeordnet wurden.

Die Auswahl der Pixel kann auch durch Betrachtung des Zusicherungswertes verbessert werden, indem man versucht, eventuelle Ausreißer – wie sie etwa durch Räder, Scheiben oder ungeeigneten Lichteinfall zu erwarten sind – zu eliminieren. Dies kann auf mindestens zwei Arten geschehen. Entweder werden die Zusicherungsgrade jeweils für eine Klasse betrachtet und Ausreißer innerhalb dieser Klasse gesucht und eliminiert.

Oder man definiert zum Beispiel die Klasse *Grau* als *Ausreißerklasse*, sucht die Farbvektoren, die in dieser Klasse einen hohen Zusicherungsgrad haben, und eliminiert diese Farbvektoren aus den anderen Klassen. Dies beruht auf der Annahme, daß in die Klas-

se *Grau* gerade die Pixel fallen, die zu Front- und Rückscheibe gehören. Der am Ende vorliegende Zusicherungswert bestimmt den Zusicherungswert, mit dem das *gesamte* Fahrzeug zu der gewählten Klasse zugeordnet wurde. Diese Verbesserungsvorschläge sind jedoch nur beim pixelbasierten Verfahren möglich, da wieder auf die Gesamtmenge der Pixel zurückgegriffen werden muß.

# Kapitel 3

## Verfahren zur Farberkennung und Farbbegriffzuordnung

In diesem Kapitel soll das implementierte Verfahren zur Farberkennung beschrieben werden. Dieses Verfahren soll die in Kapitel 1.2 vorgestellte Ebeneneinteilung eines Kognitiven Sichtsystems berücksichtigen. Zunächst wird ein einfaches Verfahren implementiert und getestet, das im Folgenden durch Hinzuziehen des Fahrzeugmodells und Verbesserungen erweitert wird.

### 3.1 Visuelles Teilsystem (MOTRIS)

1. Beruhend auf einer vorhergehenden Segmentierung eines Fahrzeugs werden alle zu diesem Objekt gehörenden Pixel zur weiteren Berechnung herangezogen. Der Schatten des Fahrzeugs wird dabei nicht berücksichtigt. In Kapitel 3.1.2 werden verschiedene Möglichkeiten zur Einschränkung der Pixelmenge vorgestellt und verglichen.
2. Die Farbvektoren der zum zu charakterisierenden Objekt gehörenden Pixel liegen in nichtlinearem RGB vor. Aufgrund des Kamerateyps wird zur  $\gamma$ -Korrektur  $\gamma = 2.22$  gewählt. Entsprechend der in Abschnitt 2.1.3 vorgestellten Matrixmultiplikation werden die nun in linearem RGB-Farbraum vorliegenden Vektoren in den CIE-XYZ-Farbraum abgebildet. In der in Abschnitt 2.1.7 vorgestellten Form werden daraus für alle Farbvektoren des Objektes die Farbvektoren im CIE-L\*u\*v\*-Farbraum berechnet.
3. Aus den Farbvektoren in CIE-L\*u\*v\*-Repräsentation wird der Mittelwertvektor bestimmt. Dieser Mittelwert kann durch die Bestimmung der Varianz verbessert werden (siehe Kapitel 3.1.3.1).
4. Dieser Mittelwertvektor repräsentiert die Farbe des Fahrzeugs im visuellen Teil-

system und wird zum begrifflichen Teilsystem weitergegeben.

Auf die Implementierung dieses Verfahrens wird in Anhang A näher eingegangen.

### 3.1.1 Erste Ergebnisse

Um innerhalb des visuellen Teilsystems erste Ergebnisse betrachten zu können, wurden in MOTRIS Farbabstände bezüglich beider vorgestellten Farbklassensysteme (vgl. Tabelle 2.1) berechnet – sowohl zu den von [Boynton & Olson 1987] entwickelten als auch zu den darauf aufbauend von [Yendrikhovskij 2001] bestimmten. So können diese verschiedenen Klassenrepräsentanten in Bezug auf diese Anwendung miteinander verglichen werden. Hierzu wurden zunächst innerhalb der Bildfolge *dtneu05* zwei ausgewählte Fahrzeuge verfolgt und für jedes Einzelbild der Mittelwertvektor der zum Fahrzeugabbild gehörigen Farbvektoren und die Abstände zu den Klassenrepräsentanten berechnet. In Abbildung 3.1 ist das erste Bild dargestellt, ab dem das rote Fahrzeug **Actor1** 68 Halbbilder lang verfolgt wurde. Die Abbildungen 3.2 zeigen für jedes Halbbild die Abstände des Mittelwertvektors zu jedem der elf Klassenrepräsentanten. Bezüglich jedem der beiden Farbklassensysteme ist Rot nicht die Farbe, zu welcher der Mittelwertvektor den kleinsten Abstand hat. Jedoch ist der Abstand zu Rosa jeweils am kleinsten – nach [Yendrikhovskij 2001] erst ab ungefähr Bild 20, wobei Weiß hier durchgehend einen fast so kleinen Abstand zum Mittelwert besitzt wie Rosa. Bei den ersten Bildern ist das Fahrzeug teilweise verdeckt, so daß sich durch diese Verdeckung die Zuordnung zu Weiß erklären läßt.

Das zweite ausgewählte Fahrzeug **Actor7** ist in Abbildung 3.3 zu sehen. Dieses Fahrzeug wurde über 30 Halbbilder verfolgt und wiederum wurden die Abstände des Mittelwertvektors zu den jeweiligen Klassenrepräsentanten berechnet (vgl. Abbildungen 3.4). Bei einiger Vergrößerung des Bildes kann man erkennen, daß das Fahrzeug dunkelblau ist. Es ist also durchaus korrekt, daß die Abstände zu den Farben Blau und Schwarz in beiden Fällen recht klein sind. Hierbei fällt auf, daß bei den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] in Abbildung 3.4 der Abstand zu Violett kleiner ist als zu Blau. Dies läßt sich durch das Farbspektrum (siehe Abbildung 2.1) und durch Tabelle 2.2 erklären: Der Abstand von Violett zu Blau ist kleiner als zum Beispiel der Abstand von Violett zu Rot.

Es ist nicht auszuschließen, daß aufgrund der Verfolgung Störungen auftreten, das heißt, daß vorübergehend vermehrt Farbvektoren, die eigentlich zur Fahrbahn gehören, dem Fahrzeug zugeordnet werden. Um zu testen, wie gut die Klassifikation ohne Störungen durch fehlerhafte Verfolgungen ist, wurden sieben Fahrzeuge der Bildfolge *dtneu05* klassifiziert, indem zur Bestimmung der Fahrzeugabbilder die interaktiv gesetzten Grundwahrheiten benutzt wurden. In den Abbildungen 3.6 und 3.7 sind die verschiedenen klassifizierten Fahrzeuge **Actor1** bis **Actor7** zu verschiedenen Zeiten der Bildfolge zu sehen. **Actor1** und **Actor6** sind rot, **Actor2** bis **Actor5** sind weiß und **Actor7** ist dunkelblau. Die darauffolgenden Abbildungen 3.8 bis 3.14 zeigen jeweils die Abstände zu den

Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] und nach [Yendrikhovskij 2001] sowie die Anzahl der zur Berechnung des Mittelwertvektors verwendeten Pixel. Bei den einzelnen Fahrzeugen lassen sich folgende Beobachtungen festhalten:

**Actor1, Abb. 3.8** Das Fahrzeug ist rot und wird bei beiden Mengen von Klassenrepräsentanten hauptsächlich Rosa zugeordnet. Bei der Zuordnung nach [Yendrikhovskij 2001] wird zu Anfang der Klassifikation das Fahrzeug zu Weiß zugeordnet. Dies läßt sich jedoch leicht klären: In den ersten Bildern befindet sich das Fahrzeug Actor1 teilweise hinter einem im Bild weiß erscheinenden Mast.

**Actor2, Abb. 3.9** Das Fahrzeug ist weiß und wird nach [Boynton & Olson 1987] abwechselnd zu Grau und zu Weiß zugeordnet. Nach [Yendrikhovskij 2001] wird das Fahrzeug eindeutig zu Weiß zugeordnet.

**Actor3, Abb. 3.10** Actor3 ist wiederum weiß und wird sowohl nach [Boynton & Olson 1987] als auch nach [Yendrikhovskij 2001] als Weiß klassifiziert. Bei diesem Fahrzeug ist die Änderung der Anzahl der Pixel über der Anzahl der Halbbilder am größten, bei Halbbild Nr. 400 gehen über 6500 Pixel in die Mittelwertbildung ein, bei Halbbild Nr. 500 nur noch 4500. Trotz dieses Verlaufs bleibt die Klassifikation korrekt. Außerdem ist zu bemerken, daß bei den Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] als *zweitnächste* Farbe Grün-Gelb erscheint und nicht Grau, wie man erwarten könnte.

**Actor4, Abb. 3.11** Actor4 ist ebenfalls Weiß und es lassen sich ähnliche Aussagen wie bei Actor3 treffen. Auch hier wird das Fahrzeug als Weiß klassifiziert und auch hier ist nach [Yendrikhovskij 2001] Grün-Gelb die zweitnächste Farbe.

**Actor5, Abb. 3.12** Actor5 ist wiederum ein weißes Fahrzeug und die Beobachtungen entsprechen den Beobachtungen zu Actor3 und Actor4.

**Actor6, Abb. 3.13** Actor6 ist ein rotes Fahrzeug und hier kann man ähnliche Aussagen wie bei Actor1 treffen. Das Fahrzeug wird nach [Boynton & Olson 1987] Rosa zugeordnet und nach [Yendrikhovskij 2001] Rosa und zwischenzeitlich Weiß. Da Actor6 eine ähnliche Strecke fährt wie Actor1, läßt sich die zeitweise Zuordnung zu Weiß auch auf ähnliche Weise erklären.

**Actor7, Abb. 3.14** Actor7 ist das einzige dunkelblaue Fahrzeug unter den hier betrachteten Fahrzeugen. Nach [Boynton & Olson 1987] wird das Fahrzeug Grau zugeordnet, relativ nahe dabei liegen jedoch die Farben Schwarz, Violett und Blau. Während Schwarz und Blau plausibel erscheinen, überrascht Violett zunächst, wird aber verständlich anhand der Tabelle 2.2: Violett weist zu Schwarz und Blau den geringsten Abstand im Vergleich zu allen übrigen Farbrepräsentanten auf.

Für alle hier betrachteten Fahrzeuge gilt, daß sich keine Beziehung zwischen der Klassifikation und der Veränderung der Anzahl Pixel herstellen läßt, obwohl sich die Anzahl der Pixel teilweise stark ändert. Bei fast allen Fahrzeugen bleibt die Farbe mit dem kleinsten Abstand zu allen Zeitpunkten gleich, außer bei **Actor1** und **Actor6**, was sich wie oben beschrieben durch die zwischenzeitliche teilweise Verdeckung erklären läßt. Bei **Actor2** kommen ebenfalls Schwankungen – diesmal zwischen Grau und Weiß – vor. Dies ließe sich leicht durch Schatten oder die mit einberechneten Fensterscheiben erklären, wenn diese Schwankungen auch bei den anderen weißen Fahrzeug vorkommen würden. Diese aber werden relativ eindeutig zu Weiß klassifiziert.

Bei **Actor1** und **Actor6** – den beiden roten Fahrzeugen – erscheint nach [Yendrikhovskij 2001] interessanterweise unter den drei nächsten Farben Grün-Gelb. Bei **Actor3** und **Actor4** ist Grün-Gelb sogar die zweitnächsten Farbe. Hier ist der Abstand jedoch sehr groß. **Actor1**, **Actor3** und **Actor6** fahren alle drei im hinteren Straßenbereich durch das Bild, die Fahrzeuge werden kaum durch Schatten bedeckt und die Fensterscheiben weisen starke Lichtreflektionen auf. Auch **Actor4** fährt zumindest zur Zeit der Klassifikation in einem sehr stark gerichtet beleuchteten Bereich. Man kann also vermuten, daß dieser Effekt durch die Spiegelungen in den Front- und Seitenscheiben entsteht. In Kapitel 3.1.2.2 bestätigt sich diese Vermutung, da hier bessere Ergebnisse dadurch erzielt werden, daß die zu den Fensterscheiben gehörigen Pixel nicht in die Mittelwertberechnung eingehen, und es zeigt sich, daß tatsächlich die Farbe Grün-Gelb keine große Rolle mehr spielt.

Die bisherigen Ergebnisse stellen lediglich einen ersten Schritt in Richtung eines Vergleichs der beiden Mengen von Klassenrepräsentanten dar. Für beide sollte auch untersucht werden, inwiefern die Klassenrepräsentanten untereinander verbunden sind. [Boynton & Olson 1987] beantworten diese Frage aus psychologischen und linguistischen Gesichtspunkten teilweise innerhalb des OSA-Farbraumes – ob dies jedoch einfach übertragen werden kann, ist noch unklar. Für diese Anwendung könnten auch andere Grundfarbbegriffe relevant sein. Es gibt zum Beispiel wenig braune Fahrzeuge.

Dies sind jedoch alles Fragestellungen, die innerhalb des begrifflichen Teilsystems untersucht werden sollten. Die Ergebnisse innerhalb des visuellen Teilsystems sind bisher noch nicht zufriedenstellend, da einerseits nicht immer der Mittelwertvektor tatsächlich den kleinsten Abstand zur Fahrzeugfarbe hat und andererseits die Klassenrepräsentanten insgesamt relativ dicht beieinander liegen. Daher sollen zunächst Verbesserungen der Klassifikation innerhalb des visuellen Teilsystems vorgenommen werden. Diese Verbesserungen werden hauptsächlich darin bestehen, die Auswahl der zur Mittelwertbildung herangezogenen Pixel zu beschränken und damit Ausreißer zu entfernen.





Abbildung 3.1: Bilder aus der Bildfolge dtneu05 mit Actor1, verfolgt von Bild Nr. 2 (oben) bis Bild Nr. 70 (unten)



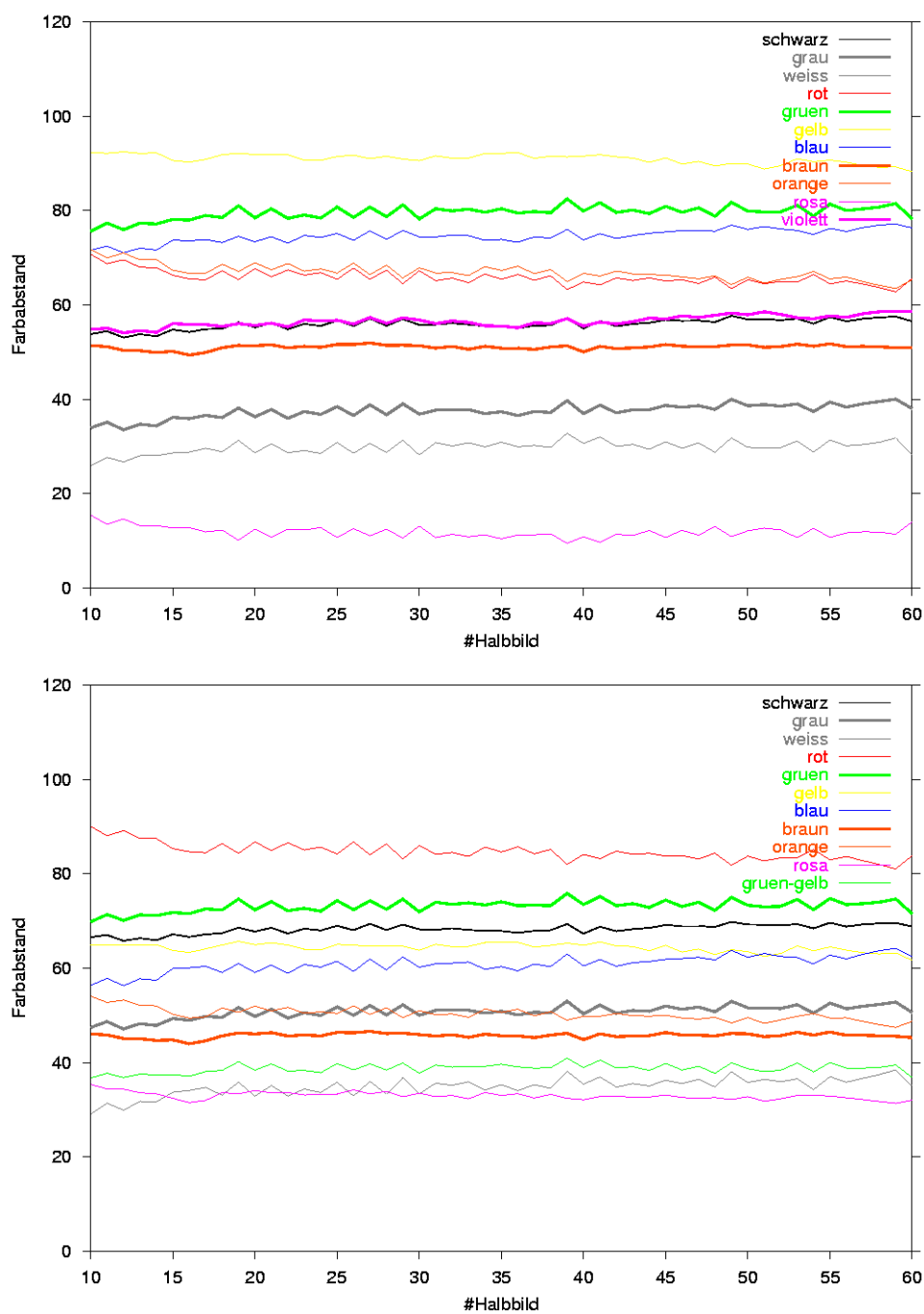


Abbildung 3.2: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug Actor1 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (unten)



Abbildung 3.3: Bilder aus der Bildfolge dtneu05 mit Actor7, verfolgt von Bild Nr. 443 (oben) bis Bild Nr. 473 (unten)

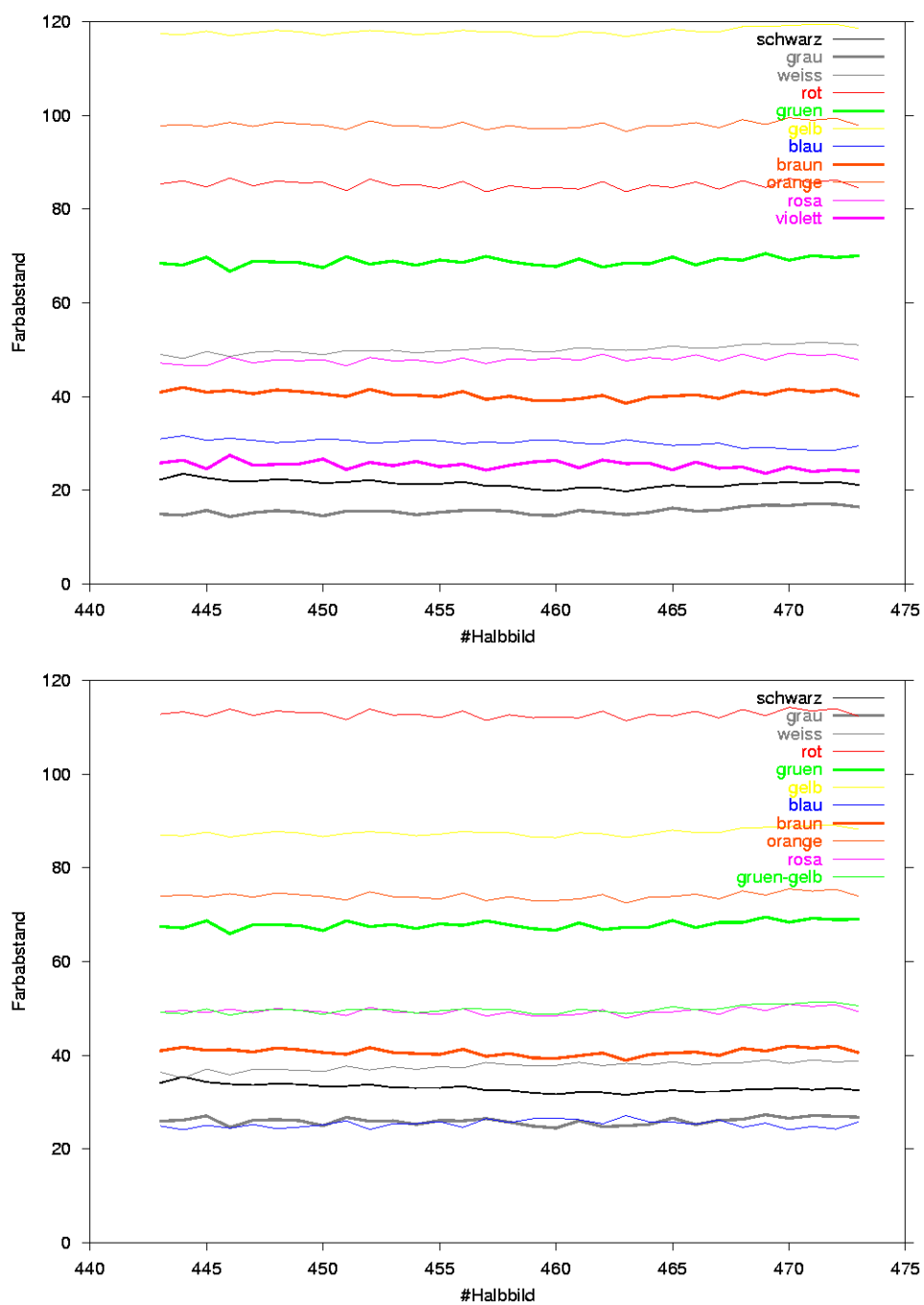


Abbildung 3.4: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug Actor7 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (unten)

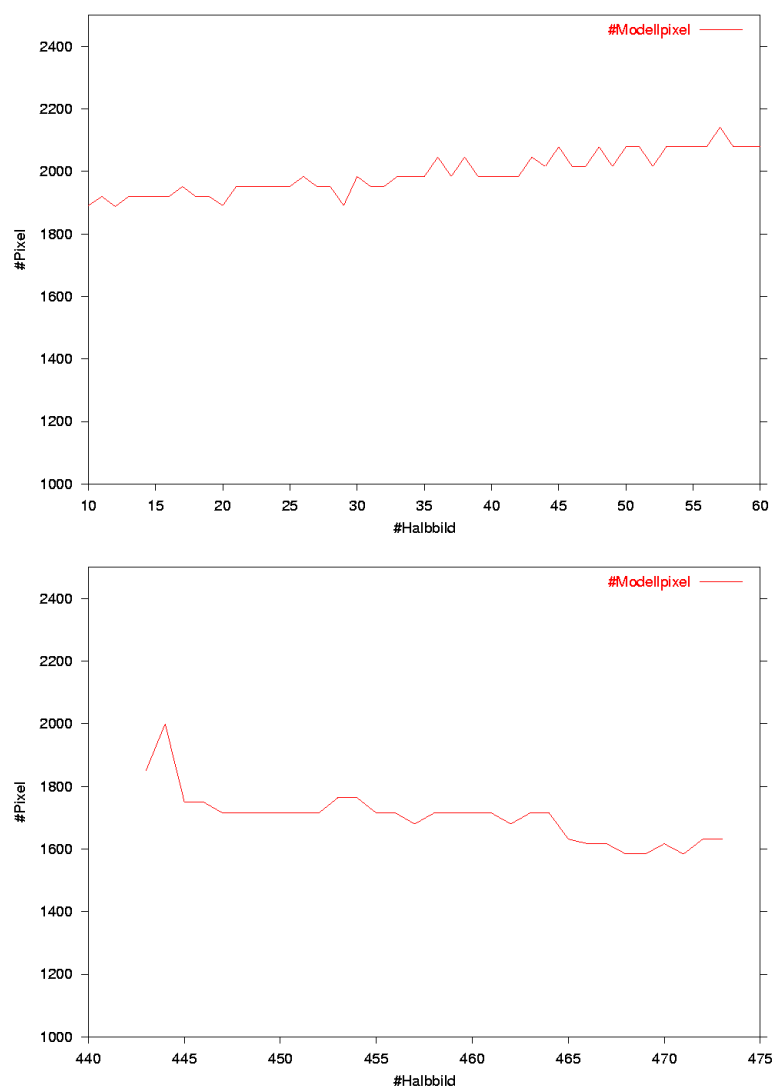


Abbildung 3.5: Die Anzahl der Pixel in jedem Halbbild für Actor1 (oben) und Actor7 (unten)





Abbildung 3.6: Bilder aus der Bildfolge dtneu05 mit den Grundwahrheiten von Actor1 bis Actor5 in Bild Nr.10 (oben) und Bild Nr.400 (unten)



Abbildung 3.7: Bilder aus der Bildfolge dtneu05 mit den Grundwahrheiten von Actor2 bis Actor7 in Bild Nr. 490 (oben) und Bild Nr. 540 (unten)

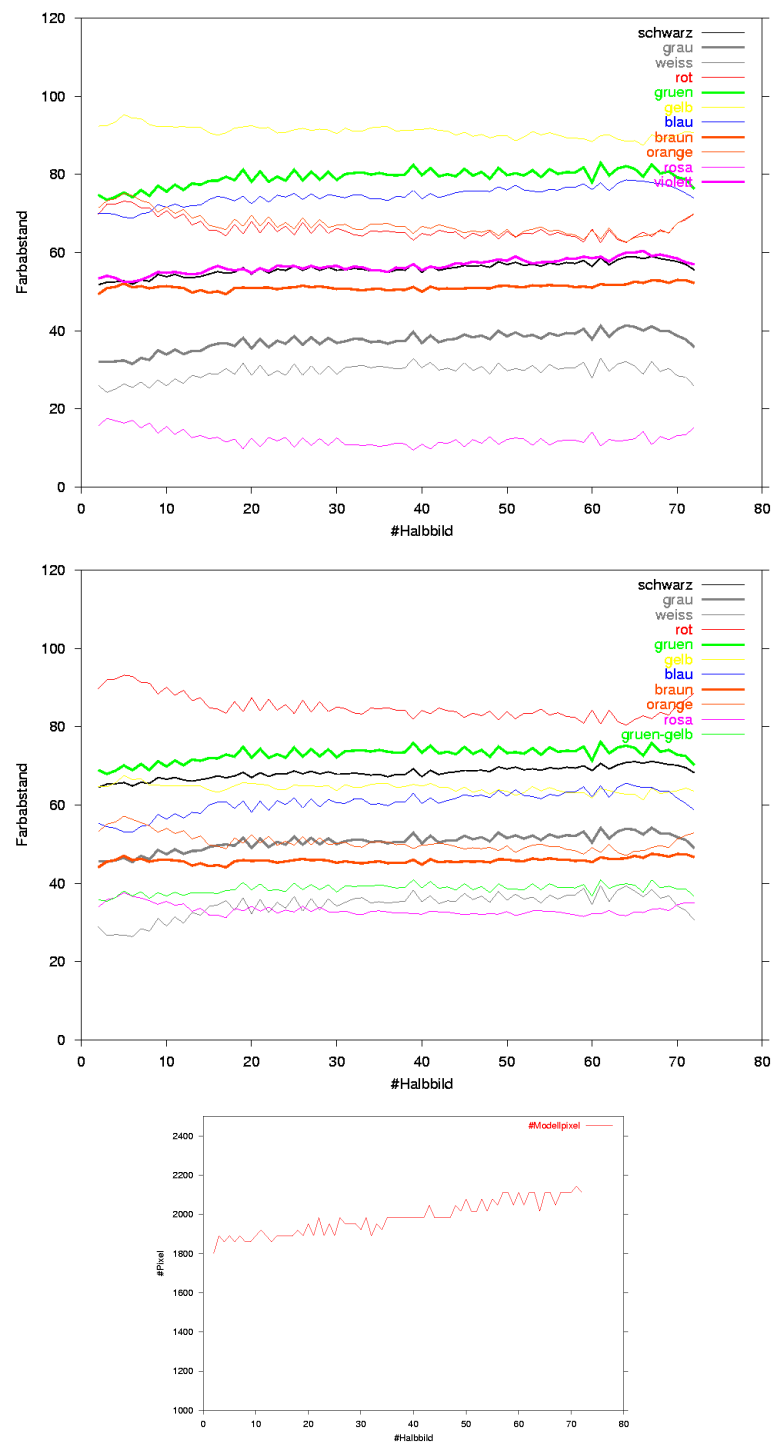


Abbildung 3.8: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug Actor1 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)



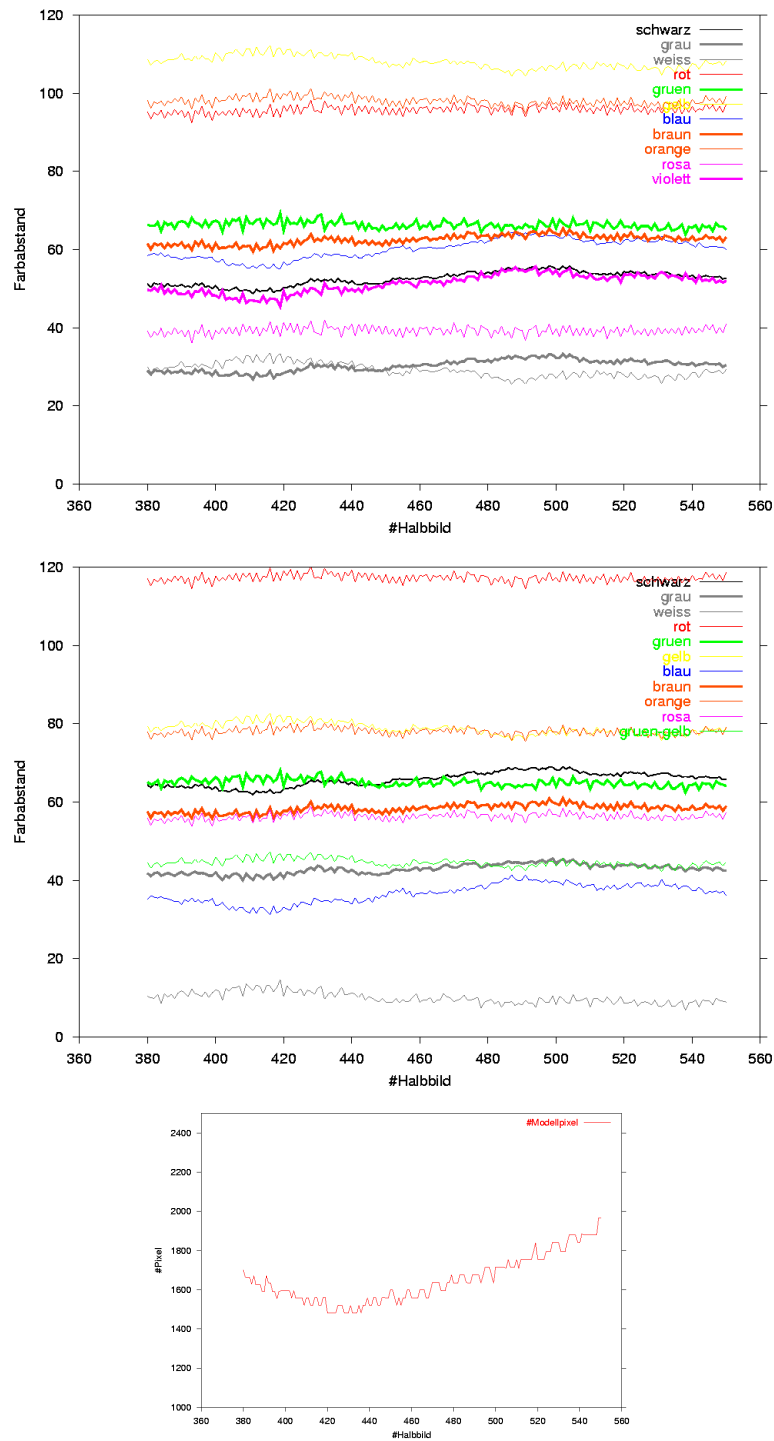


Abbildung 3.9: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug Actor2 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)



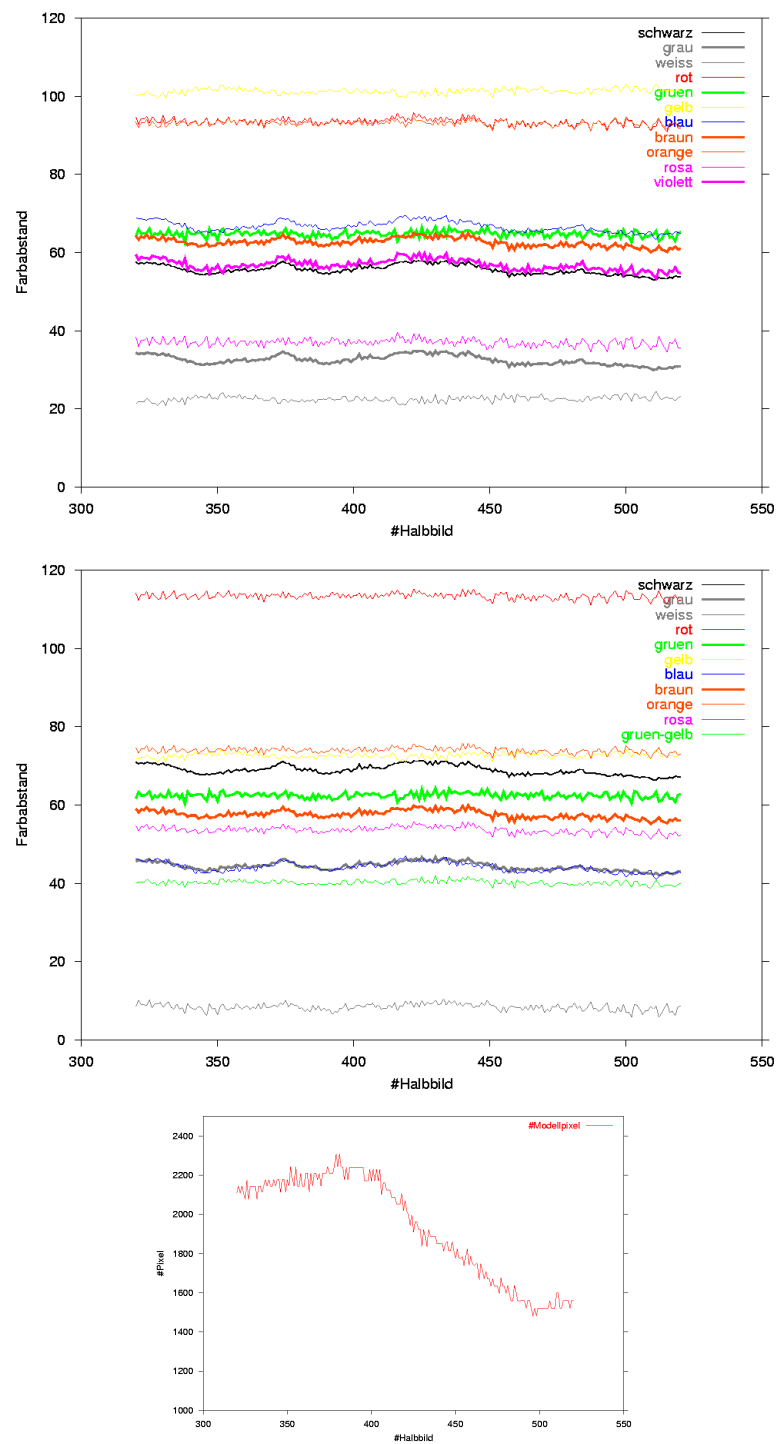


Abbildung 3.10: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug **Actor3** zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

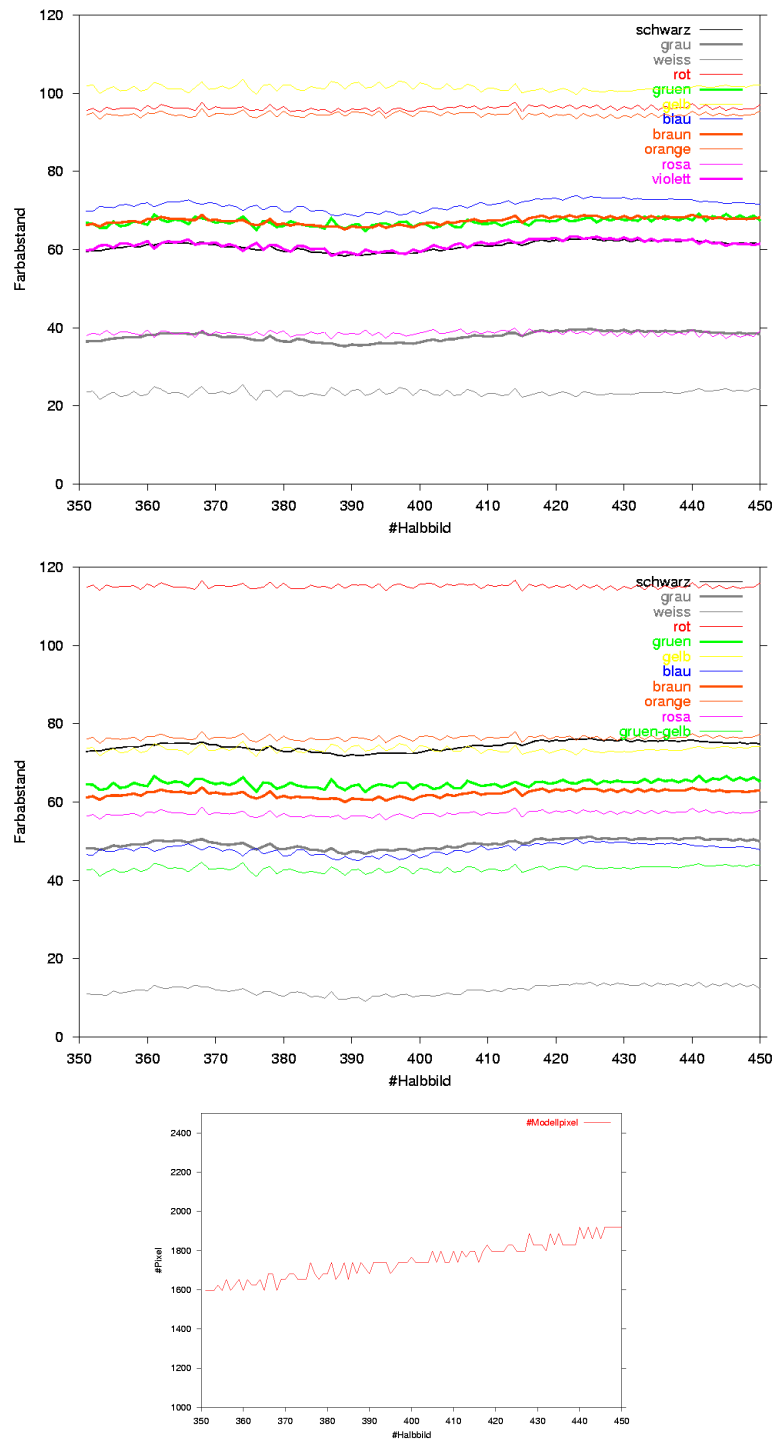


Abbildung 3.11: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug **Actor4** zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

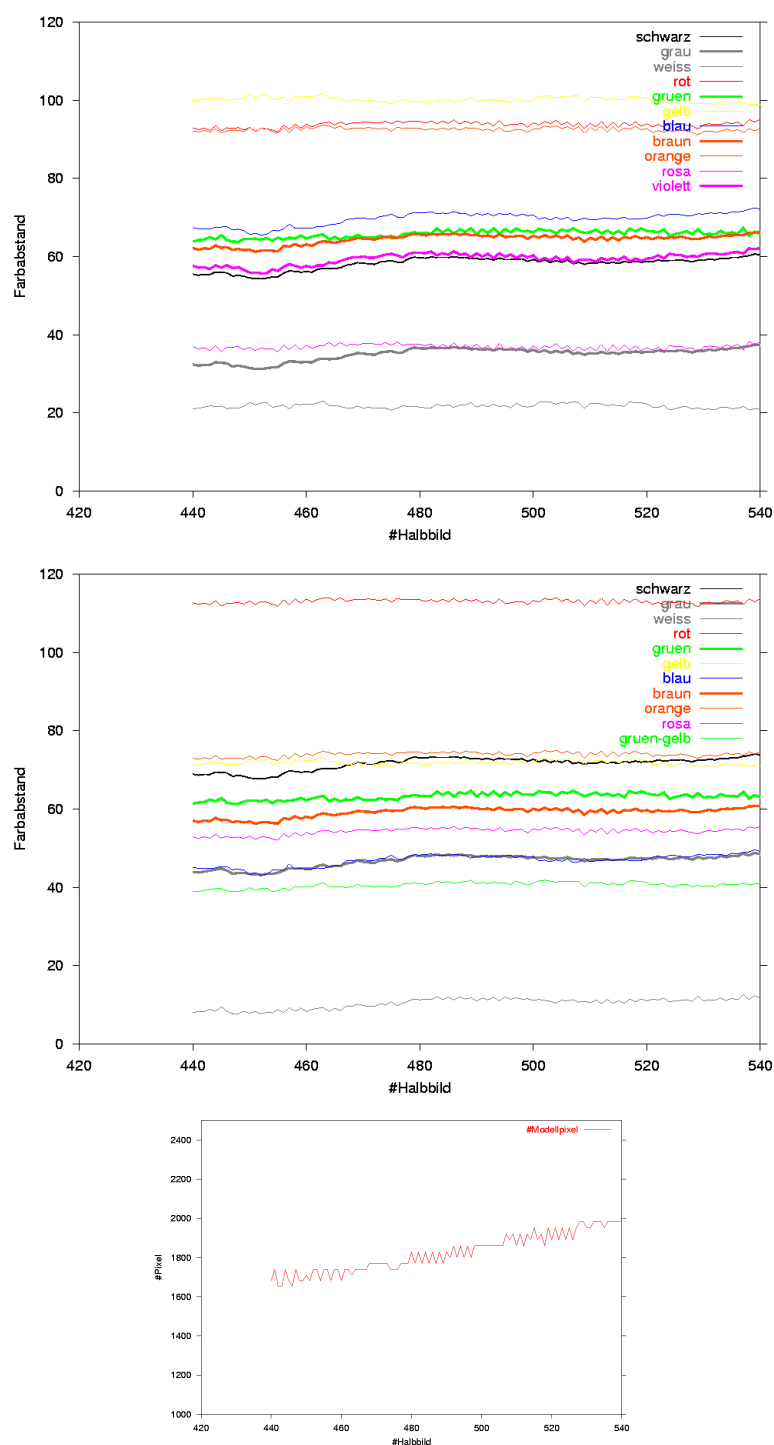


Abbildung 3.12: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug **Actor5** zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

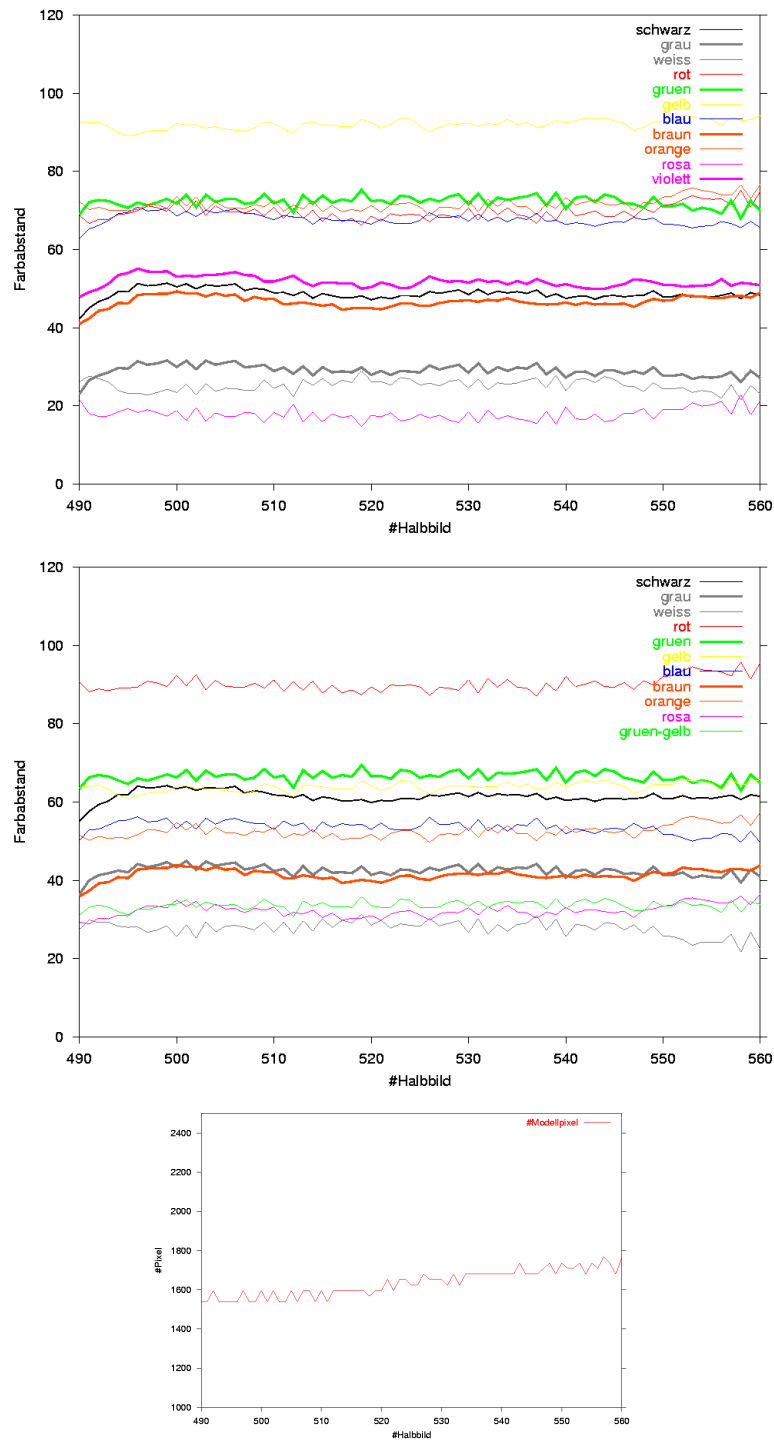


Abbildung 3.13: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug **Actor6** zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

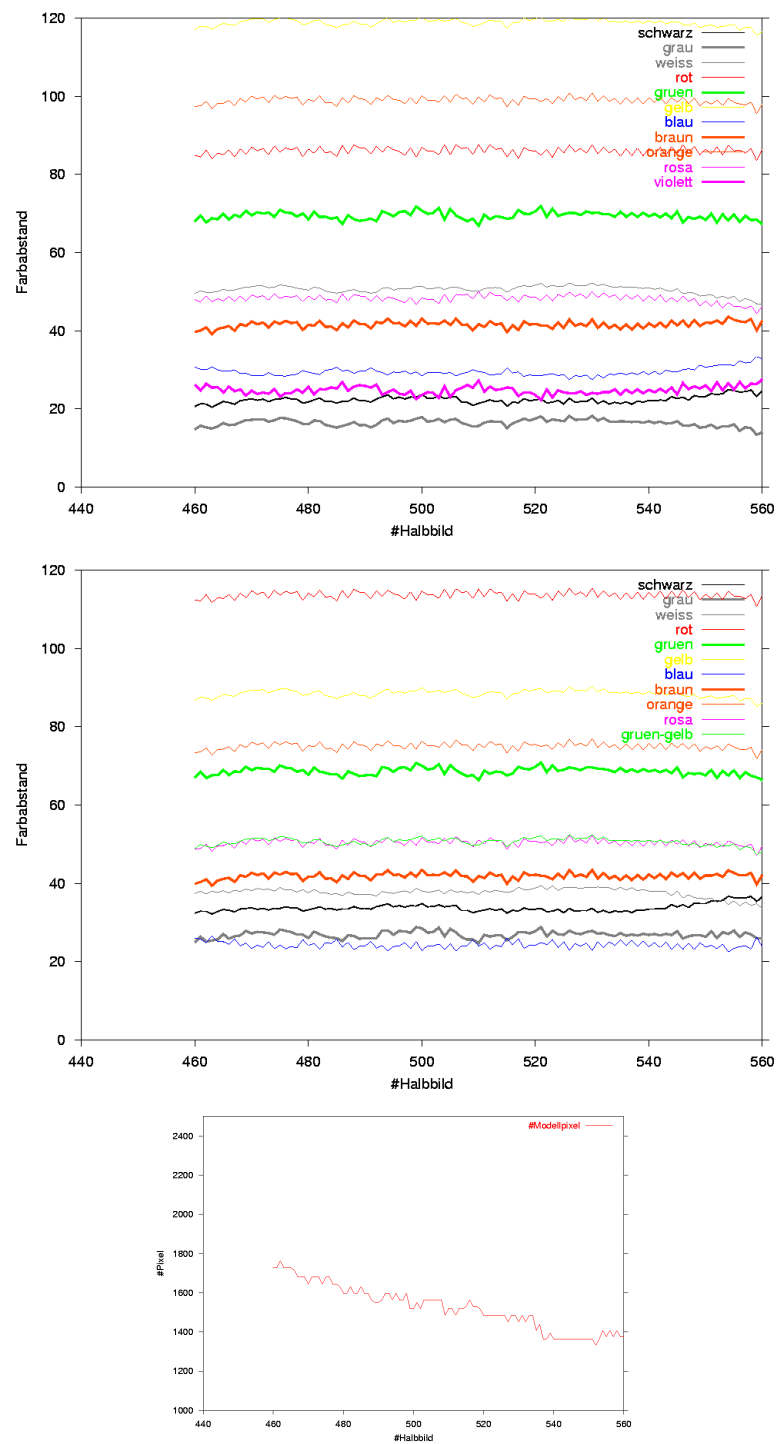


Abbildung 3.14: Abstände des Mittelwertvektors von Fahrzeug **Actor7** zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

### 3.1.2 Verbesserungen in Bezug auf die Auswahl der Pixel

Zur Verbesserung der Klassifikation sollen die Pixel, die zur Mittelwertbildung herangezogen werden, besser ausgewählt werden, indem zum Beispiel Ausreißer gesucht und eliminiert werden. Die Farbwerte von Kantenelementen sind aufgrund der großen Helligkeitsunterschiede und den dadurch hervorgerufenen Fehlern bei der Aufnahme zum Teil stark verfälscht, das heißt, die Farbwerte der Kantenelemente differieren stark von den Farbwerten des sonstigen Objektbildes (siehe hierzu auch [Magee 2004]). Das Weglassen von Pixeln am Ort von Kantenelementen ist also eine Möglichkeit, durch Einschränkung der Menge der Pixel auf diejenigen, die keine Kantenelemente sind, die Klassifizierung zu verbessern. Ebenfalls zu einer solchen Einschränkung der Pixelmenge und somit zu einer verbesserten Auswahl der Pixel führt die in Kapitel 2.3 angesprochene Vorgehensweise, nicht vom gesamten Fahrzeugabbild den Mittelwert zu bilden, sondern einzelne Fahrzeugteile getrennt zu betrachten. Beide Ansätze sollen im Folgenden getestet und die Ergebnisse miteinander und mit den vorangegangenen Ergebnissen verglichen werden.

#### 3.1.2.1 Eliminierung der Kanten

Im ersten Versuch wurden die Kantenelemente innerhalb des Objektbildes bestimmt und aus der Menge der Pixel, die zur Mittelwertbestimmung herangezogen werden, gelöscht. Getestet wurde diese neue Variante an den Fahrzeugen **Actor1**, **Actor2**, **Actor6** und **Actor7** – also an den drei farbigen Fahrzeugen und an einem der weißen. Die Ergebnisse sind in den Abbildungen 3.15 bis 3.18 dargestellt.

**Actor1, Abb. 3.15** Im Vergleich zur Klassifizierung mit allen Pixeln (Abb. 3.8) ist nach [Boynton & Olson 1987] zwar immer noch Rosa die Farbe, zu der der kleinste Abstand besteht, die Reihenfolge von Grau und Weiß ist jedoch vertauscht. Für Braun, Schwarz und Violett sind die Abstände kleiner geworden, die Abstände zu den anderen beiden Rot-Tönen Rot und Orange sind jedoch ungefähr gleich geblieben, teilweise sogar größer geworden. Nach [Yendrikhovskij 2001] ist die Zuordnung zu Rosa etwas deutlicher geworden und auch Braun ist etwas näher herangerückt. Die Abstände zu den anderen beiden Rot-Tönen haben sich hingegen kaum verändert, zu Schwarz ist der Abstand jedoch etwas kleiner geworden.

**Actor2, Abb. 3.16** Nach [Boynton & Olson 1987] ist hier der Abstand zu Grau der kleinste im Gegensatz zu der Klassifizierung mit allen Pixeln (Abb. 3.9), bei der die Abstände von Grau und Weiß stark variieren, aber immer über 20 liegen. Die Klassifizierung ist durch das Eliminieren der Kantenelemente zwar eindeutig geworden, jedoch nicht zu Weiß, sondern zu Grau. Bei der Klassifizierung nach [Yendrikhovskij 2001] ist die Zuordnung immer noch eindeutig zu Weiß, der Abstand ist aber größer geworden.

**Actor6, Abb. 3.17** Für dieses rote Fahrzeug ist die Zuordnung nach [Boynton & Olson 1987] nun nicht mehr zu Rosa (wie in Abb. 3.13), sondern recht eindeutig zu Grau. Insgesamt sind hier wiederum die Abstände kleiner geworden, bis auf die Abstände zu den Farben Grün und Gelb. Nach [Yendrikhovskij 2001] ist die Zuordnung uneindeutiger geworden, sie schwankt zwischen Rosa, Weiß, Grau, Braun und Gelb-Grün.

**Actor7, Abb. 3.18** Die Zuordnung nach [Boynton & Olson 1987] wechselte für dieses blauschwarze Fahrzeug von Grau (Abb. 3.14) zu Schwarz, wobei nun Grau die *zweitnächste* Farbe ist. Die Reihenfolge der anderen Farben ist gleich geblieben, wenn sich auch die Abstände etwas verringert haben. Bei der Klassifizierung nach [Yendrikhovskij 2001] wird das Fahrzeug Grau zugeordnet, wobei die Abstände zu Blau und Schwarz fast ebenso klein sind.

In seltenen Fällen (z.B. bei **Actor1**, nach [Yendrikhovskij 2001]) ist die Zuordnung tatsächlich besser geworden. Die meisten Fahrzeuge wurden sowohl nach [Boynton & Olson 1987] als auch nach [Yendrikhovskij 2001] nicht denjenigen Farben zugeordnet, welche man aufgrund der Fahrzeugfarbe erwartet. Die Abstände zu den Klassenrepräsentanten sind immerhin etwas kleiner geworden. Bei allen Klassifizierungen blieb die Anzahl der Kantenpixel, die eliminiert wurden, konstant, auch wenn die Anzahl der Gesamtpixel variierte.

Um zu überprüfen, ob nur die Kantenelemente die oben aufgeführte Eigenschaft haben, so daß sie die Klassifizierung verschlechtern, oder alle Pixel mit einem hohen Gradientenbetrag zu dieser Verfälschung der Farbwerte beitragen, wurden in einem zweiten Versuch diejenigen Pixel entfernt, welche einen Gradientenbetrag oberhalb eines bestimmten Schwellwertes besitzen. Diese zweite Variante der Mittelwertberechnung wurde an den gleichen Fahrzeugen getestet – vorläufig mit dem Schwellwert fünf. In den Abbildungen 3.19 bis 3.22 sind die Ergebnisse dargestellt.

**Actor1, Abb. 3.19** Die Abstände haben sich hier für beide Mengen von Klassenrepräsentanten sehr stark geändert (vgl. Abb. 3.8). In beiden Fällen ist Braun nun näher als Rosa, nach [Yendrikhovskij 2001] liegt sogar eine fast eindeutige Zuordnung zu Braun vor. Bei der Klassifizierung nach [Boynton & Olson 1987] schwankt die Zuordnung zwischen Grau und Braun – Farben, zu denen ebenfalls ein verhältnismäßig kleiner Abstand besteht, sind Schwarz, Violett und Rosa. Der Abstand zu Grün-Gelb (nach [Yendrikhovskij 2001]) ist gleich geblieben und damit in der Reihenfolge der Farben weiter weggerückt.

**Actor2, Abb. 3.20** Hier ist in der Klassifizierung nach [Boynton & Olson 1987] der Abstand zu Weiß sehr groß geworden, das Fahrzeug wird Grau zugeordnet mit sehr kleinem Abstand. Die Klassifizierung nach [Yendrikhovskij 2001] ist sowohl im Vergleich zu der Klassifizierung mit allen Pixeln als auch zu der Klassifizierung ohne die Kantenelemente schlechter geworden.

**Actor6, Abb. 3.21** Für dieses Fahrzeug tritt ein ähnlicher Effekt wie für das Fahrzeug Actor1 auf, wenn auch nicht ganz so stark. Das Fahrzeug wird immer noch wie bei der Klassifizierung ohne Kantenelemente zu Grau zugeordnet (nach [Boynton & Olson 1987]), beziehungsweise abwechselnd zu Grau und zu Braun (nach [Yendrikhovskij 2001]).

**Actor7, Abb. 3.22** Die Abstände sind sowohl nach [Boynton & Olson 1987] als auch nach [Yendrikhovskij 2001] weiter auseinander gezogen. In beiden Fällen wird das Fahrzeug eindeutig Schwarz zugeordnet.

Die Ergebnisse für die farbigen Fahrzeuge sind etwas verbessert, sowohl in Bezug auf die ursprüngliche Version mit allen Objektpixeln als auch in Bezug auf die Variante, bei der nur Kantenelemente ausgeschlossen werden. Die Anzahl der Ausreißerpixel – also derjenigen Pixel, die einen Gradientenbetrag größer fünf aufweisen – variiert teilweise recht stark, aber nicht unbedingt abhängig von der Gesamtzahl der Pixel. Da die Einschränkung des Mittelwertvektors sowohl auf diejenigen Pixel ohne die Kantenelemente als auch auf diejenigen Pixel, die keinen Gradientenbetrag größer als fünf besitzen, keine besonderen Verbesserungen herbeiführte, soll nun die Pixelmenge aufgrund des Wissens über das Fahrzeugmodell eingeschränkt werden.



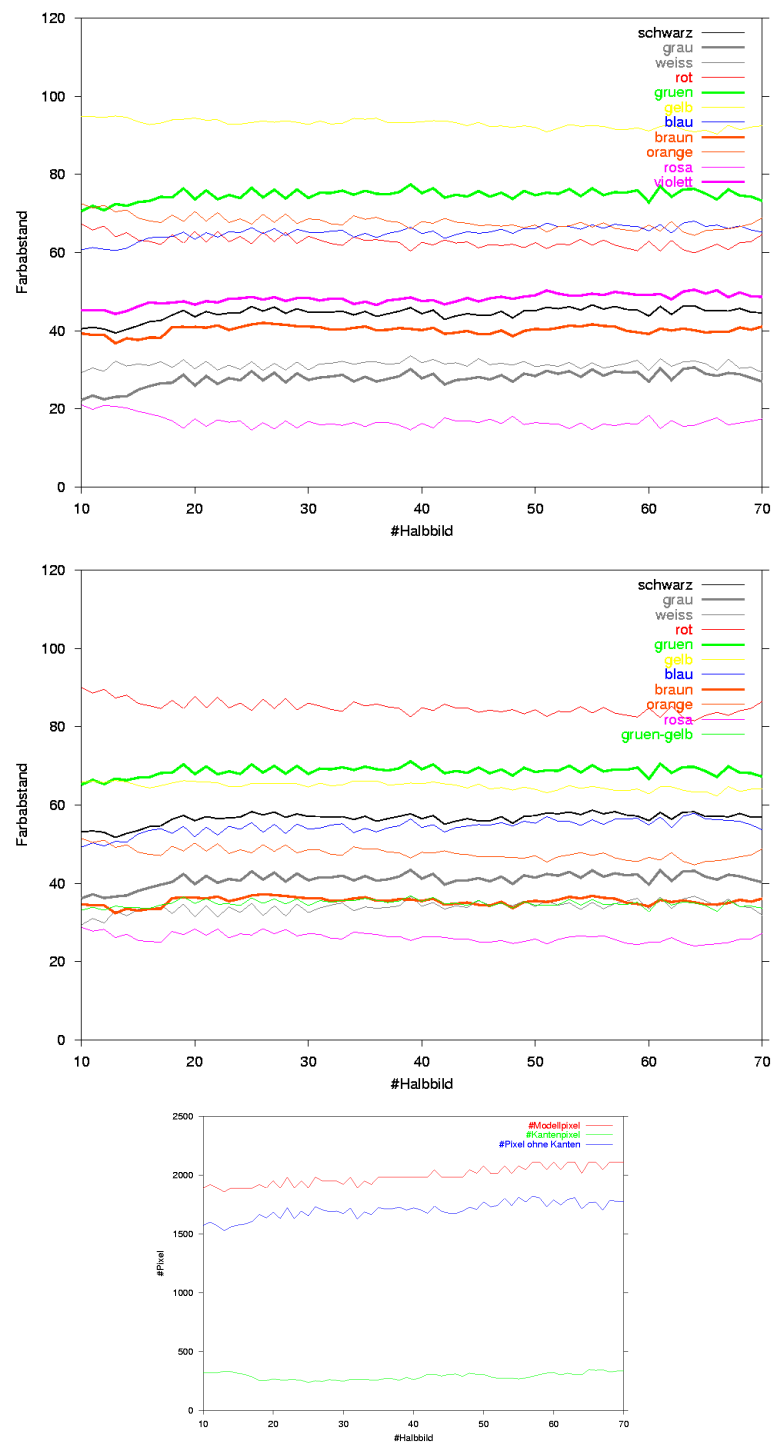


Abbildung 3.15: Abstände des Mittelwertvektors ohne die Kantenelemente von Fahrzeug Actor1 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

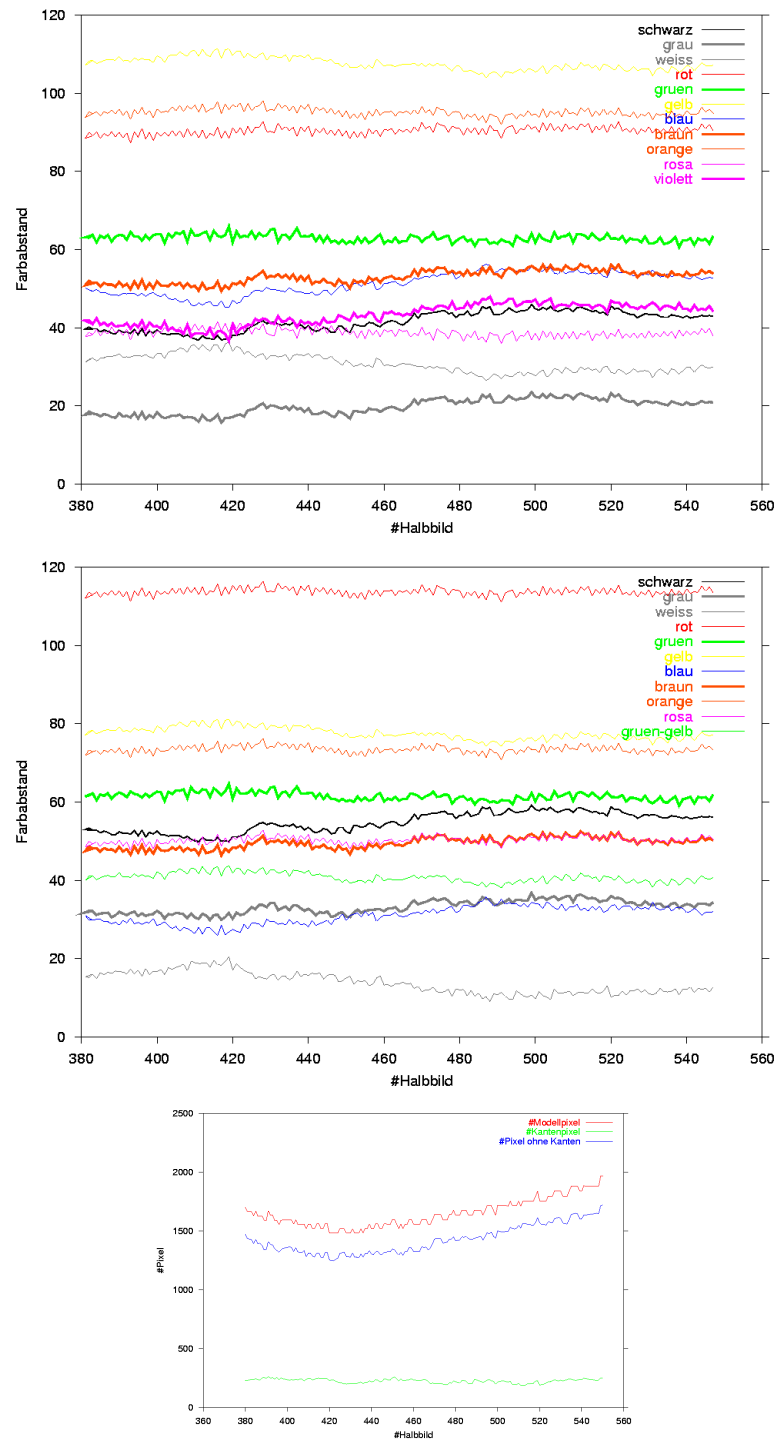


Abbildung 3.16: Abstände des Mittelwertvektors ohne die Kantenelemente von Fahrzeug Actor2 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

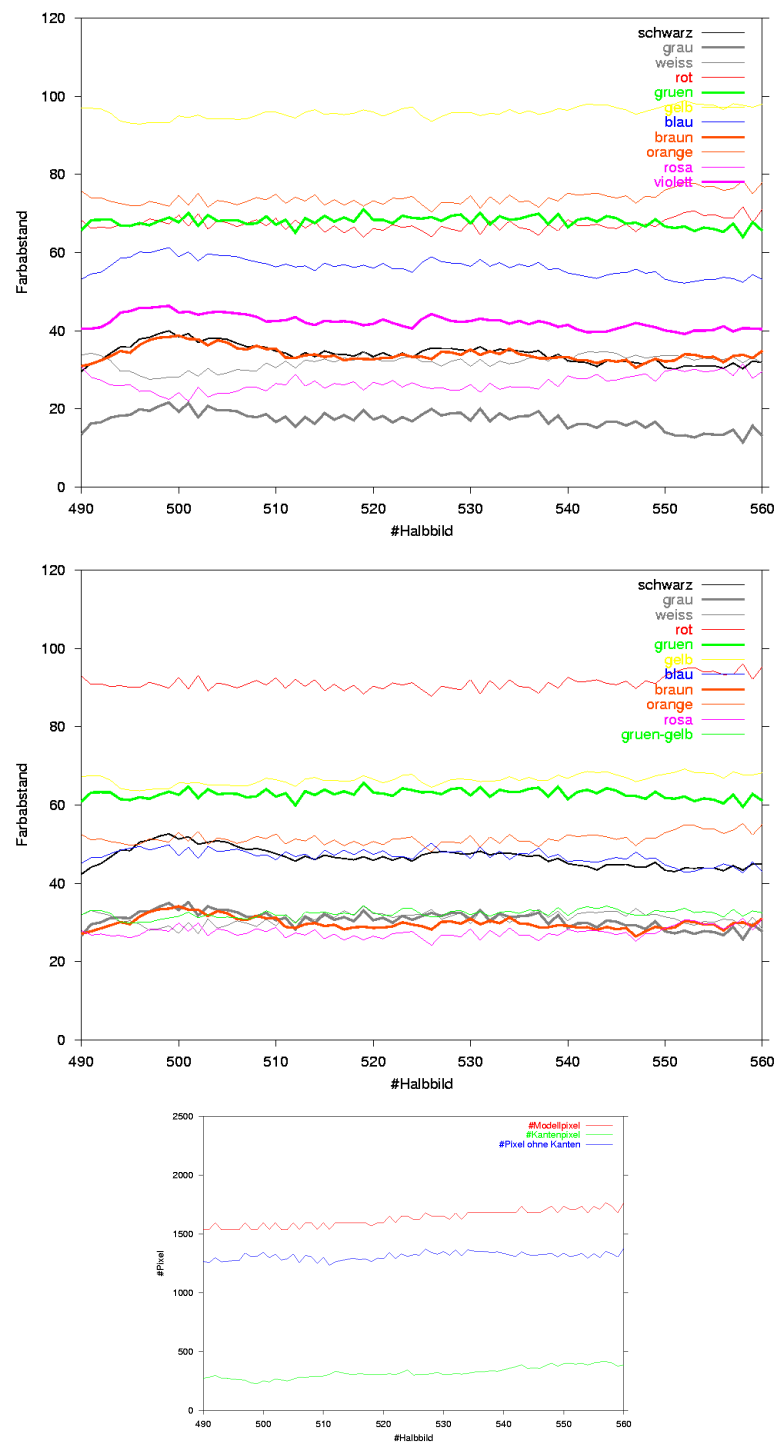


Abbildung 3.17: Abstände des Mittelwertvektors ohne die Kantenelemente von Fahrzeug Actor6 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

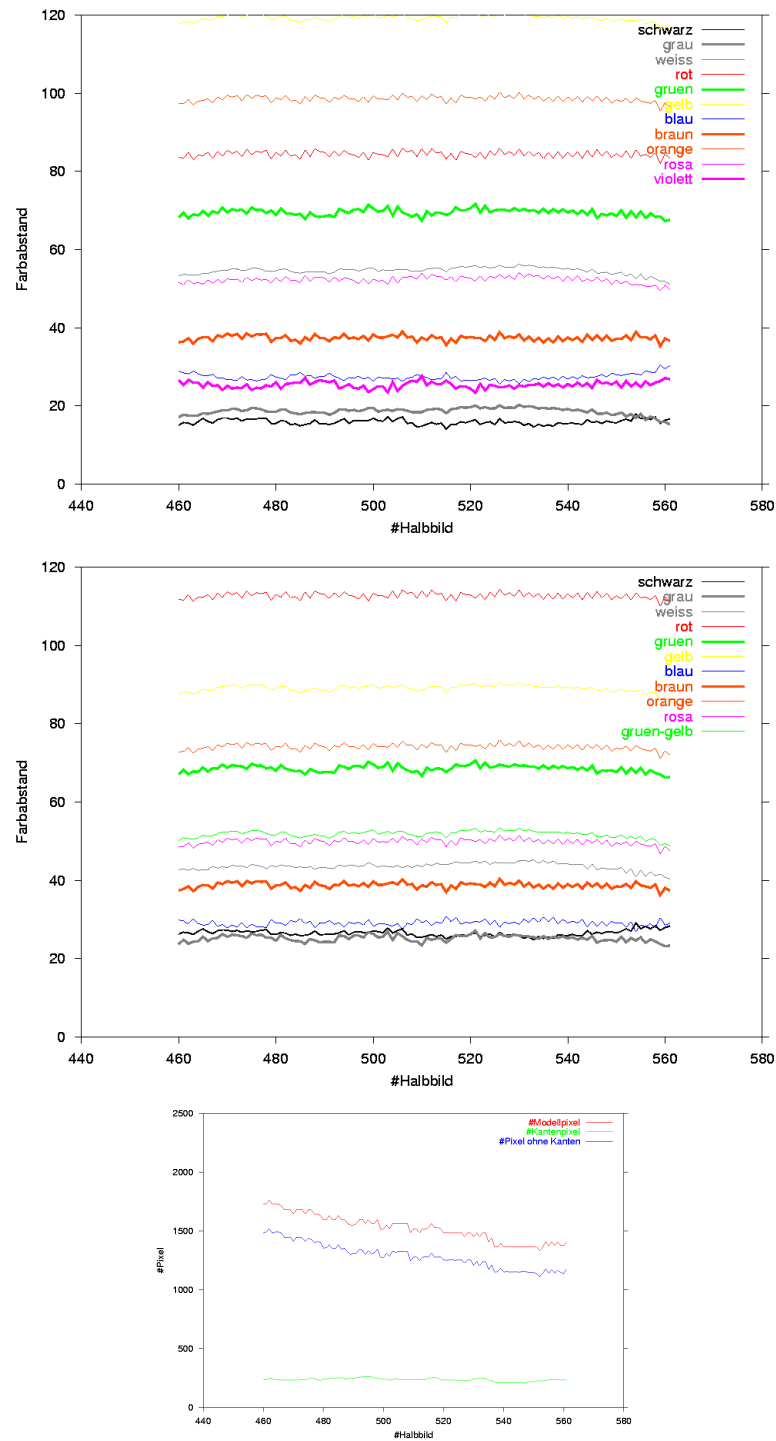


Abbildung 3.18: Abstände des Mittelwertvektors ohne die Kantenelemente von Fahrzeug Actor7 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

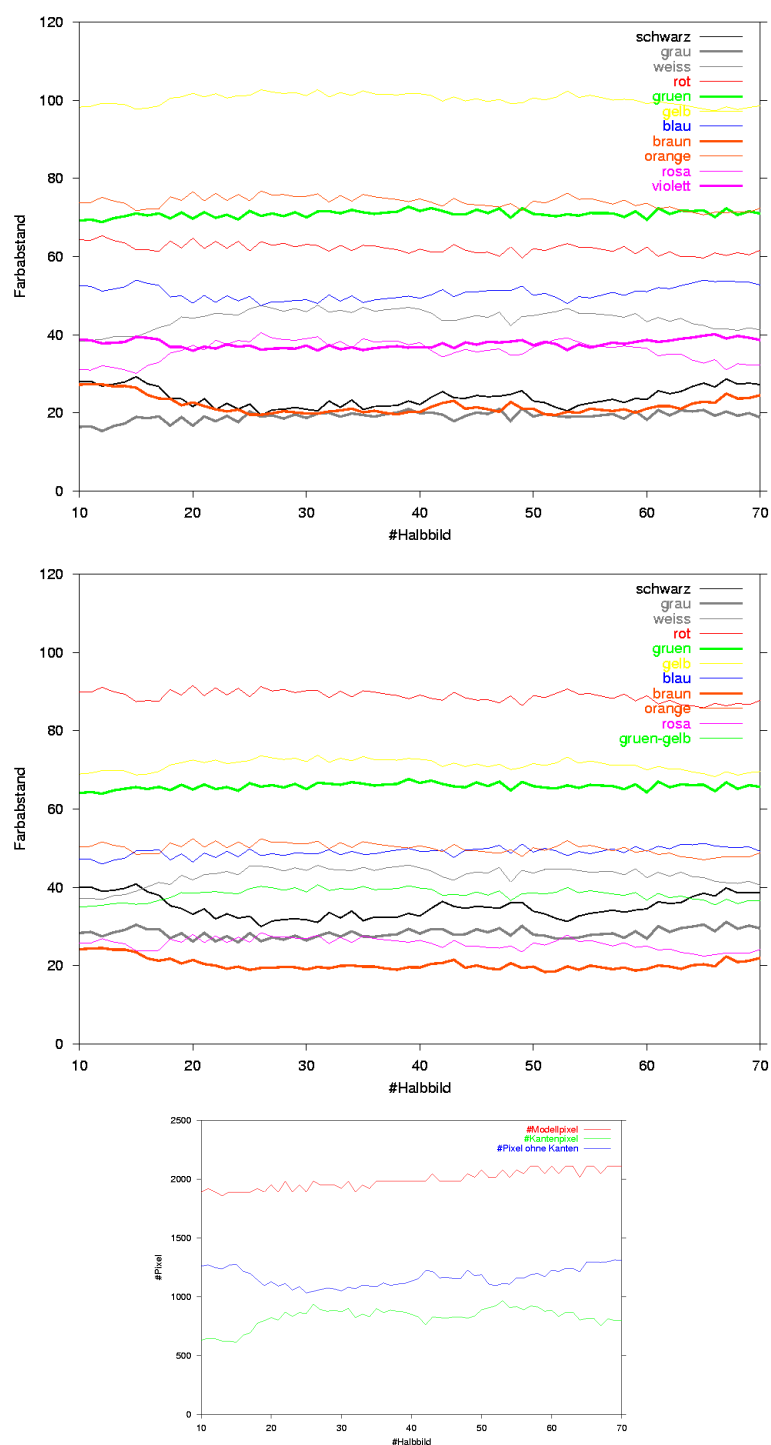


Abbildung 3.19: Abstände des Mittelwertvektors (ohne die Pixel mit Gradientenbetrag größer fünf) von Fahrzeug **Actor1** zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

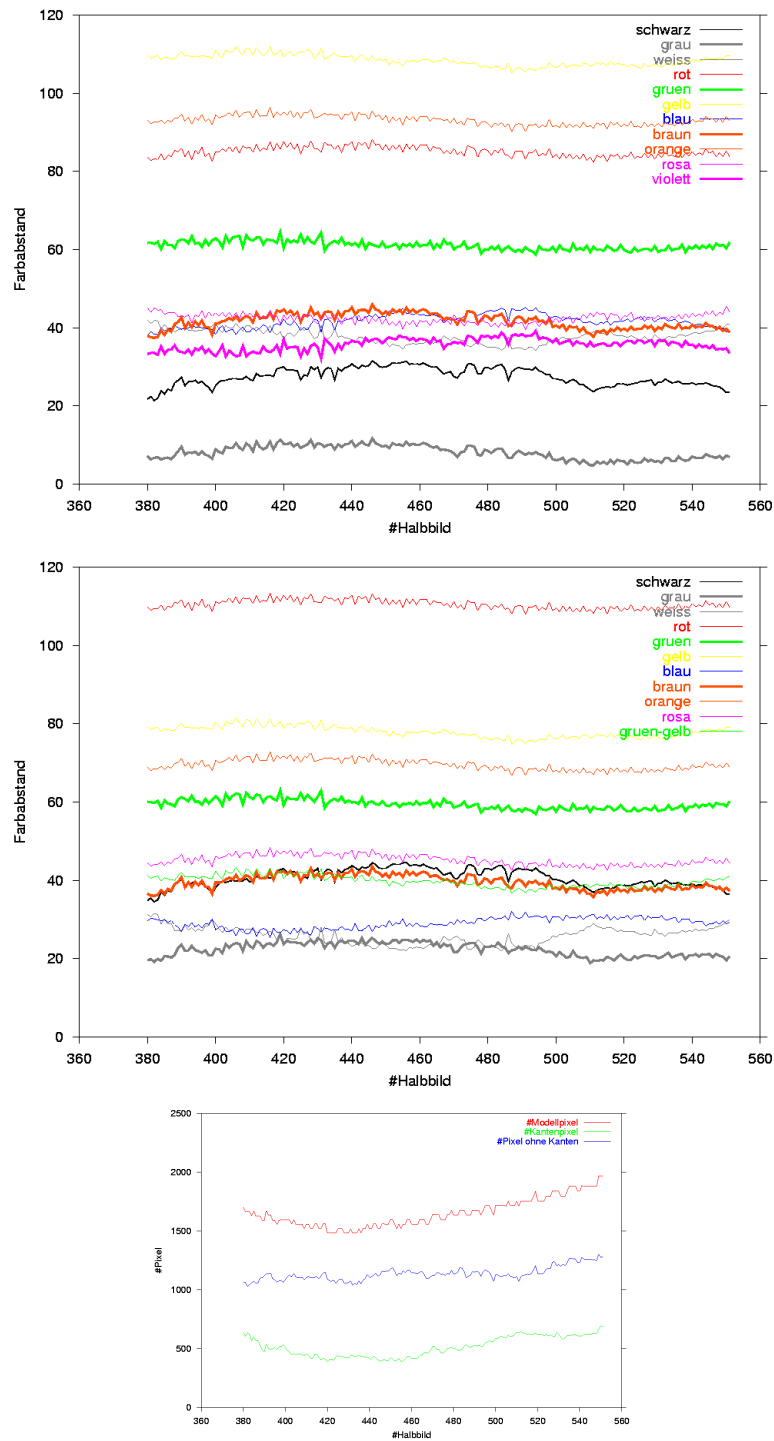


Abbildung 3.20: Abstände des Mittelwertvektors (ohne die Pixel mit Gradientenbetrag größer fünf) von Fahrzeug Actor2 zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

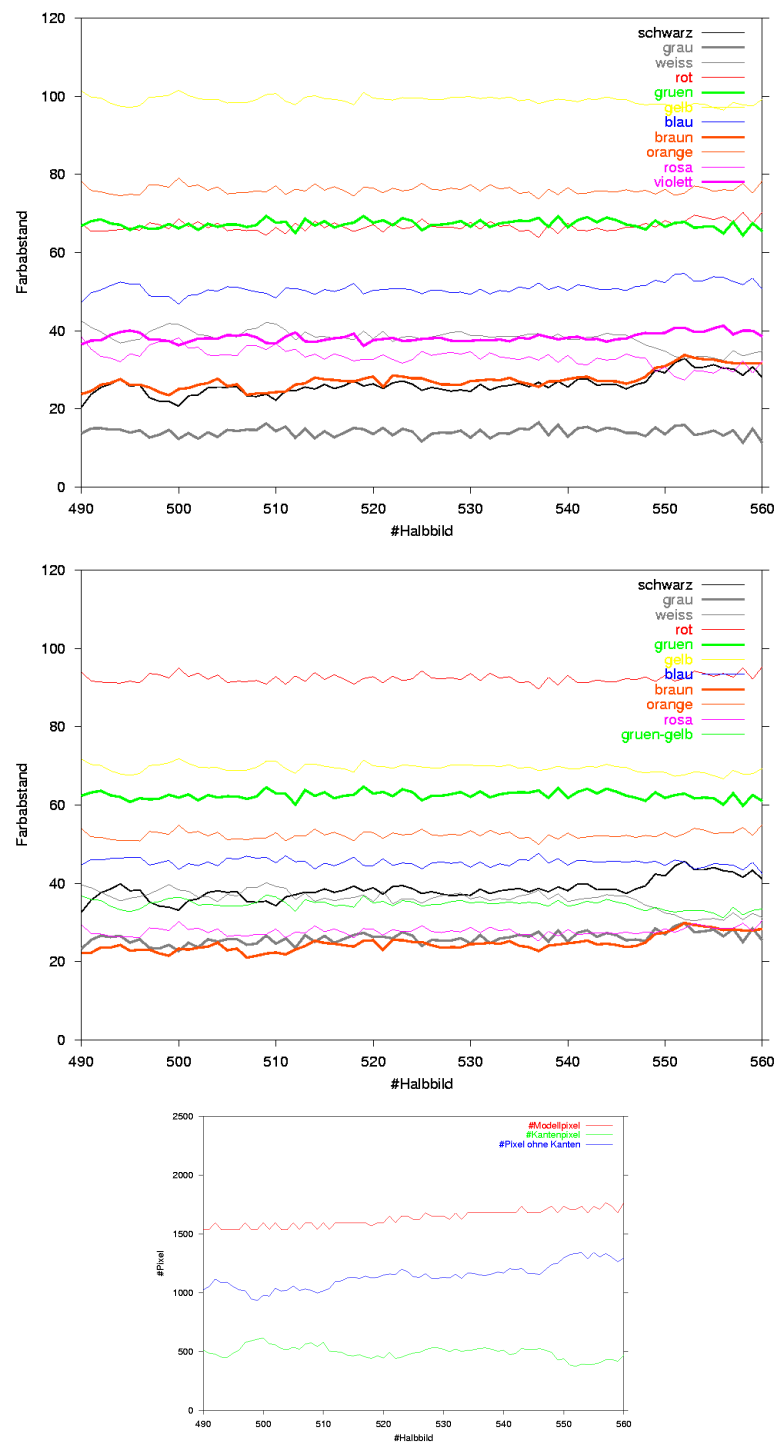


Abbildung 3.21: Abstände des Mittelwertvektors (ohne die Pixel mit Gradientenbetrag größer fünf) von Fahrzeug **Actor6** zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)

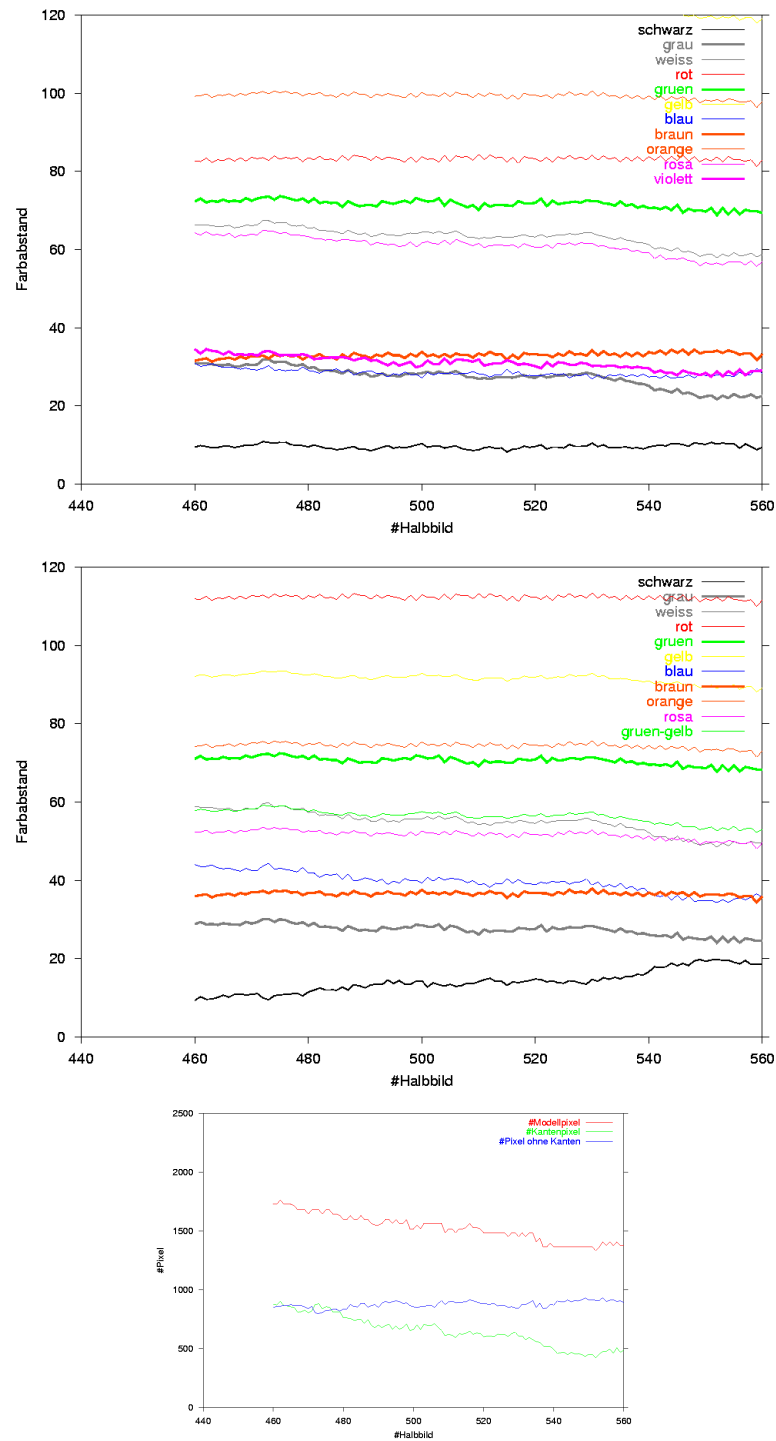


Abbildung 3.22: Abstände des Mittelwertvektors (ohne die Pixel mit Gradientenbetrag größer fünf) von Fahrzeug **Actor7** zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) und die Anzahl der für die Mittelwertberechnung benutzten Pixel (unten)



### 3.1.2.2 Einschränkung auf bestimmte Fahrzeugflächen

Die Klassifikation beziehungsweise die Mittelwertbildung soll wie in Kapitel 2.3 beschrieben beschränkt werden auf diejenigen Fahrzeugflächen, die tatsächlich die Farbe des Fahrzeugs tragen, also je nach Fahrzeugtyp die Seiten (ohne Fenster), der Kofferraumdeckel und die Motorhaube sowie das Dach. Im vorliegenden Fall treten zwei Fahrzeugtypen auf: Bei **Actor1**, **Actor2** und **Actor6** handelt es sich um ein Fließheck und bei **Actor7** um ein Stufenheck. Je nach Ansicht wird bei **Actor7** daher eine Fläche mehr zur Mittelwertbildung hinzugezogen, nämlich der Kofferraumdeckel, der beim Fließheck nicht in die Berechnung eingehen soll. Aufgrund der Implementierung ist es jedoch möglich, die Flächen je nach Wunsch auszusuchen (siehe Anhang A). In den Abbildungen 3.25 bis 3.28 sind die Ergebnisse dargestellt und in den Abbildungen 3.23 und 3.24 die mit dem eingefärbten Modell überdeckten Fahrzeugflächen veranschaulicht.

**Actor1, Abb. 3.25** Zur Mittelwertbildung dieses roten Fahrzeugs wurden die sichtbaren Anteile der Seitenflächen, Motorhaube, Kofferraumdeckel und des Dachs verwendet (siehe Abb. 3.23 oben). Die Anzahl der aufgrund dieser Auswahl benutzten Pixel nimmt über die Zeit ein wenig zu – genau wie die Gesamtanzahl der Modellpixel zunimmt –, unterliegt aber nicht den gleichen Schwankungen. Nach [Boynton & Olson 1987] kann über die Zeit hinweg keine eindeutige Entscheidung für eine bestimmte Farbe getroffen werden, aber die Farben, welche zu jedem Zeitpunkt den kleinsten Abstand zum Mittelwert besitzen, sind Orange, Rot und Rosa, also alles Rot-Töne. Außerdem besitzen die Farben Grün, Blau und Gelb die größten Abstände zum Mittelwert. Nach [Yendrikhovskij 2001] kann eine eindeutige Klassifizierung zu Orange getroffen werden. Ebenso wie bei der Klassifizierung nach [Boynton & Olson 1987] liegen die Kurven der weiteren Rot-Töne nicht weit entfernt.

**Actor2, Abb. 3.26** Dieses weiße Fahrzeug ist wieder ein Fließheck-Modell – es wurden also die gleichen Flächen verwendet wie bei **Actor1** (siehe Abb. 3.23 unten). Diesmal wird das Fahrzeug nach beiden Klassenrepräsentantenmengen eindeutig in die Klasse Weiß eingeordnet, wobei nach [Yendrikhovskij 2001] der Abstand des Mittelwerts zu Weiß unter 20 liegt und die Abstände zu sämtlichen anderen Klassenrepräsentanten über 40 betragen. Nach [Boynton & Olson 1987] liegt der Abstand zu Weiß über 20 und die Abstände zu den beiden nächstliegenden Farben schwanken um die 40.

**Actor6, Abb. 3.27** In Abb. 3.24 (oben) ist wiederum zu sehen, welche Flächen zur Klassifikation verwendet wurden. Für beide Klassenrepräsentantenmengen ist die Klassifizierung zu Rosa eindeutig. Nach [Boynton & Olson 1987] liegen die *zweit-nächsten* Farben meist etwas über 40. Am nächsten liegen auch nach beiden Klassifikationen Rot-Töne, wobei nach [Yendrikhovskij 2001] Grün-Gelb einen

Abstand von etwas über 40 hat und damit näher als die Grau-Töne und näher als Rot am Mittelwert liegt.

**Actor7, Abb. 3.28** Dieses blauschwarze Fahrzeug ist von den hier klassifizierten Fahrzeugen das einzige Stufenheck-Modell, das heißt, es wird – falls sichtbar – eine Fläche mehr zur Klassifikation herangezogen (siehe Abb. 3.24 unten). Nach [Boynton & Olson 1987] wird das Fahrzeug zu Grau zugeordnet, wobei als nächste Farbe Violett erscheint. Der augenscheinlich tatsächlichen Fahrzeugfarbe entsprechend wird Actor7 nach [Yendrikhovskij 2001] zu Blau zugeordnet. Als nächste Farben kommen Grau, Weiß und Schwarz.

Bei allen hier klassifizierten Fahrzeugen liegt der Abstand zu der Farbe mit der kleinsten Distanz ungefähr im Bereich von 20. Nach [Yendrikhovskij 2001] ist die Klassifizierung für jedes dieser Fahrzeuge eindeutig. Bei jedem Fahrzeug verändert sich je nach Sichtbarkeit die Anzahl der verwendeten Pixel über die Zeit. Die Pixelanzahl liegt ungefähr in einem Bereich von einem Drittel der Gesamtpixelanzahl und schwankt nicht so stark wie die Gesamtpixelanzahl. Bei den beiden roten Fahrzeugen beobachtet man bei der Klassifikation nach [Boynton & Olson 1987], daß Violett als einziger Rot-Ton einen um einiges größeren Abstand zum Mittelwert besitzt. Dies läßt sich vielleicht mit dem großen Abstand von Violett zu Rot erklären, den man aus Tabelle 2.2 ablesen kann, was sich wiederum auf den Abstand zwischen Rot und Violett im Spektralraum zurückführen läßt (siehe Abbildung 2.1 links).



Abbildung 3.23: Actor1 in Bild Nr. 10 (oben), Actor2 in Bild Nr. 380 jeweils mit Anzeige der benutzten Flächen (unten)



Abbildung 3.24: Actor6 in Bild Nr. 490 (oben), Actor7 in Bild Nr. 460 jeweils mit Anzeige der benutzten Flächen (unten)

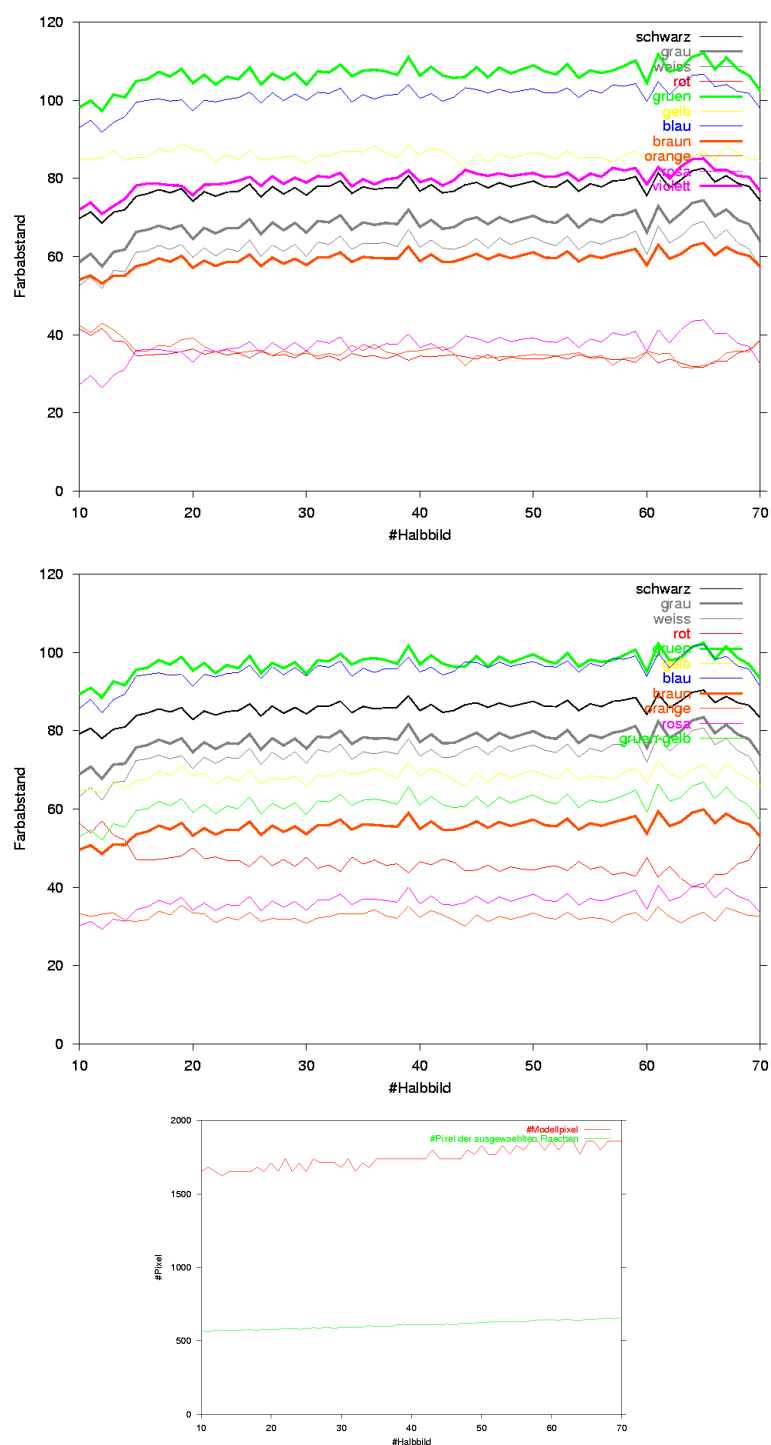


Abbildung 3.25: Abstände des Mittelwertvektors aller Pixel, die zu den jeweils sichtbaren Seiten, Motorhaube und Dach des Fahrzeugs Actor1 gehören, zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) sowie die Anzahl der zu den verwendeten Flächen gehörigen Pixel (unten)

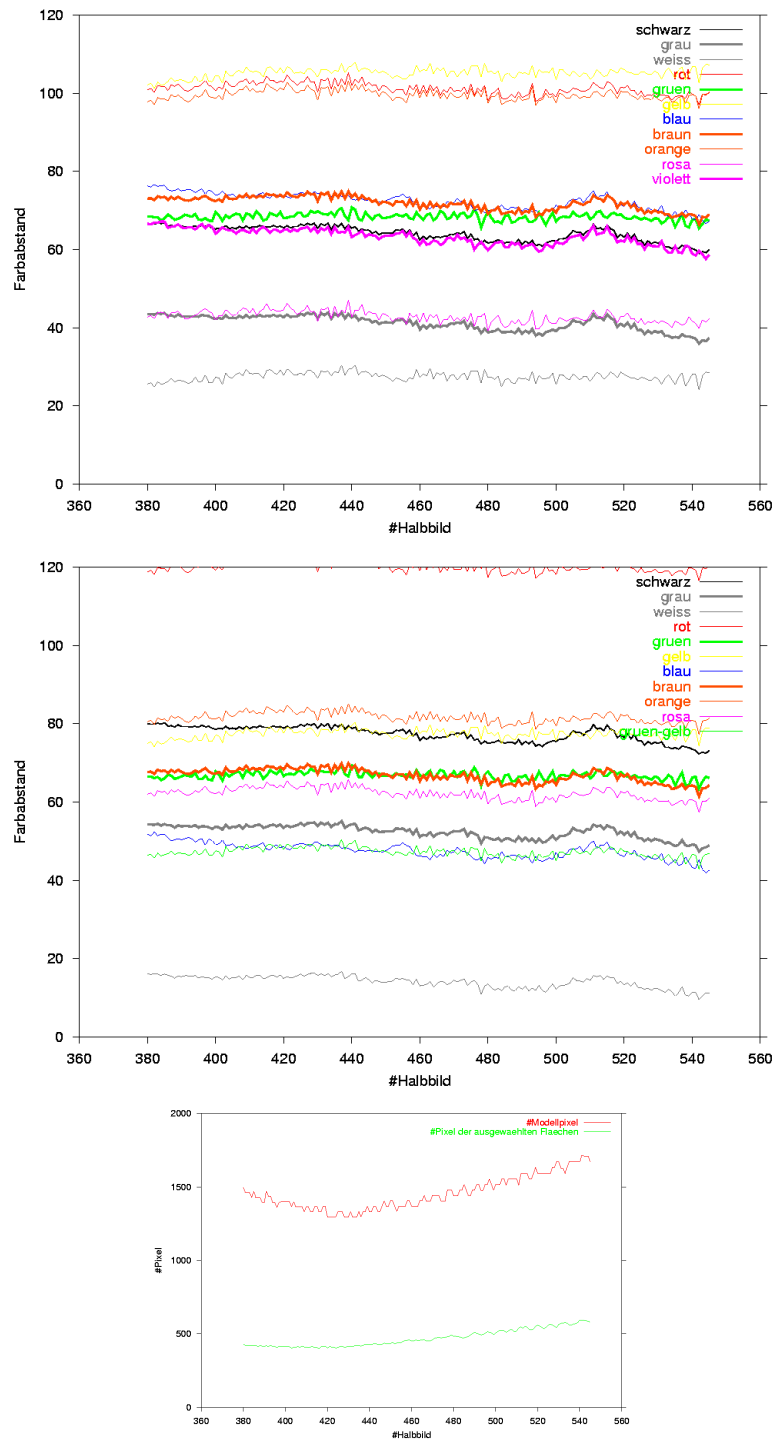


Abbildung 3.26: Abstände des Mittelwertvektors aller Pixel, die zu den jeweils sichtbaren Seiten, Motorhaube und Dach des Fahrzeugs Actor2 gehören, zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) sowie die Anzahl der zu den verwendeten Flächen gehörigen Pixel (unten)



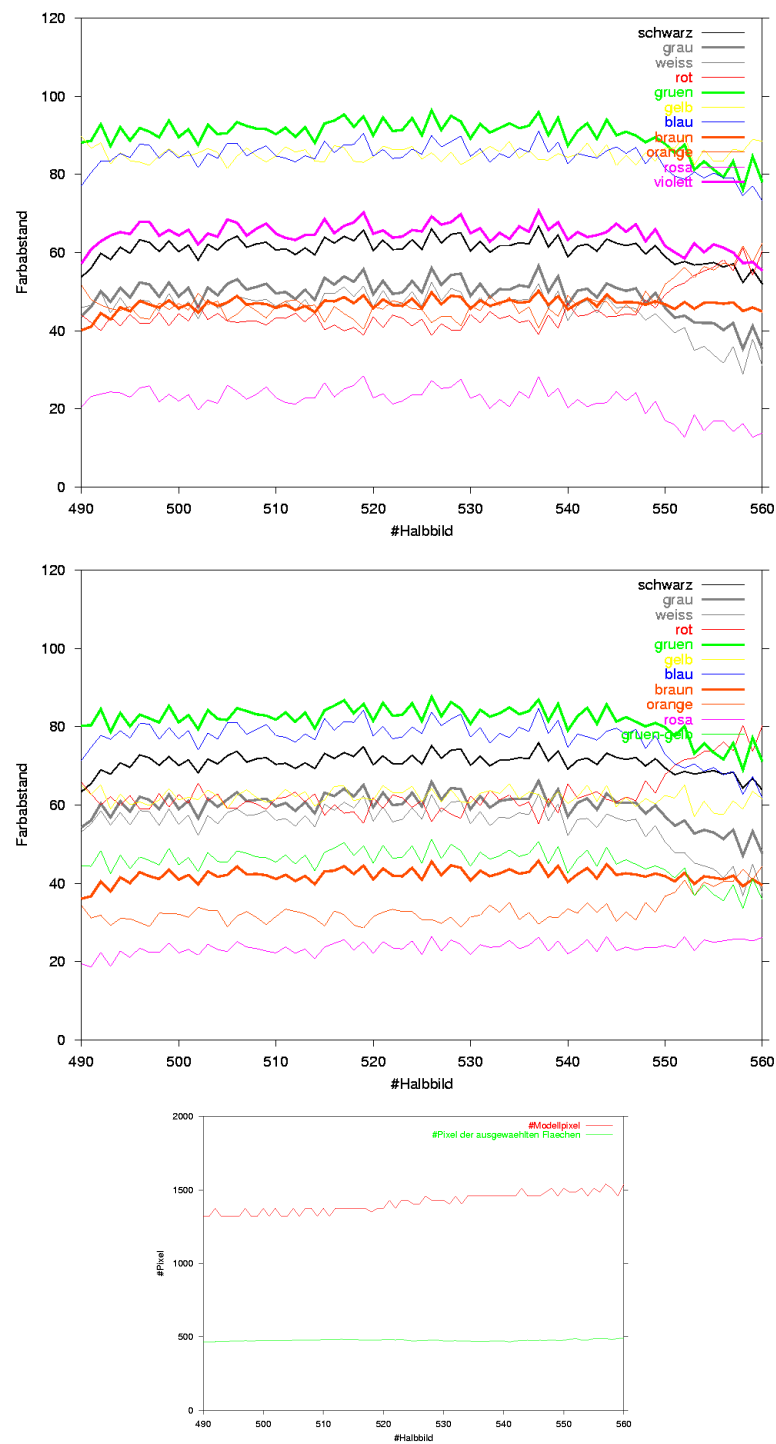


Abbildung 3.27: Abstände des Mittelwertvektors aller Pixel, die zu den jeweils sichtbaren Seiten, Motorhaube und Dach des Fahrzeugs **Actor6** gehören, zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) sowie die Anzahl der zu den verwendeten Flächen gehörigen Pixel (unten)

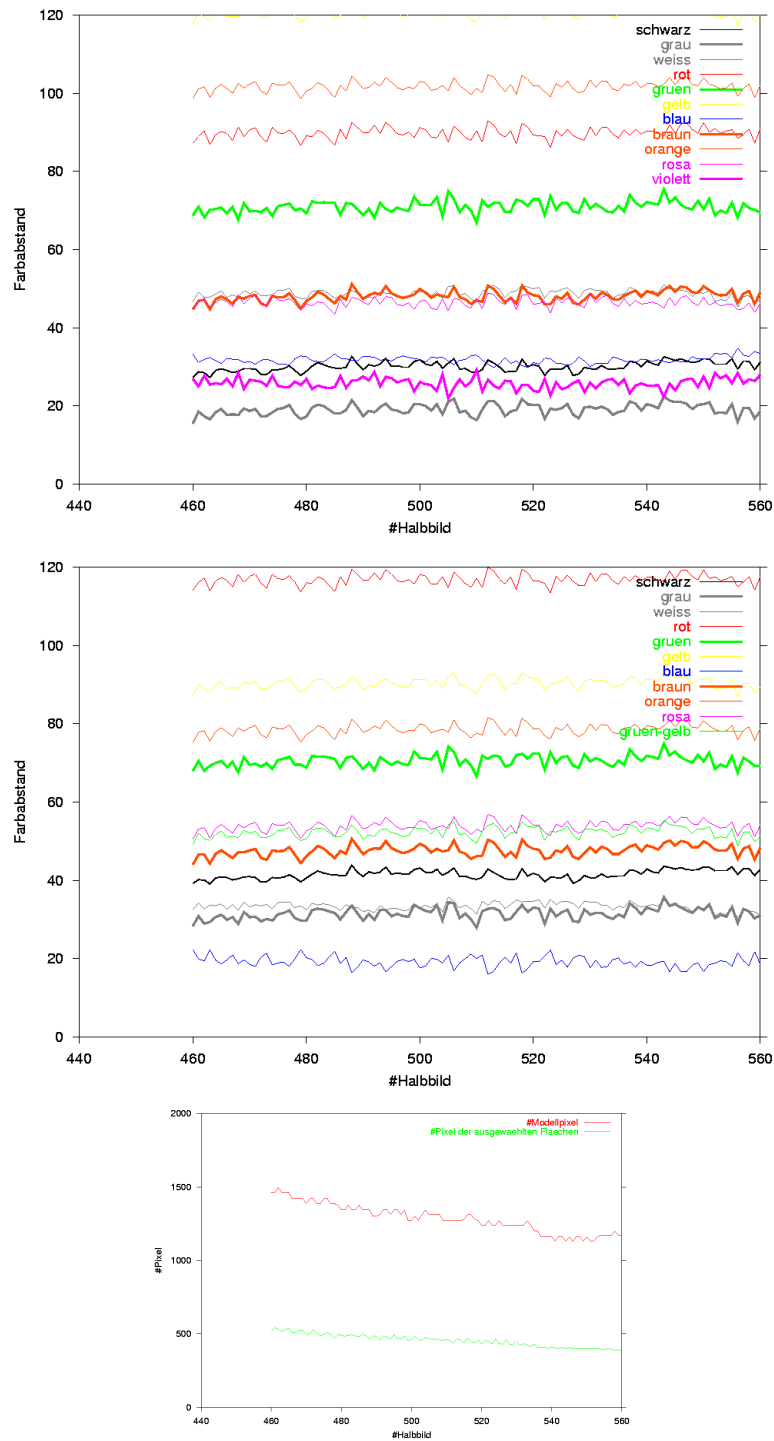


Abbildung 3.28: Abstände des Mittelwertvektors aller Pixel, die zu den jeweils sichtbaren Seiten, Motor- und Kofferraumhaube und Dach des Fahrzeugs Actor7 gehören, zu den Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] (oben) und nach [Yendrikhovskij 2001] (Mitte) sowie die Anzahl der zu den verwendeten Flächen gehörigen Pixel (unten)



### 3.1.3 Weitere Verbesserungen

Die Ergebnisse der Experimente mit der Beschränkung auf bestimmte Flächen erweisen sich als die besten bisher erreichten. Die im Vorfeld bemerkten Probleme in Bezug auf die Klassifikationseindeutigkeit lassen sich auf Ausreißerpixel zurückführen, die die Fensterscheiben und Räder repräsentieren. Die Kombination der Einschränkung auf bestimmte Segmente mit der Eliminierung der Kanten führte zu keinen weiteren Verbesserungen der Farbklassifikation, da innerhalb der ausgewählten Flächen die Anzahl der Kanten sehr gering ist.

Für die folgenden Ergebnisse erfolgte außerdem eine Entscheidung für die Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001], weil diese Klassenrepräsentanten zu besseren Ergebnissen führten. Dies war auch zu erwarten, da diese Menge von Klassenrepräsentanten eine Verbesserung der Klassenrepräsentanten nach [Boynton & Olson 1987] darstellen sollten.

Um weitere Verbesserungen herbeizuführen, soll nun zunächst auf die Berechnung des Mittelwerts weiter eingegangen werden. Dazu werden Möglichkeiten untersucht, bei der Bestimmung des Mittelwerts weitere Ausreißer wegzulassen.

#### 3.1.3.1 Varianz

Um Ausreißer zu erkennen, soll die Varianz der Pixel um den Mittelwert betrachtet werden. Der Mittelwert wird berechnet und anschließend werden diejenigen Pixel entfernt, welche zum Mittelwert einen Abstand besitzen, der größer als die doppelte initiale Varianz ist, was bei einer Normalverteilung für ungefähr 5% der Pixel gilt (siehe [Duda & Hart 1973])<sup>1</sup>. Aus der neuen Pixelmenge wird der endgültige Mittelwert berechnet. Die Standardabweichung berechnet sich wie folgt:

$$\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{(L_i - L_{mean})^2 + (u_i - u_{mean})^2 + (v_i - v_{mean})^2}. \quad (3.1)$$

Die Auswahl der Pixel zur Klassifikation erfolgte wie in Kapitel 3.1.2.2 beschrieben; in diesem Fall wurden die Fahrzeuge jedoch verfolgt und die Modellpixel nicht einfach anhand der Grundwahrheiten bestimmt.

**Actor1, Abb. 3.29 (oben)** Das rote Fahrzeug wird die meiste Zeit über zu Orange klassifiziert, am Anfang und am Ende der Verfolgung jedoch zu Rosa. Gegen Ende der Verfolgung wird das Fahrzeug teilweise von einem im Bild weiß erscheinenden Mast verdeckt und anschließend von den Ästen eines Baumes. Dies erklärt auch die starken Veränderungen der Kurven ab Zeitpunkt 70.

---

<sup>1</sup>Es ist jedoch nicht immer gültig, daß diejenigen Pixel, welche außerhalb der doppelten Varianz um den Mittelwert liegen, tatsächliche Ausreißer für die zu bestimmende Farbe sind.

**Actor2, Abb. 3.29 (unten)** Der Mittelwert hat durchgängig den kleinsten Abstand zum Klassenrepräsentanten der Klasse Weiß. Auffällig ist jedoch der Ausschlag aller Kurven nach unten am Anfang der Verfolgung. Hier fährt das Fahrzeug hinter einer Litfaßsäule vorbei, die im Bild grau beziehungsweise weiß erscheint.

**Actor6, Abb. 3.30 (oben)** Auch dieses Fahrzeug wird zwischenzeitig (etwa von Zeitpunkt 460 bis 490) von einer Litfaßsäule verdeckt, so daß das Fahrzeug kurzzeitig zu Grau klassifiziert wird. Ansonsten wird das rote Fahrzeug als Rosa charakterisiert.

**Actor7, Abb. 3.30 (unten)** Dieses blaue Fahrzeug, das die ganze Zeit über gut im Bild zu sehen ist, wird dementsprechend gut in die Klasse Blau eingeordnet.

Ein direkter Vergleich mit den vorangegangenen Ergebnissen ist nicht ohne Weiteres möglich, da die aktuellen Ergebnisse durch Verfolgungen und nicht durch die Grundwahrheiten gewonnen wurden. Wenn man jedoch die schlechte Klassifizierung bei **Actor6**, die aufgrund der Verdeckung durch eine Litfaßsäule entsteht, für den Vergleich nicht hinzuzieht – **Actor6** wurde in den vorhergehenden Versuchen erst ab Zeitpunkt 490 ausgewertet –, dann kann man diese neuen Ergebnisse als kleine Verbesserungen erkennen.

### 3.1.3.2 Multivariate Varianz

Bei der Berechnung der im vorangehenden Abschnitt benutzten Varianz lag die Annahme zu Grunde, daß die Varianz in alle drei Richtungen des dreidimensionalen Raumes gleichverteilt ist, also abhängig von einer Kombination der drei Komponenten  $L^*$ ,  $u^*$  und  $v^*$  des Mittelwertvektors. Im folgenden sollen die Varianzen um die einzelnen Komponenten bestimmt werden und aufbauend darauf werden diejenigen Pixel entfernt, die außerhalb eines dreidimensionalen Ellipsoids mit der folgenden Gleichung liegen:

$$\frac{(L - L_{mean})^2}{(2 * \sigma_L)^2} + \frac{(u - u_{mean})^2}{(2 * \sigma_u)^2} + \frac{(v - v_{mean})^2}{(2 * \sigma_v)^2} = 1, \quad (3.2)$$

wobei  $L_{mean}$  die Komponente  $L$  des Mittelwertvektors und  $\sigma_L$  die Standardabweichung um  $L_{mean}$  darstellt ( $u_{mean}$ ,  $\sigma_u$ ,  $v_{mean}$  sowie  $\sigma_v$  analog). In den Abbildungen 3.31 und 3.32 sind die Ergebnisse zu sehen. Die Unterschiede zu der Klassifikation mit der zuvor berechneten Varianz sind bei **Actor2** und **Actor7** fast nicht zu erkennen. Bei **Actor1** veränderte sich hauptsächlich der Abstand zum Klassenrepräsentanten für Rot, der etwas verkleinert wurde. Ähnliches gilt für **Actor6**, wobei beide Fahrzeuge nicht zu Rot klassifiziert werden.

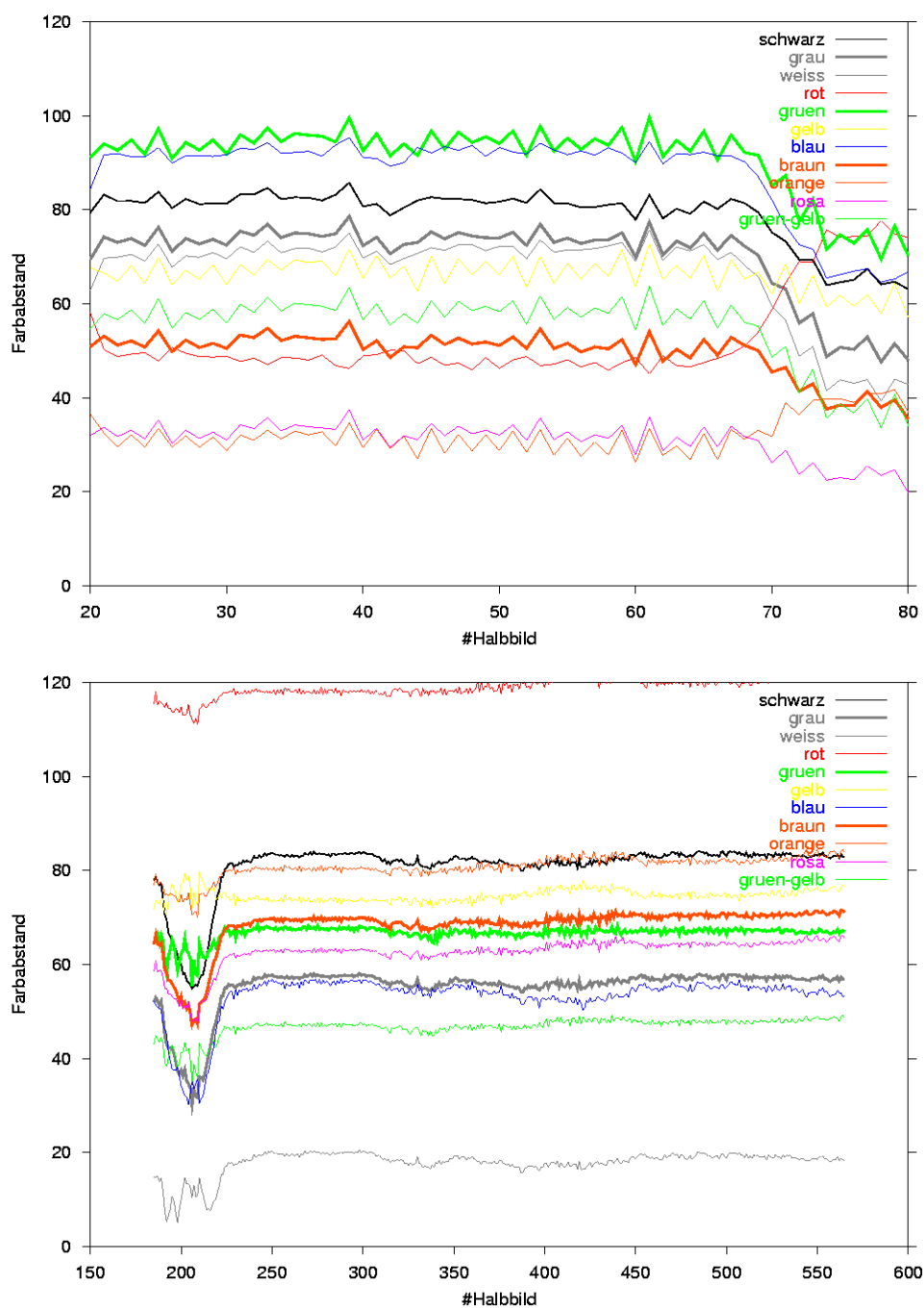


Abbildung 3.29: Abstände zu den Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] zu Actor1 und Actor2 mit den Pixeln der ausgewählten Flächen und Neuberechnung des Mittelwerts ohne diejenigen Pixel, die vom Mittelwert einen Abstand größer als die doppelte initiale Varianz besitzen.

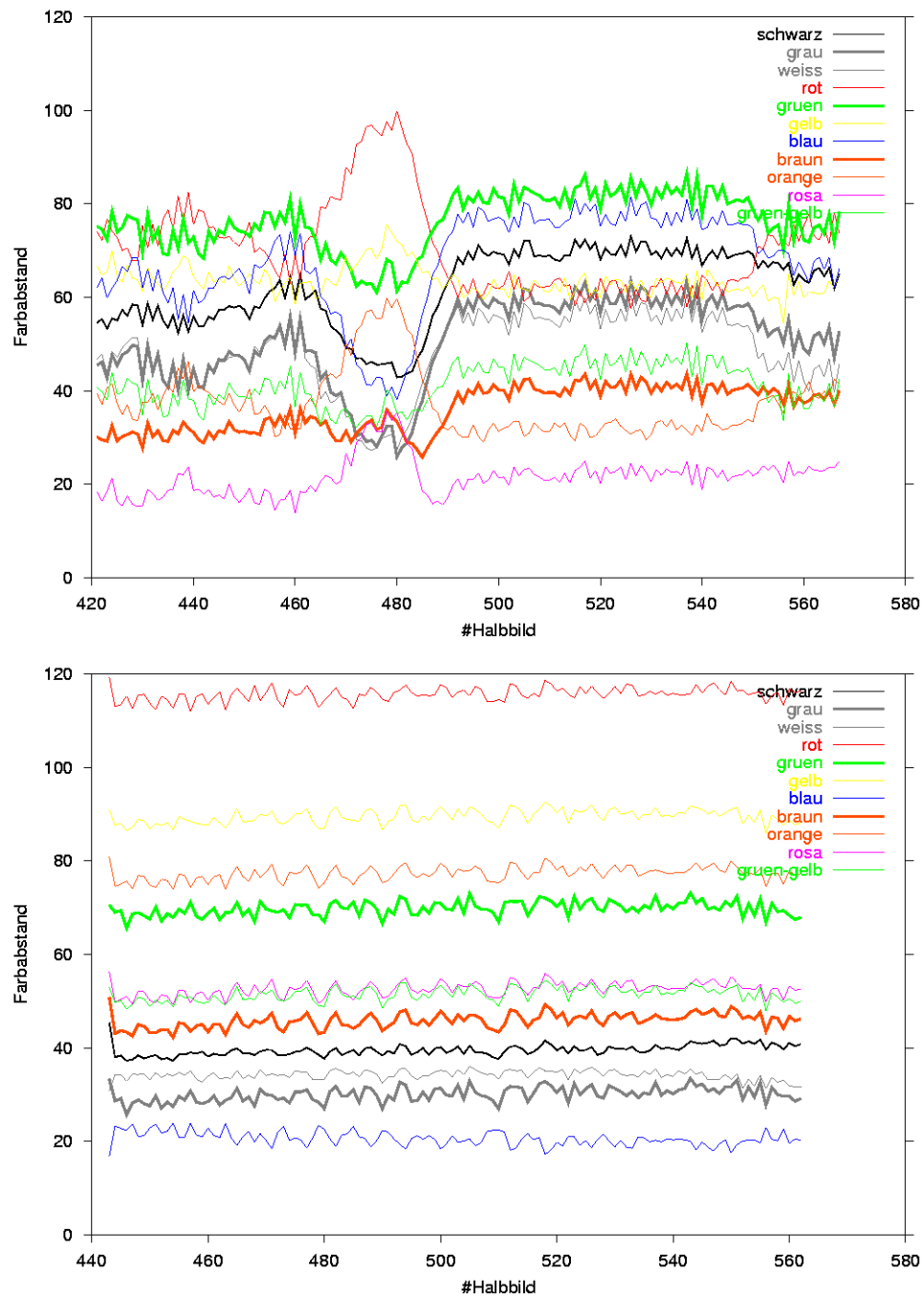


Abbildung 3.30: Abstände zu den Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] zu Actor6 und Actor7 mit den Pixeln der ausgewählten Flächen und Neuberechnung des Mittelwerts ohne diejenigen Pixel, die vom Mittelwert einen Abstand größer als die doppelte initiale Varianz besitzen.

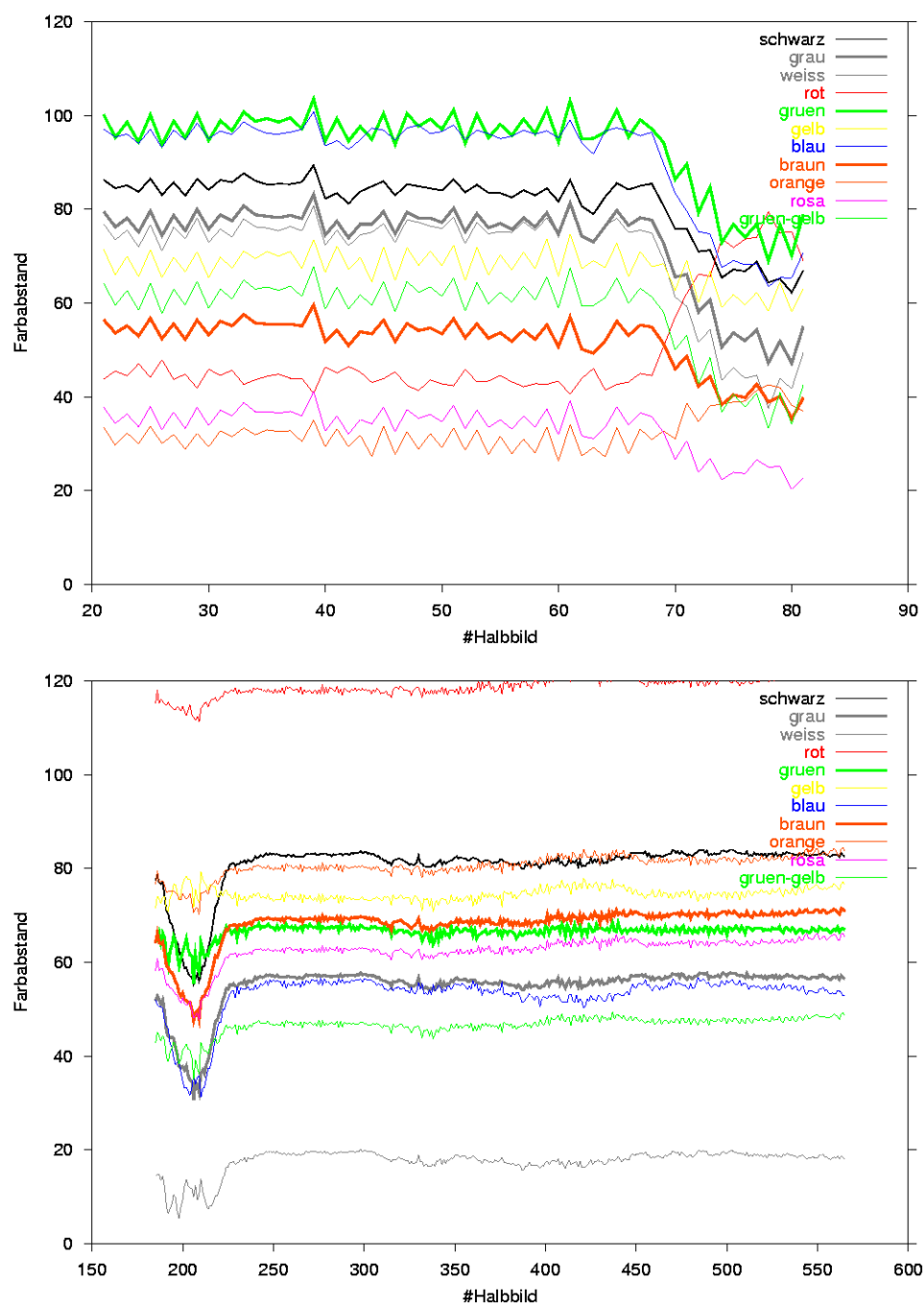


Abbildung 3.31: Abstände zu den Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] zu Actor1 und Actor2 mit den Pixeln der ausgewählten Flächen und Neuberechnung des Mittelwerts ohne diejenigen Pixel, die vom Mittelwert einen Abstand größer als die doppelte initiale multivariate Varianz besitzen.

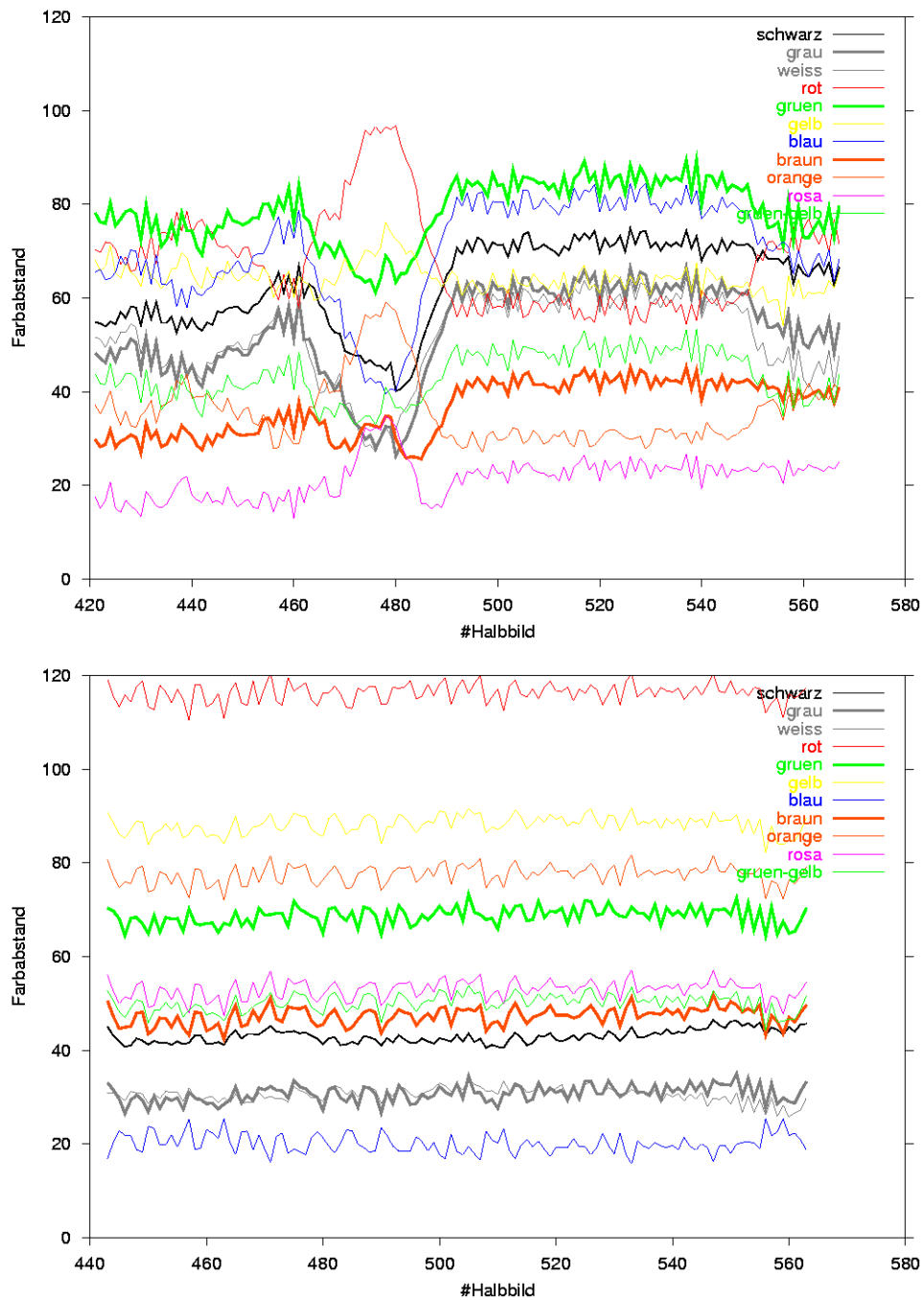


Abbildung 3.32: Abstände zu den Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] zu Actor6 und Actor7 mit den Pixeln der ausgewählten Flächen und Neuberechnung des Mittelwerts ohne diejenigen Pixel, die vom Mittelwert einen Abstand größer als die doppelte initiale multivariate Varianz besitzen.

## 3.2 Begriffliches Teilsystem

Die nun folgenden Experimente wurden anhand der besten Ergebnisse des visuellen Teilsystems ausgeführt, das heißt beruhend auf der in Kapitel 3.1.2.2 beschriebenen Auswahl der Flächen und der weiteren Verbesserungen, die in Kapitel 3.1.3 beschrieben wurden. Insbesondere beruhen die folgenden Experimente auf *automatischen Verfolgungsergebnissen*.

Der im Zustandsvektor des Fahrzeugs enthaltene Mittelwertvektor wird in eine der jeweils einen natürlichsprachlichen Farbbegriff charakterisierenden Klassen eingeordnet. Dies geschieht mittels eines abgeänderten unscharfen K-Mittelwert-Algorithmus: Die initialen Klassenrepräsentanten sind durch Tabelle 2.1 gegeben und werden im Folgenden unverändert gelassen. Als Abstandsmaß wird der euklidische Abstand gewählt. Der Zusicherungsgrad wird wie in Gleichung 2.15 dargestellt berechnet. Der unscharfe K-Mittelwert-Algorithmus wird also nur zur einmaligen Berechnung der Klasseneinteilung mit Zusicherungsgraden des Mittelwertvektors verwendet.

Für die ersten Versuche wurde  $m = 3$  gewählt, da sich für dieses  $m$  der Zusicherungsgrad linear zum Abstand verhält (siehe Abbildung 2.5). Ausserdem wurden nur die Zusicherungswerte in Bezug auf die Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] berechnet. Die von MOTRIS gelieferten Versuchsergebnisse entstanden diesmal nicht aus Grundwahrheiten, sondern durch Verfolgungsexperimente, wobei für die Klassifikation wie in Kapitel 3.1.2.2 beschrieben nur bestimmte, für die Farbe des Fahrzeugs relevante Flächen benutzt wurden.

Zu Testzwecken wurden zusätzlich die Zusicherungswerte zu allen Klassenrepräsentanten berechnet, diese sind in den Abbildungen 3.33 und 3.34 dargestellt.

**Actor1, Abb. 3.33 (oben)** Dieses rote Fahrzeug wird bis zum Zeitpunkt 70 durchgängig mit einem Zusicherungsgrad von etwas über 0,15 zu Orange zugeordnet, die anderen Rot-Töne besitzen Zusicherungswerte zwischen 0,1 und 0,15.

**Actor2, Abb. 3.33 (unten)** Für dieses weiße Fahrzeug ist der Zusicherungswert für die Farbe Weiß meistens über 0,3 und damit sehr klar oberhalb der Zusicherungswerte für die weiteren Farben.

**Actor6, Abb. 3.34 (oben)** Bei diesem roten Fahrzeug lassen sich ähnliche Aussagen treffen wie bei Actor1. Meist ist der Zusicherungswert für Rosa am höchsten, jedoch wechselt dieser teilweise mit dem Zusicherungswert für Orange. Aber grundsätzlich sind wiederum die Zusicherungswerte für die Rot-Töne am höchsten.

**Actor7, Abb. 3.34 (unten)** Dieses blauschwarze Fahrzeug wird eindeutig zu Blau zugeordnet mit einem Zusicherungswert um 0,2.

Für alle Ergebnisse gilt, daß die Zusicherungswerte unter 0,5 liegen, teilweise sogar unter 0,3. Zusätzlich ist die Klassifizierung bei den roten Fahrzeugen über die Zeit hinweg nicht eindeutig. Der Unschärfeparameter  $m$  verschärft die Zusicherungswerte für

$1 < m < 3$ , große Zusicherungswerte werden größer, kleine werden kleiner. Die Abbildungen 3.35 bis 3.36 zeigen die Zusicherungswerte für  $m = 1, 5$ . Bei allen Fahrzeugen liegen nun die Zusicherungswerte zu der Klasse mit dem höchsten Zusicherungswert über 0,5, im Falle von **Actor1** sogar die ganze Zeit über nur wenig unterhalb von 1. An den Überschneidungen der Kurven ändert sich nichts und die Schwankungen werden sehr verstärkt.

Das Prädikat `has_conceptual_color` in F-Limette bestimmt diejenige Farbe, welche den höchsten Zusicherungswert besitzt (siehe auch Anhang A). In den Tabellen 3.1 bis 3.4 sind die Ausgaben des Prädikats `has_conceptual_color(Agent, Color)` mit  $m = 1, 5$  dargestellt. Man sieht hier verstärkt – wie schon in den Abbildungen 3.34 und 3.36 –, daß bei **Actor6** die Farbklassifizierung recht stark variiert, wobei die anderen drei Fahrzeuge mit einer Ausnahme eindeutig über die Zeit klassifiziert werden.

```
0.475653 | 21 : 21 ! has_conceptual_color(obj1,orange)
:
0.393196 | 70 : 70 ! has_conceptual_color(obj1,orange)
0.531256 | 71 : 71 ! has_conceptual_color(obj1,pink)
:
0.308248 | 80 : 80 ! has_conceptual_color(obj1,pink)
```

Tabelle 3.1: Ergebnisse für Actor1

```
0.961441 | 186 : 186 ! has_conceptual_color(obj2,white)
:
0.934576 | 565 : 565 ! has_conceptual_color(obj2,white)
```

Tabelle 3.2: Ergebnisse für Actor2

```
0.485509 | 444 : 444 ! has_conceptual_color(obj7,blue)
:
0.658793 | 562 : 562 ! has_conceptual_color(obj7,blue)
```

Tabelle 3.3: Ergebnisse für Actor7



```

0.725002 | 421 : 421 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.246105 | 473 : 473 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.253941 | 474 : 474 ! has_conceptual_color(obj6,white)
:
0.238716 | 476 : 476 ! has_conceptual_color(obj6,white)
0.256385 | 477 : 477 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.362881 | 479 : 479 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.303331 | 480 : 480 ! has_conceptual_color(obj6,greyscale)
0.24211 | 481 : 481 ! has_conceptual_color(obj6,greyscale)
0.241463 | 482 : 482 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.38587 | 492 : 492 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.341499 | 493 : 493 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.379052 | 494 : 494 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.394836 | 495 : 495 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.395154 | 496 : 496 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.424705 | 497 : 497 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.334666 | 498 : 498 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.404826 | 504 : 504 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.409003 | 505 : 505 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.388195 | 506 : 506 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.435718 | 507 : 507 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.443973 | 513 : 513 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.353389 | 514 : 514 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.452721 | 515 : 515 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.403859 | 516 : 516 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.377966 | 517 : 517 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.388471 | 518 : 518 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.408675 | 519 : 519 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.324092 | 520 : 520 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.341529 | 525 : 525 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.406392 | 526 : 526 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.339502 | 527 : 527 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.353194 | 528 : 528 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
:
0.352417 | 530 : 530 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.430885 | 531 : 531 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.405035 | 536 : 536 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.367258 | 537 : 537 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.349841 | 538 : 538 ! has_conceptual_color(obj6,orange)
0.421888 | 539 : 539 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.367308 | 555 : 555 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
0.230756 | 556 : 556 ! has_conceptual_color(obj6,greenyellow)
0.56539 | 557 : 557 ! has_conceptual_color(obj6,pink)
:
0.538742 | 567 : 567 ! has_conceptual_color(obj6,pink)

```

Tabelle 3.4: Ergebnisse für Actor6

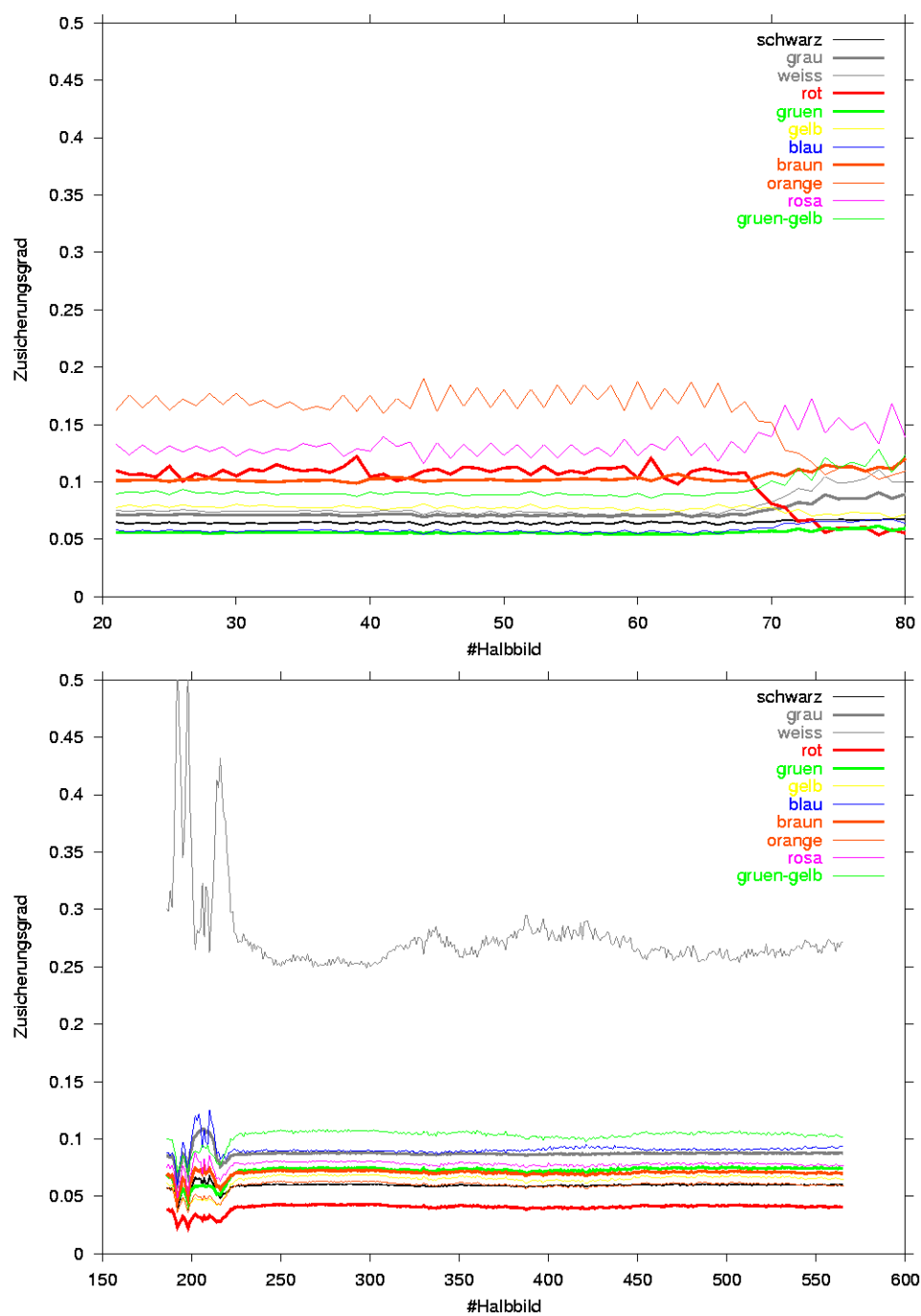


Abbildung 3.33: Zusicherungswerte zu allen Klassenrepräsentanten für Actor1 (oben) und Actor2 (unten) mit  $m = 3$

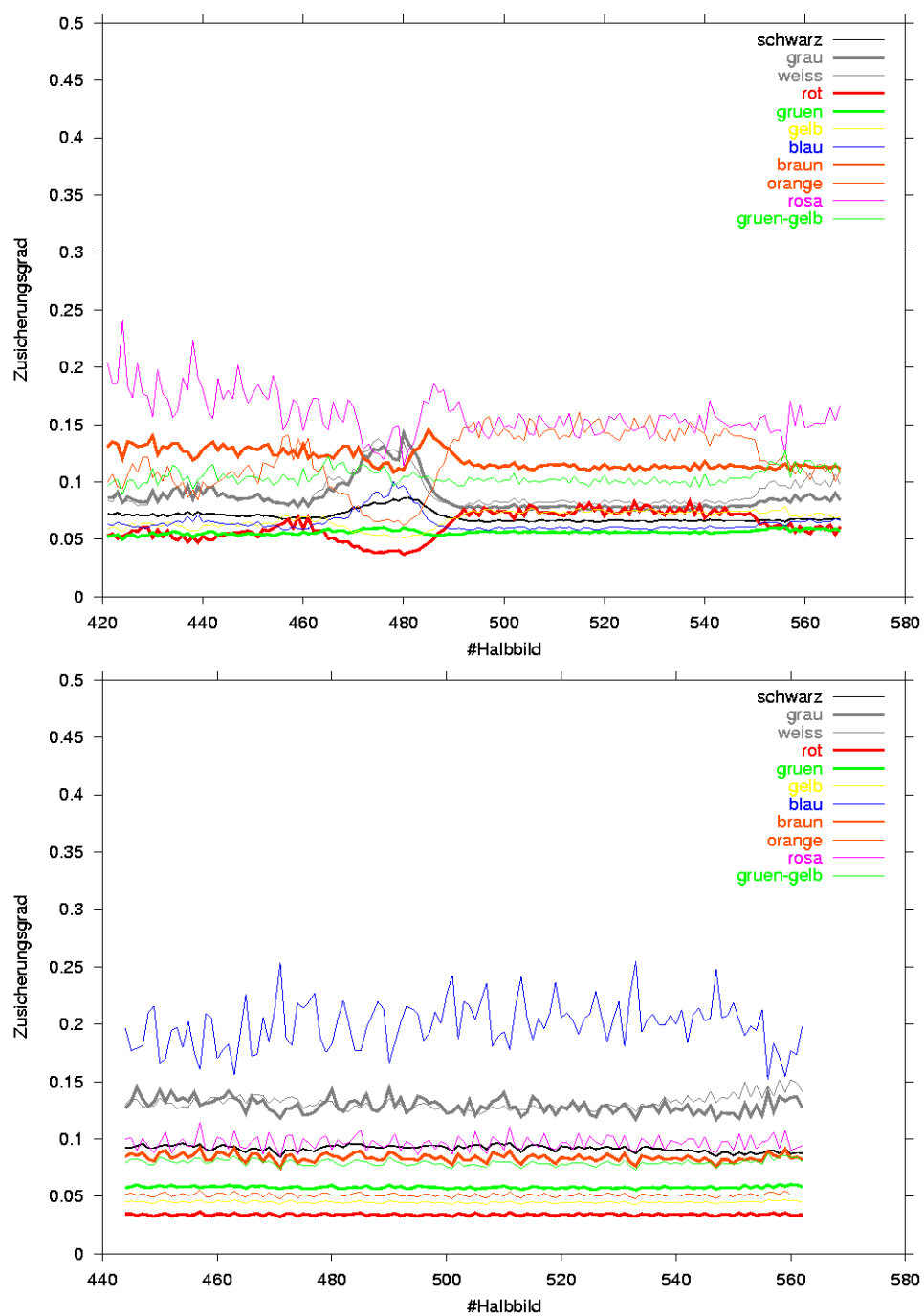


Abbildung 3.34: Zusicherungswerte zu allen Klassenrepräsentanten für Actor6 (oben) und Actor7 (unten) mit  $m = 3$

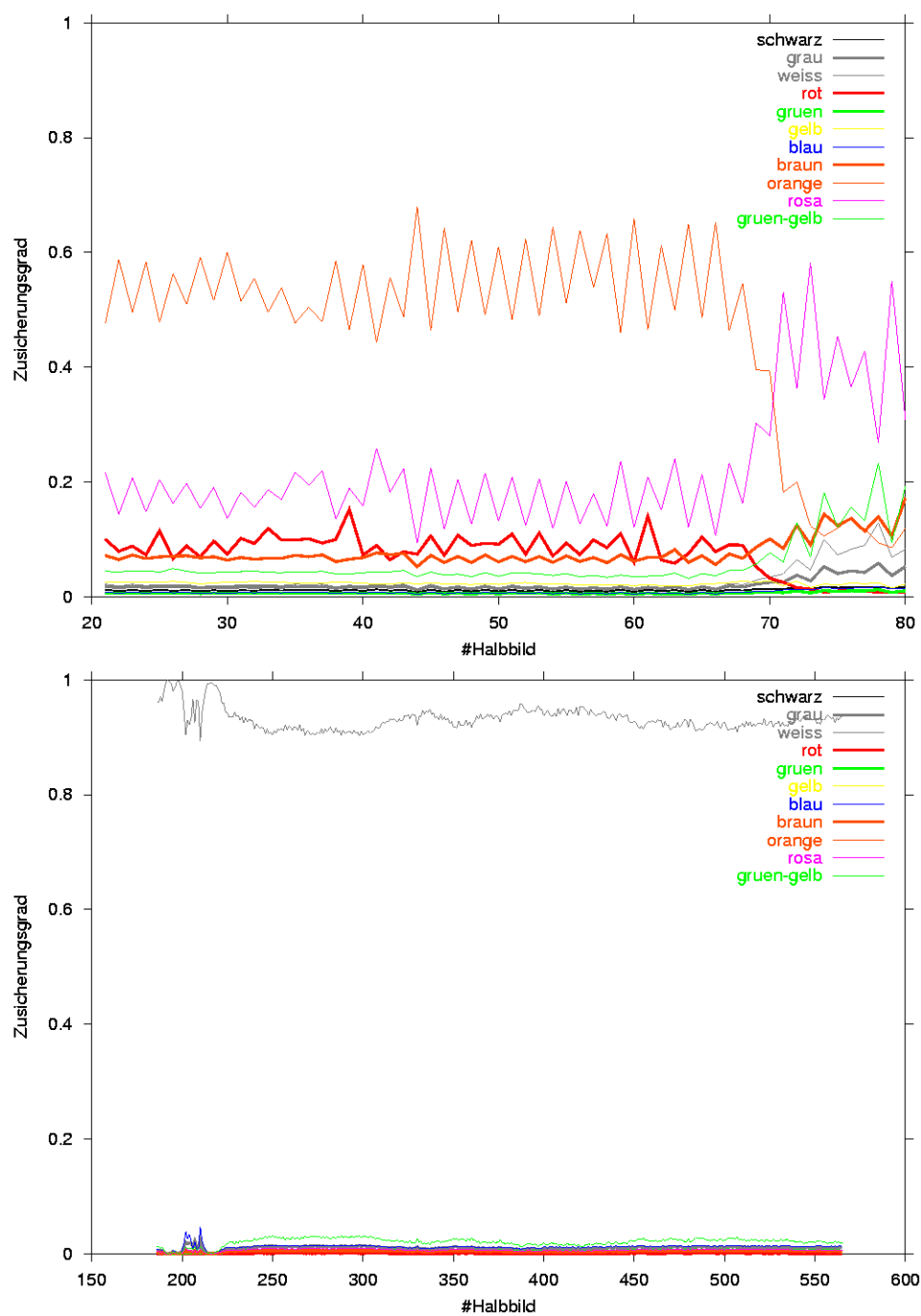


Abbildung 3.35: Zusicherungswerte zu allen Klassenrepräsentanten für Actor1 (oben) und Actor2 (unten) mit  $m = 1, 5$

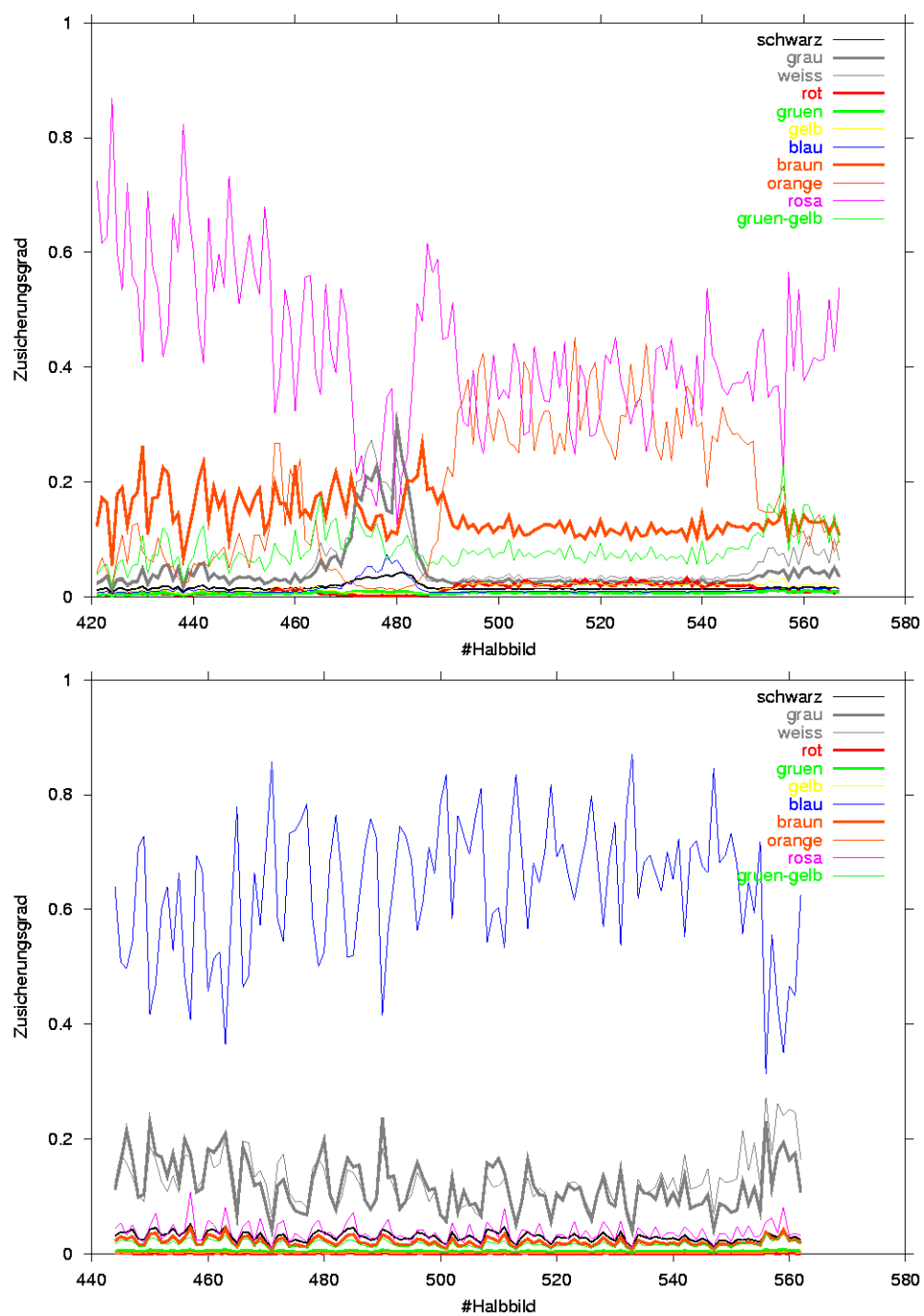


Abbildung 3.36: Zusicherungswerte zu allen Klassenrepräsentanten für Actor6 (oben) und Actor7 (unten) mit  $m = 1, 5$

### 3.2.1 Einschränkung der Klassenrepräsentanten

Bei der Bezeichnung von Fahrzeugfarben werden eher wenige, klare Farben – also Grundfarben – verwendet, daher ist es sinnvoll, die Klassifikation auf die Grundfarben zu beschränken. Außerdem kann man in der Ordnung nach [Berlin & Kay 1991] (siehe Gleichung 2.12) erkennen, daß die Farbbegriffe Schwarz, Weiß, Rot, Grün, Gelb und Blau zu den elementarerer Farbbegriffen gehören und daß die Farbbegriffe Braun, Orange und Rosa erst in höher entwickelten Sprachen vorkommen.

Die einfachste Vorgehensweise hierzu besteht darin, die Farbtöne Orange, Braun, Rosa und Grün-Gelb wegzulassen. Hierdurch sollten sich auch die Zusicherungswerte für Rot-Töne, die sich bisher auf vier Rot-Töne aufteilten, auf Rot konzentrieren. Dies bestätigt sich für **Actor1** in Abbildung 3.37. Das Fahrzeug wird nun sehr klar zu Rot klassifiziert. Für die Fahrzeuge **Actor2** und **Actor7** ändert sich nichts Wesentliches: Bei **Actor7** sind Grau, Schwarz und Weiß etwas weiter auseinander, aber immer noch größtenteils mit Zusicherungsgraden unter 0,2.

Nur **Actor6** wird nicht korrekt zu Rot klassifiziert, sondern zu den Klassen Grau und Weiß. Um dies zu erklären, sollen hier noch einmal die Bildaufnahmen betrachtet werden, vor allem auch um zu verstehen, warum der rote **Actor1** so viel besser klassifiziert wird als der ebenfalls rote **Actor6**. In den Abbildungen 3.39 sind die Initialzustände beider Fahrzeuge zu sehen. Schon hier kann man einige Unterschiede feststellen. Das Fahrzeug **Actor6** ist kleiner als das Fahrzeug **Actor1** – was nicht nur daran liegt, daß das Fahrzeug von der Kamera weiter entfernt ist als **Actor1**, sondern eher daran, daß **Actor6** mit einem falschen Fahrzeugmodell verfolgt wird. Das heißt, es gehen einige Pixel mit Farbe der Fahrbahn in die Mittelwertbildung mit ein. Außerdem fährt das Fahrzeug **Actor6** bald danach hinter die Litfaßsäule und wird durch diese fast vollständig verdeckt, was den großen Zusicherungswert für Grau zu diesem Zeitpunkt erklärt (siehe Abbildung 3.40 oben). Danach wird die Klassifizierung ein wenig besser, aber schon ab Zeitpunkt 550 wird das Fahrzeug wieder teilweise verdeckt, diesmal von dem im Bild weiß erscheinenden Mast (siehe Abbildung 3.40 unten). Außerdem liegt zu diesem Zeitpunkt das Modell auch nicht mehr vollständig auf dem Fahrzeug, was in der Vergrößerung gut zu sehen ist.

Unabhängig von den hier beschriebenen Problemen aufgrund des falschen Modells und der Verdeckungen in der Szene wurde jedoch in Abbildung 3.36 statt wie in Abbildung 3.38 einem Rot-Ton – meistens Rosa, zeitweilig auch Orange – der höchste Zusicherungswert zugeordnet. Das heißt, für dieses Fahrzeug erhöhte sich nicht wie erhofft der Zusicherungswert zu Rot, sondern der ursprünglich zu Rosa zugeordnete Zusicherungswert erhöht nun den Zusicherungswert zu Weiß beziehungsweise zu Grau.

Eine andere Möglichkeit, die Rot-Töne zusammenzufassen, besteht darin, die einzelnen Zusicherungsgrade zusammenzufassen und dem Klassenrepräsentanten für Rot zuzuschlagen. Dieser Gesamtzusicherungswert beinhaltet also die Summe aller Rot-Töne und verhindert zum Beispiel im Falle von **Actor6**, daß das Fahrzeug zu Weiß bzw. zu Grau – also die Zusicherungswerte für die Klassen Rosa und Orange einfach verloren

gehen – zugeordnet wird, wie man in Abbildung 3.42 (oben) erkennen kann. Für **Actor2** (Abb. 3.41 unten) und **Actor7** (Abb. 3.42 unten) entsprechen die höchsten Zusicherungswerte den vorangehenden Ergebnissen, da die Zusicherungswerte für Blau und Weiß kaum von der Zusammenfassung der Rot-Töne betroffen sind. **Actor1** (Abb. 3.41 oben) wird nach dieser Änderung die ganze Zeit über zu Rot zugeordnet, wenn auch gegen Ende aus den oben schon erwähnten Gründen der Zusicherungsgrad zu Rot abnimmt. Zusätzlich zur Zusammenfassung der Rot-Töne wurde auch der Zusicherungswert für Grün-Gelb zum Klassenrepräsentanten Grün zugeschlagen. Ohne nähere Betrachtung läßt sich jedoch nicht sagen, ob dieser Zusicherungsgrad nicht vielleicht besser zur Klasse Gelb hinzugefügt werden sollte. Diese Problematik wird in Kapitel 5.2 noch einmal aufgegriffen.

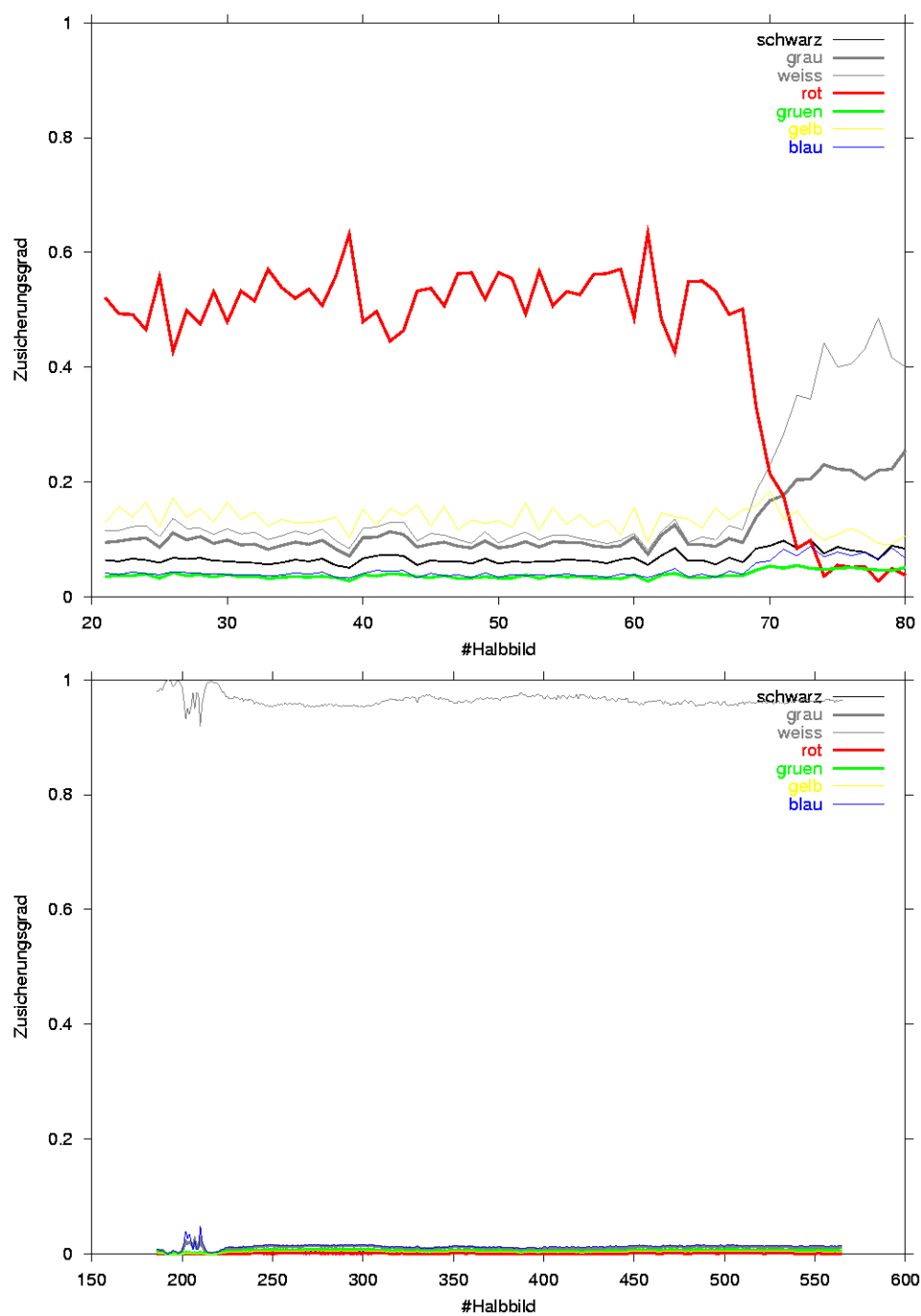


Abbildung 3.37: Zusicherungswerte zu den Klassenrepräsentanten der Grundfarben für Actor1 (oben) und Actor2 (unten) mit  $m = 1, 5$



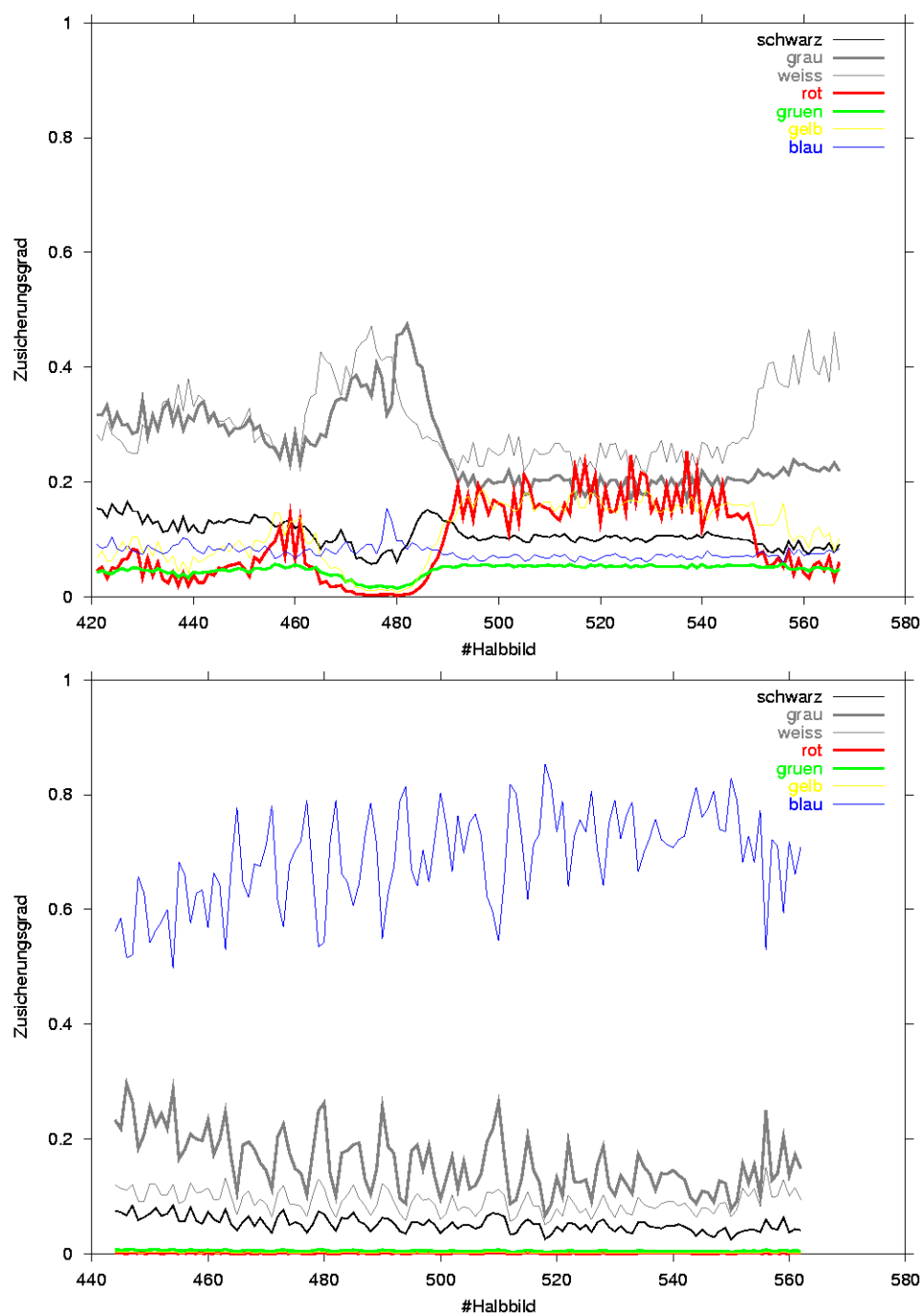


Abbildung 3.38: Zusicherungswerte zu den Klassenrepräsentanten der Grundfarben für Actor6 (oben) und Actor7 (unten) mit  $m = 1, 5$



Abbildung 3.39: Bilder der Bildfolge dtneu05, Bildnummer 20 mit Actor1 (oben), Bildnummer 421 mit Actor6 (unten)



Abbildung 3.40: Bilder der Bildfolge dtneu05, Actor6 zum Zeitpunkt 481 (oben) und 561 (unten)

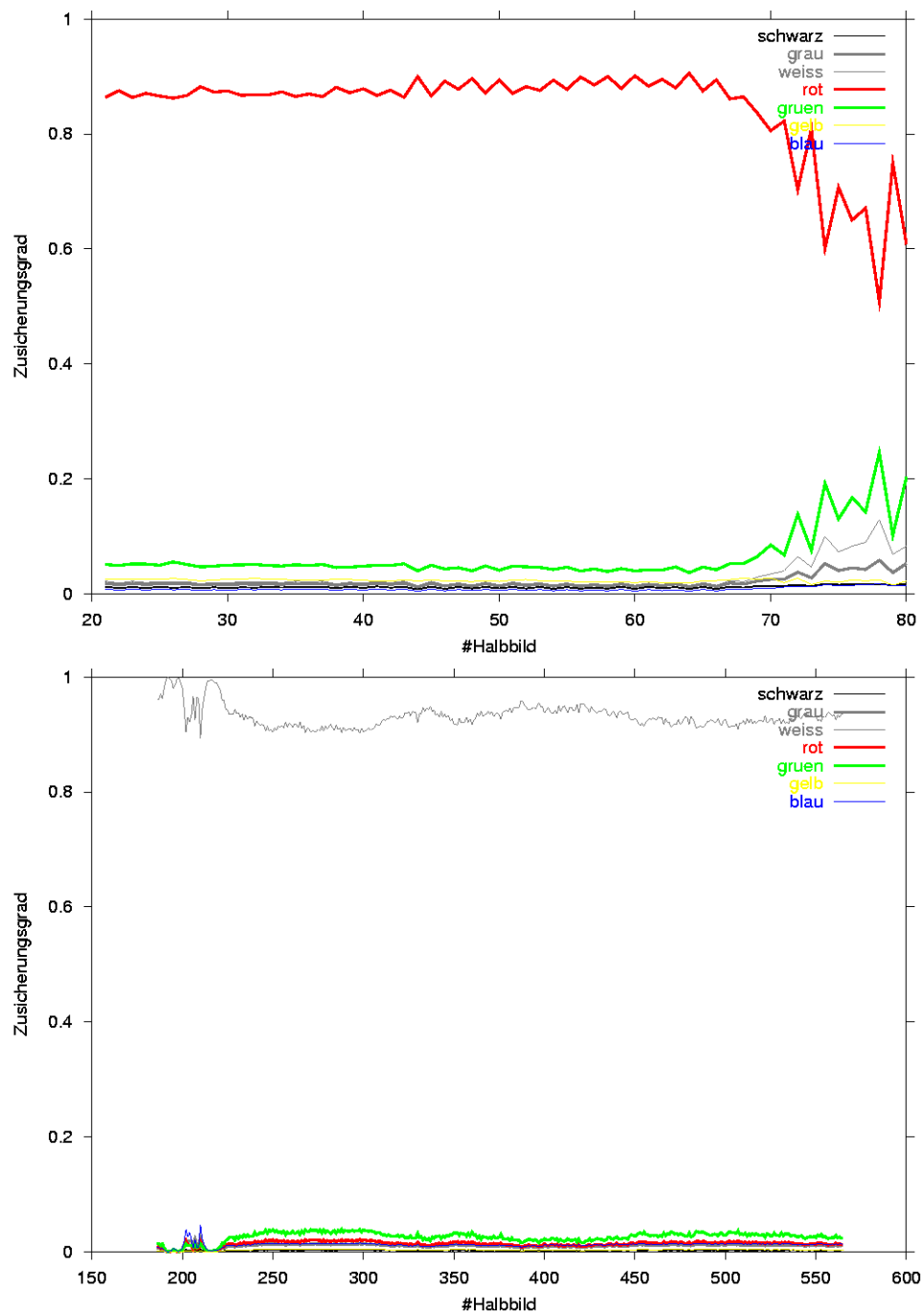


Abbildung 3.41: Zusicherungswerte zu den Klassenrepräsentanten der Grundfarben mit aufsummiertem Zusicherungsgrad für Actor1 (oben) und Actor2 (unten) mit  $m = 1, 5$

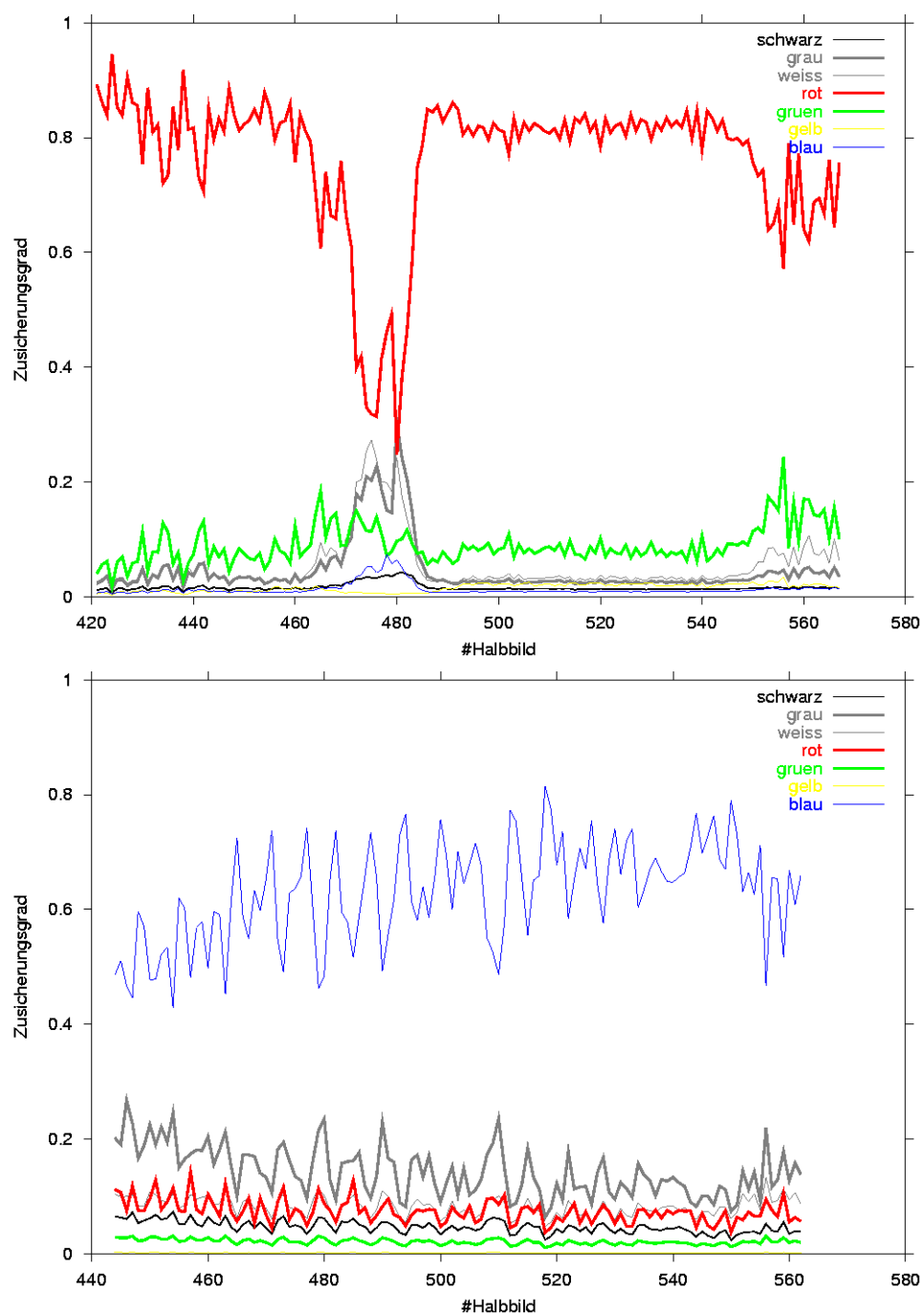


Abbildung 3.42: Zusicherungswerte zu alle Klassenrepräsentanten mit aufsummiertem Zusicherungsgrad für Actor6 (oben) und Actor7 (unten) mit  $m = 1, 5$

### 3.3 Bewertung des Verfahrens

Bei der Weitergabe der Ergebnisse vom visuellen zum begrifflichen Teilsystem wurden schon einige Entscheidungen bezüglich des Verfahrens getroffen. Die Einschränkung auf einzelne auszuwählende Fahrzeugfacetten ergab in diesem Fall die eindeutig besten Ergebnisse, so daß die Ergebnisse der anderen Möglichkeiten zur Einschränkung der Pixelmenge nicht weiter im begrifflichen Teilsystem getestet wurden. Bei den geringfügigen Verbesserungen durch das Weglassen von Kantenelementen oder Pixeln mit einem Gradientenbetrag größer als fünf im Gegensatz zur Gesamtauswahl der Pixel sind – beruhend auf dieser Auswahl im begrifflichen Teilsystem – keine weiteren Verbesserungen zu erwarten.

Unabhängig von der Auswahl der Pixel kann der Mittelwert durch die Berechnung der Varianz und Wegwerfen derjenigen Pixel, welche außerhalb eines bestimmten Bereichs um den Mittelwert liegen, von Ausreißern bereinigt werden. Es ist jedoch nicht klar, ob diejenigen Pixel, welche außerhalb von zum Beispiel dem Doppelten der initialen Varianz um den Mittelwert liegen, tatsächlich Ausreißer in dem Sinne sind, daß sie nichts zu der gewünschten zu charakterisierenden Farbe beitragen. Die Veränderungen, die durch diese Art der Bestimmung von Ausreißern bewirkt wurden, wirken sich nicht stark aus.

Vor der Weiterberechnung im begrifflichen Teilsystem fand hier eine Entscheidung für die Menge von Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] statt, aufgrund von Beobachtungen und Vergleich mit der Menge der anderen Klassenrepräsentanten.

Der Effekt bei diesem Verfahren, daß Grün teilweise einen recht hohen Zusicherungsgrad besitzt, liegt daran, daß hier der Zusicherungsgrad von Gelb-Grün zur Klasse Grün aufaddiert wird. Zur Verbesserung besteht die Möglichkeit, entweder den Zusicherungsgrad zur Klasse Gelb zu addieren oder die Klasse Gelb-Grün einfach wegzulassen, also die zwei bisher vorgestellten Verfahren zur Reduzierung der Menge der Klassenrepräsentanten zu kombinieren. Dies wird in Kapitel 5.2 weiter ausgeführt.

## Kapitel 4

# Verfahren zur Farbzuzuordnung im visuellen Teilsystem

In diesem Kapitel wird die Implementierung derjenigen Vorgehensweise beschrieben, welche die Farbbegriffe direkt den einzelnen Pixeln zuordnet.

Bei der Berechnung des Mittelwertes werden verschiedene teilweise vielleicht sehr weit auseinanderliegende Farbwerte zusammengefaßt und dadurch bestimmte Farbwerte verwischt. Falls die Pixel sich im Extremfall zu zwei komplett gegensätzlichen Farbwerten gleichmäßig verteilen würden – was zum Beispiel bei einem rot-grünen Fahrzeug der Fall wäre – würde durch die Mittelwertbildung das Fahrzeug wahrscheinlich zu Schwarz, Weiß oder Grau zugeordnet werden. Bei einer Zuordnung der Farbbegriffe direkt zu den einzelnen Pixeln würde die Hälfte zu Grün und die andere Hälfte zu Rot zugeordnet.

Aber nicht nur in einem solchen Extremfall – für den auch noch geklärt werden müßte, wie sich die Farbzuzuordnung für eine Farbe entscheiden würde oder ob das Fahrzeug einfach als *rot-grün* bezeichnet würde – hat das vorhergehende Verfahren den Nachteil, daß der Mittelwert durch Ausreißer verschlechtert wird. Durch die Berechnung der Varianzen und somit Neuberechnung des Mittelwerts wurden die Ergebnisse nur wenig verbessert. Nun liegt es nahe, eine Möglichkeit zu suchen, ganz auf die Berechnung des Mittelwerts zu verzichten. Es ist zu vermuten, daß diejenigen Pixel, die bei der Varianzberechnung als Ausreißer weggelassen wurden, vielleicht sogar Pixel sind, die stark zur Farbcharakterisierung beitragen könnten.

Es soll also – statt einfach *einen* Mittelwertvektor zu berechnen – zu *jedem einzelnen* Pixel der Abstand zu den Klassenrepräsentanten bestimmt und das Fahrzeug derjenigen Klasse zugeordnet werden, zu der die meisten Pixel gehören<sup>1</sup>. Es wurden also jedem Pixel diejenige Farbe zugeordnet, zu welcher der geringste Abstand berechnet wurde. Das gesamte Fahrzeug wird dann zu derjenigen Farbe klassifiziert, zu welcher die meisten Pixel zugeordnet wurden.

---

<sup>1</sup>Dies bedeutet aber, daß innerhalb des visuellen Teilsystems eine begriffliche Zuordnung vorgenommen wird.

## 4.1 Zur Auswahl der Pixel

Da sich in Kapitel 3 zeigte, daß die Eingrenzung auf einzelne Fahrzeugflächen die besten Ergebnisse hervorbrachte, wurden hier ebenso nicht die gesamten zum Fahrzeug gehörigen Pixel verwendet, sondern nur diejenigen, die zu bestimmten Fahrzeugflächen gehören. Der berechnete Zusicherungswert entspricht dem Verhältnis der Anzahl *Stimmen* pro Klasse zur Gesamtanzahl der verwendeten Pixel.

Die Ergebnisse in den Abbildungen 4.1 und 4.2 sollen mit den Ergebnissen in den Abbildungen 3.33 und 3.34 verglichen werden, da hier der Zusicherungsgrad linear dem Abstand zugeordnet wurde.

**Actor1, Abb. 4.1 oben** Dieses rote Fahrzeug wird von Zeitpunkt 20 bis Zeitpunkt 70 mit einem Zusicherungswert um 0,4 zu Rot zugeordnet. Bei der Klassifizierung mit der Mittelwertberechnung (Abbildung 3.33) wurde das Fahrzeug in diesen Zeitpunkten mit einem Zusicherungswert von ca. 0,15 zu Orange zugeordnet. Von Zeitpunkt 70 bis Zeitpunkt 80 wird das Fahrzeug größtenteils zu Rosa klassifiziert.

**Actor2, Abb. 4.1 unten** Das weiße Fahrzeug wird über die gesamte Zeit hinweg zu Weiß mit einem hohen Zusicherungswert zugeordnet. Am Anfang der Verfolgung wird der Zusicherungsgrad ca. 40 Bilder lang kleiner. Dies liegt wahrscheinlich an der Litfaßsäule, von der das Fahrzeug zu diesen Zeitpunkten im Bild verdeckt wird, wobei bei der Zuordnung über den Mittelwert der Zusicherungsgrad größer wurde (siehe Abb. 3.33). Der Zusicherungsgrad vergrößert sich jedoch nur von ungefähr 0,25 auf 0,5, das heißt diese Veränderung kann auch als einfaches Rauschen gedeutet werden.

**Actor6, Abb. 4.2 oben** Am Anfang der Verfolgung von Bildnummer 420 bis ca. 460 wird dieses rote Fahrzeug zu Rosa zugeordnet mit einem Zusicherungsgrad von ungefähr 0,4. Danach schwankt die Klassifizierung zwischen Weiß, Grau, Blau und Rosa bis ca. Bildnummer 485. Diese Beobachtung entspricht ungefähr denjenigen bei Abb. 3.34, der Grund liegt wiederum in der Verdeckung durch die Litfaßsäule im Bild. Ab Bildnummer 485 schwankt die Klassifizierung zwischen Rosa und Rot, gegen Ende wird das Fahrzeug nochmals zu Weiß klassifiziert, was an der Verdeckung des Fahrzeugs durch einen im Bild weiß erscheinenden Mast liegt.

**Actor7, Abb. 4.2 unten** Dieses blaue Fahrzeug wird über die Zeit eindeutig zu Blau zugeordnet mit einem Zusicherungsgrad von über 0,5.

Bei allen Fahrzeugen kann man beobachten, daß es durch diese Abstimmung immer wieder Klassen gibt, denen kein Pixel zugeordnet wird, die also tatsächlich den Zusicherungswert null haben.



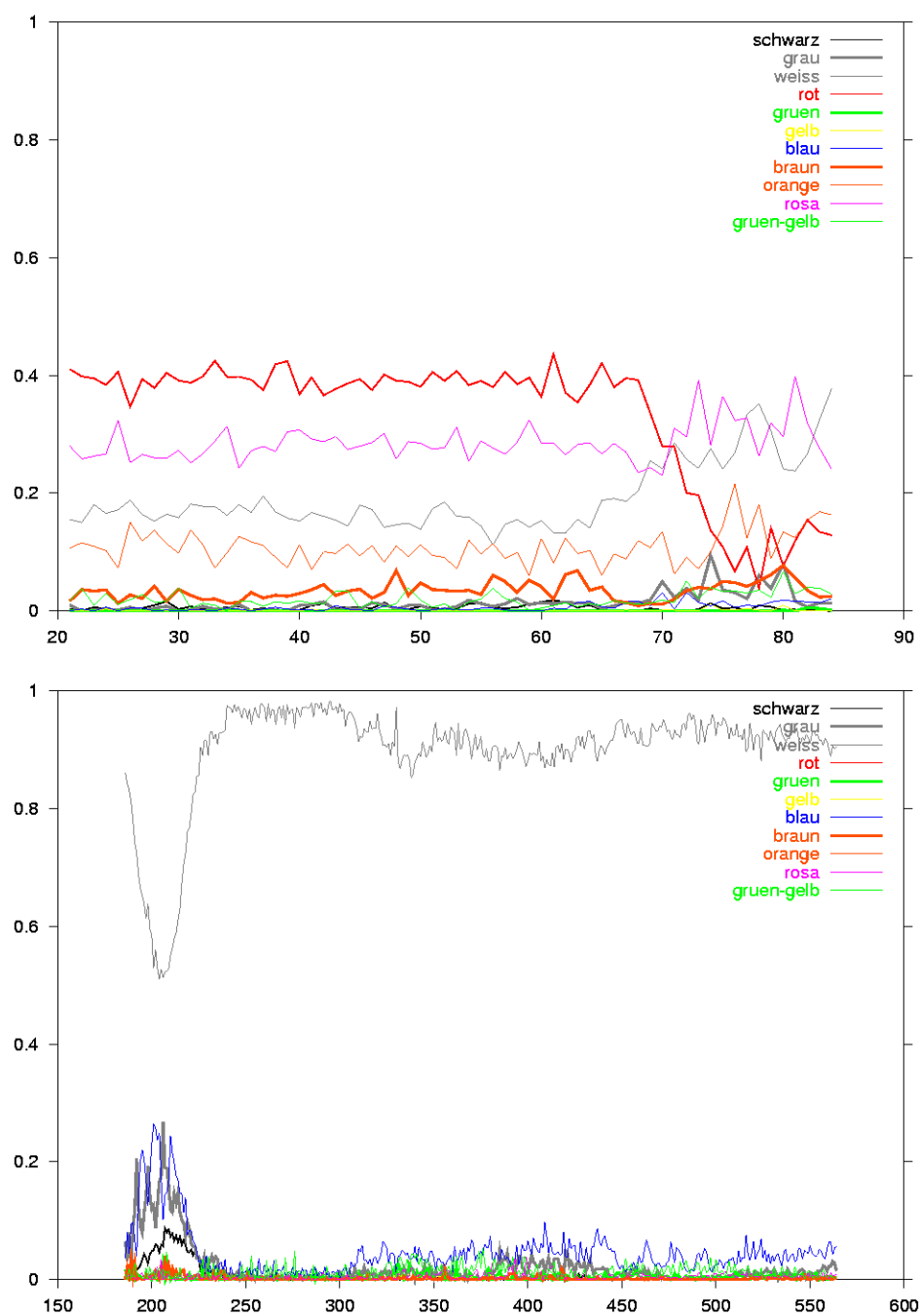


Abbildung 4.1: Anzahl *Stimmen* pro Klassenrepräsentant im Verhältnis zur Gesamtanzahl Pixel für Actor1 (oben) und Actor2 (unten)

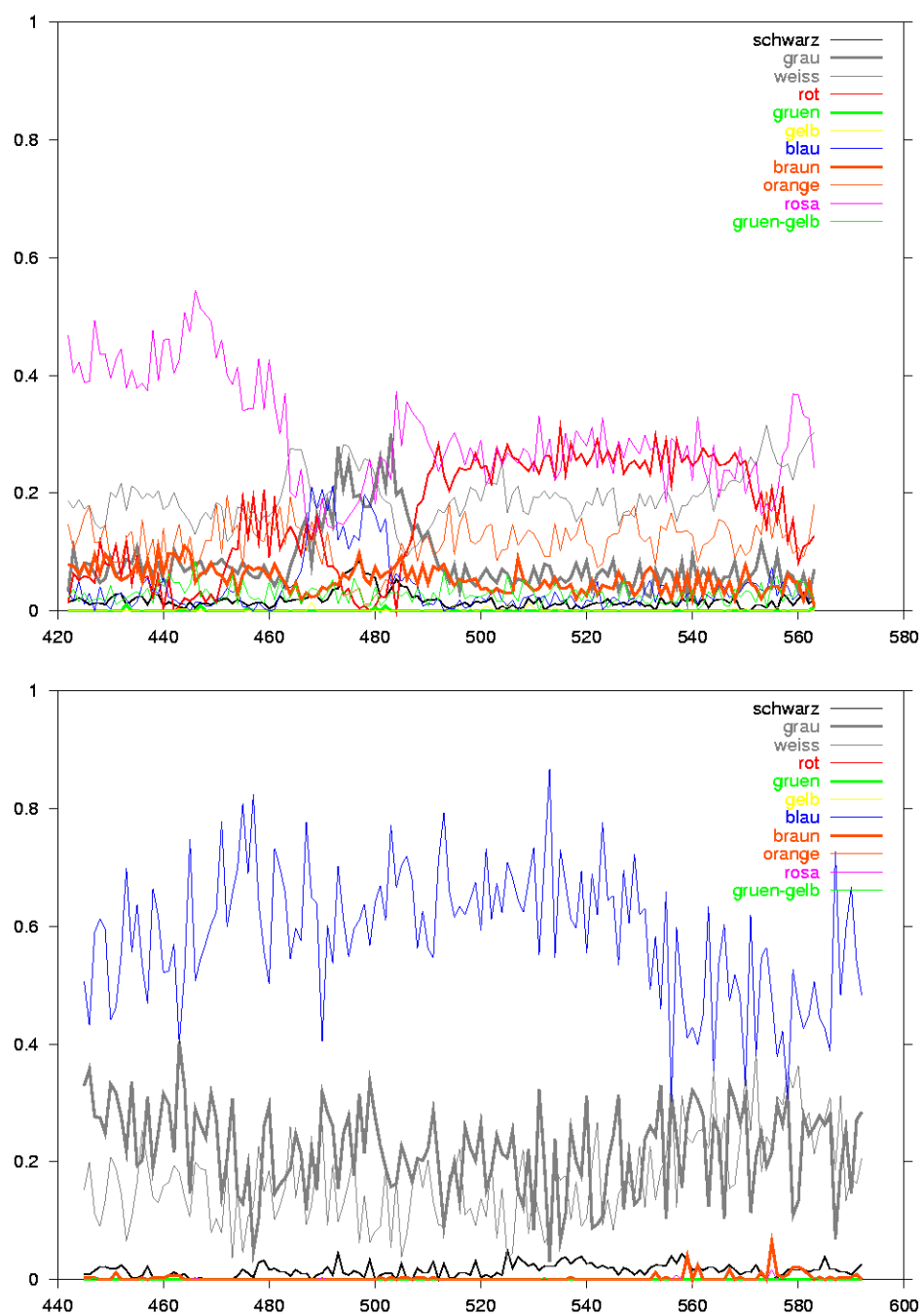


Abbildung 4.2: Anzahl *Stimmen* pro Klassenrepräsentant im Verhältnis zur Gesamtanzahl Pixel für Actor6 (oben) und Actor7 (unten)

## 4.2 Einschränkung der Klassenrepräsentanten

Analog wie in Kapitel 3.2.1 soll die Menge der Klassenrepräsentanten auf die Grundfarben beschränkt werden. Die Abstände wurden also nur für die Farben Schwarz, Grau, Weiß, Rot, Grün, Gelb und Blau berechnet. In den Abbildungen 4.3 und 4.4 sind die Ergebnisse dargestellt.

Der Effekt, der durch das Weglassen der Klassenrepräsentanten Braun, Orange, Rosa und Grün-Gelb erzielt wird, entspricht demjenigen in Kapitel 3.2.1. Bei **Actor6** sinken die Zusicherungswerte für Rot jedoch nicht so stark (siehe Abb. 4.4 oben) wie bei den vergleichbaren Ergebnissen in Abbildung 3.38. Von Zeitpunkt 500 bis zum Zeitpunkt 550 wird das Fahrzeug durchgehend zu Rot klassifiziert.

Da sich schon in Kapitel 3.2.1 zeigte, daß das Zusammenfassen der Klassenrepräsentanten bessere Ergebnisse lieferte als das einfache Weglassen der nicht zu den Grundfarben gehörenden Farben, soll dies auch hier getestet werden. Hierzu werden die *Stimmen* der Rot- und Grün-Töne jeweils addiert und so neue Zusicherungsgrade für Rot und Grün bestimmt. In den Abbildungen 4.5 und 4.6 sind die Ergebnisse zu sehen. Auch hier zeigt sich, daß sich das Ergebnis vor allem für **Actor6** erheblich verbessert. Im Gegensatz zu der Veränderung der Klassenrepräsentanten bei der Berechnung des Mittelwerts hat das Weglassen oder Aufsummieren der Rot-Töne bzw. Grün-Töne keine Auswirkung auf die restlichen Farben, da hier nicht, wie in Kapitel 3.2.1, der Zusicherungswert für eine Klasse von der Lage der anderen Klassenrepräsentanten abhängt. Dies sieht man in den Ergebnissen zu **Actor2** und **Actor6**. Hier verändern sich jeweils nur die Kurven der Rot-Töne und der Grün-Töne.

Ein grundsätzlicher Nachteil der Ergebnisse der Experimente auf Pixelebene zeigt sich vor allem bei **Actor7**. Das Fahrzeug wird zwar die meiste Zeit über zu Blau klassifiziert, die Kurve des Zusicherungsgrads besitzt jedoch einige Schnittpunkte mit der Kurve für die Klasse Grau. Hier liegt also keine vollständig eindeutige Klassifizierung vor, und das, obwohl das Fahrzeug zu keiner Zeit verdeckt oder auf eine andere Art im Bild schlecht zu erkennen ist.

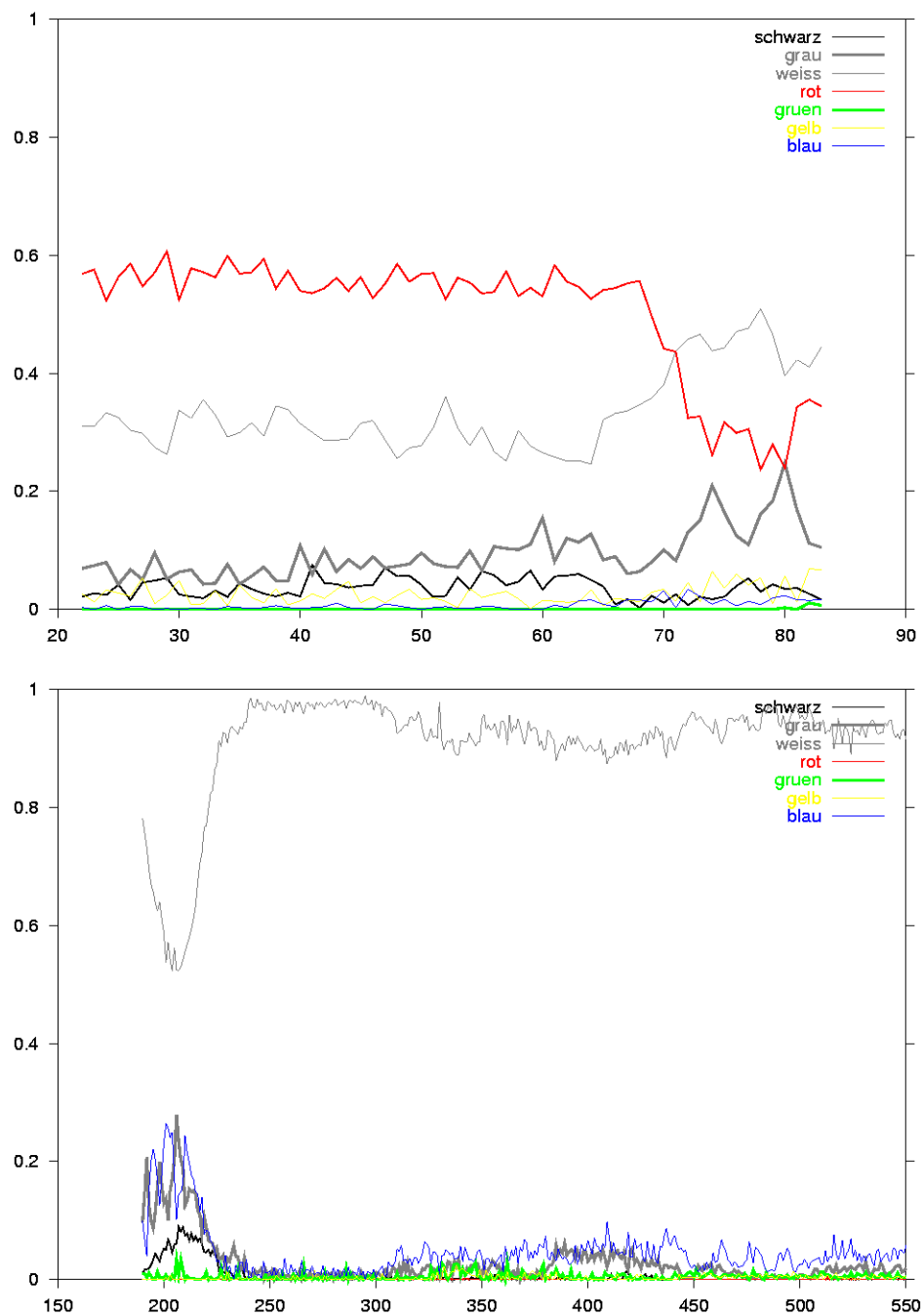


Abbildung 4.3: Anzahl *Stimmen* pro Klassenrepräsentant im Verhältnis zur Gesamtanzahl Pixel für Actor1 (oben) und Actor2 (unten) mit eingeschränkter Klassenrepräsentantenmenge auf Grundfarben durch Weglassen von Braun, Orange, Rosa und Grün-Gelb

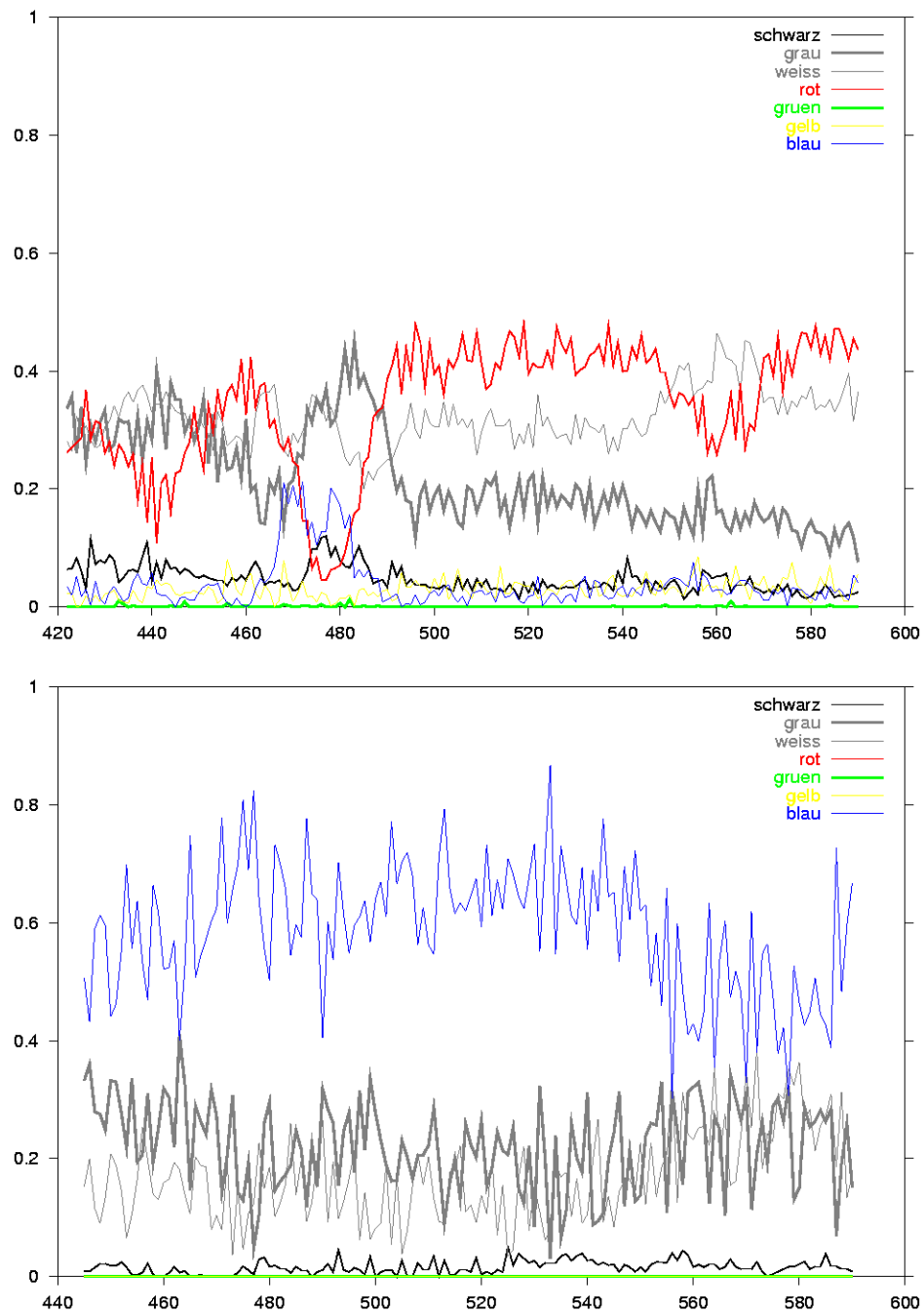


Abbildung 4.4: Anzahl *Stimmen* pro Klassenrepräsentant im Verhältnis zur Gesamtanzahl Pixel für Actor6 (oben) und Actor7 (unten) mit eingeschränkter Klassenrepräsentantenmenge auf Grundfarben durch Weglassen von Braun, Orange, Rosa und Grün-Gelb

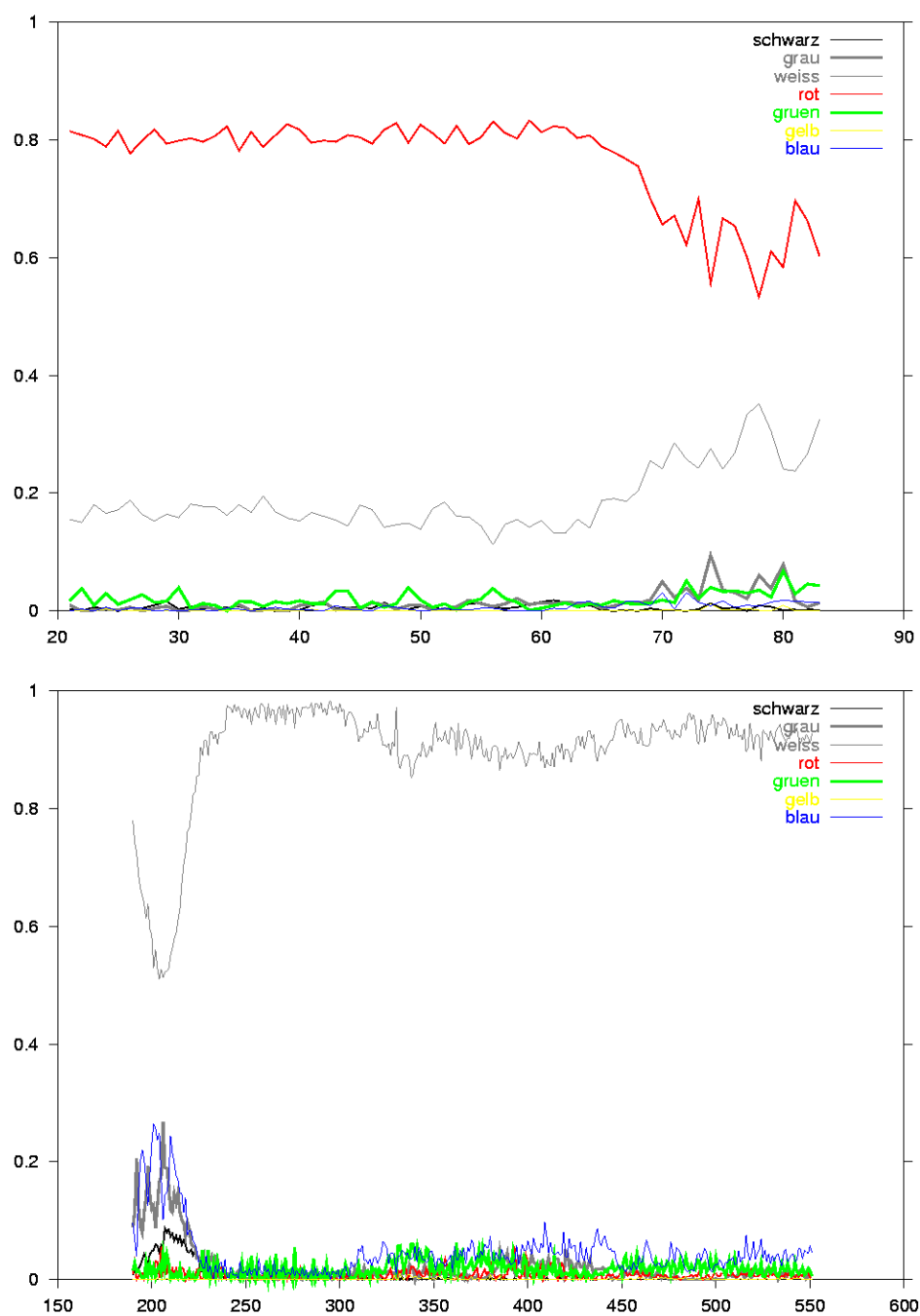


Abbildung 4.5: Anzahl *Stimmen* pro Klassenrepräsentant im Verhältnis zur Gesamtanzahl Pixel für Actor1 (oben) und Actor2 (unten) mit eingeschränkter Klassenrepräsentantenmenge auf Grundfarben durch Aufaddieren der Stimmen sämtlicher Rot-Töne zur Klasse Rot und Grün-Gelb und Grün zu Grün

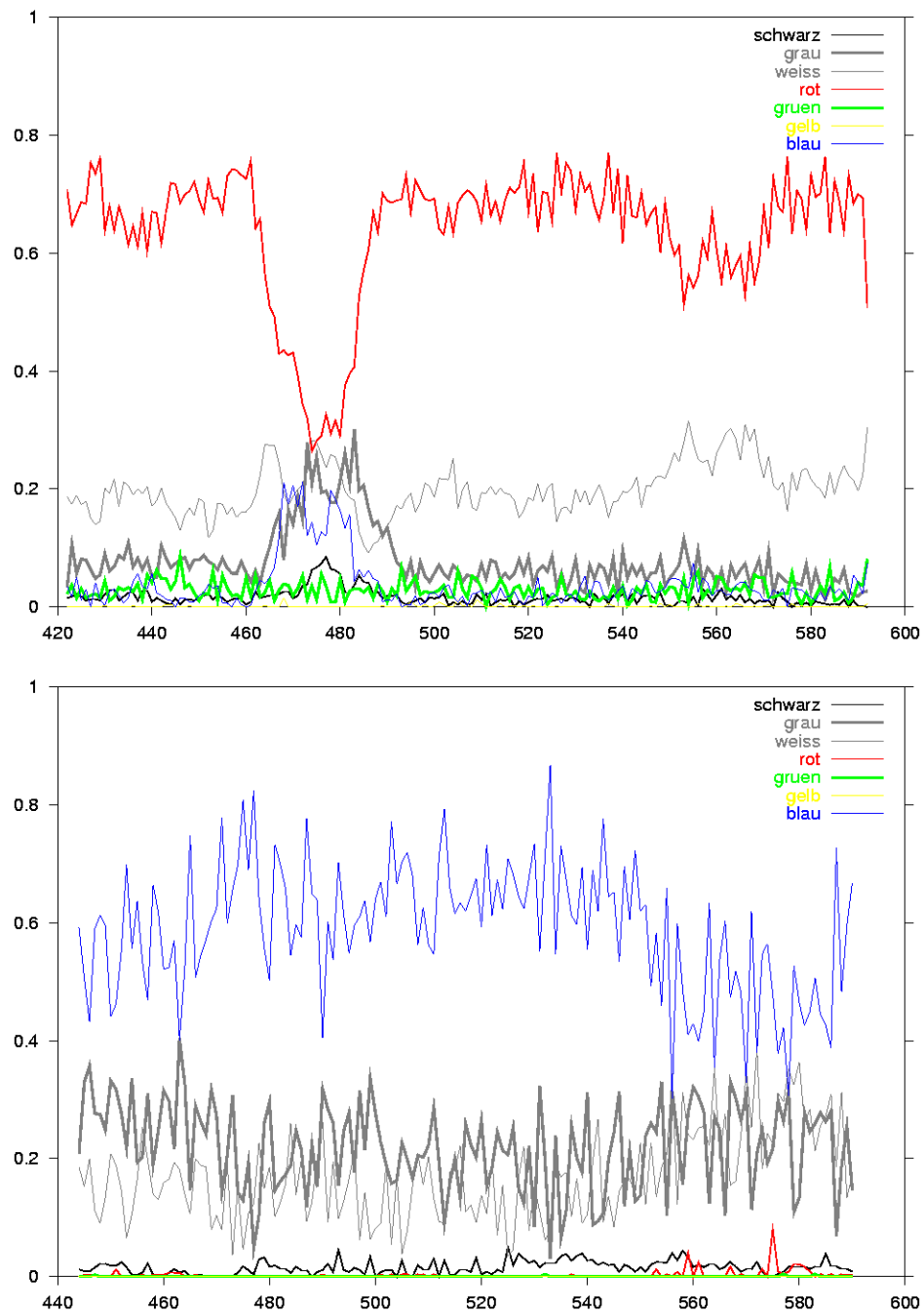


Abbildung 4.6: Anzahl *Stimmen* pro Klassenrepräsentant im Verhältnis zur Gesamtanzahl Pixel für Actor6 (oben) und Actor7 (unten) mit eingeschränkter Klassenrepräsentantenmenge auf Grundfarben durch Aufaddieren der Stimmen sämtlicher Rot-Töne zur Klasse Rot und Grün-Gelb und Grün zu Grün

### 4.3 Bewertung des Verfahrens

Dieses Verfahren wurde vollständig im visuellen Teilsystem implementiert, noch besteht keine Verbindung zum begrifflichen Teilsystem. Die Vermengung der beiden Teilsysteme durch die begriffliche Zuordnung innerhalb des visuellen Teilsystems ist von Nachteil, da dadurch keine klare Trennung in ein qualitatives und ein quantitatives Modul mehr möglich ist.

Das Verfahren wurde auch auf der Gesamtzahl der zum Fahrzeug gehörenden Pixel getestet, die Ergebnisse waren jedoch um einiges schlechter als diejenigen, die basierend auf der Auswahl der Fahrzeugflächen erzielt wurden.

Als Nachteil ist ebenfalls zu bewerten, daß der Zusicherungsgrad allein von der Anzahl der Stimmen und nicht vom vorherigen Abstand zu den einzelnen Pixeln und vor allem auch nicht von der Lage der jeweils anderen Klassenrepräsentanten abhängt. Hier ist es jedoch möglich, den Zusicherungsgrad zu den einzelnen Klassenrepräsentanten für jedes Pixel zu bestimmen. Abhängig von dem Zusicherungsgrad könnten dann die *Stimmen* der Pixel gezählt werden. Wie jedoch ein Gesamtzusicherungswert abhängig von dem Einzel-Zusicherungswert berechnet werden soll, wenn nicht durch das Stimmverhältnis, ist noch unklar.



# Kapitel 5

## Vergleich der Verfahren und weitere Experimente

### 5.1 Vergleich des mittelwert- und des pixelbasierten Verfahrens

Ein wichtiger Unterschied zwischen den beiden hier vorgestellten Verfahren ist ein struktureller: Beim ersten Verfahren wird die Ebeneneinteilung in visuelles Teilsystem und in begriffliches Teilsystem beibehalten, im zweiten Verfahren werden die Farbbegriffe innerhalb des visuellen Teilsystems den einzelnen Pixeln direkt zugeordnet.

Ohne auf die Ergebnisse einzugehen, läßt sich außerdem feststellen, daß beim ersten Verfahren durch die besondere Berechnung des Zusicherungswertes in diesen Zusicherungswert mehr Informationen über die Lage der Klassenrepräsentanten zueinander eingehen. Dies ließe sich jedoch auch in das zweite Verfahren einarbeiten, da es genauso möglich ist, den Zusicherungswert auf eben diese Weise auch im visuellen Teilsystem für jedes Pixel einzeln zu berechnen (siehe auch Kapitel 4.3).

Was die Ergebnisse angeht, sollen die jeweils besten Ergebnisse für alle vier hier betrachteten Fahrzeuge miteinander verglichen werden.

Die besten Ergebnisse aus Kapitel 3 wurden im visuellen Teilsystem durch die Pixelauswahl beruhend auf den Fahrzeugflächen mit einer Verbesserung des Mittelwerts durch die Berechnung der Varianz gewonnen. Im begrifflichen Teilsystem wurden aufbauend auf den Ergebnissen aus dem visuellen Teilsystem die besten Ergebnisse dadurch erzielt, daß die Menge der Klassenrepräsentanten eingeschränkt wurde, indem die mit Unsicherheitsfaktor  $m = 1,5$  bestimmten Zusicherungswerte der Rot- und Grün-Töne aufsummiert wurden.

Mit dem Verfahren aus Kapitel 4 wurden die bislang besten Ergebnisse erlangt, indem die Klassifizierung auf die Fahrzeugflächenpixel eingeschränkt wurde und bei den Klassenrepräsentanten die jeweiligen Stimmen der Rot- und der Grün-Töne zusam-

mengefaßt wurden. Im Folgenden sollen die jeweils besten Ergebnisse mit einander verglichen werden.

**Actor1, Abb. 3.41 (oben), Abb. 4.5 (oben)** Das rote Fahrzeug wird mit beiden Verfahren zu Rot klassifiziert, von Zeitpunkt 20 bis Zeitpunkt 70 ordnet das erste Verfahren der Klasse Rot einen Zusicherungsgrad von über 0,8 zu, das zweite Verfahren gibt einen etwas kleineren Zusicherungswert von ungefähr 0,8 aus. Für beide Verfahren sinkt nach Zeitpunkt 70 der Zusicherungsgrad für Rot knapp unter 0,6. Dies liegt an der teilweisen Verdeckung im Bild durch einen Baum. Der größte Unterschied für Actor1 zwischen diesen beiden Verfahren liegt bei der Farbe mit dem zweithöchsten Zusicherungswert. In Abbildung 3.41 (oben) besitzt Grün den nächst höchsten Zusicherungswert mit ungefähr 0,1, der nach Zeitpunkt 70 bis zu 0,2 ansteigt. Beim zweiten Verfahren in Abbildung 4.5 (oben) wird Weiß der zweithöchste Zusicherungswert von ungefähr 0,2 zugeordnet.

**Actor2, Abb. 3.41 (unten), Abb. 4.5 (unten)** Bei diesem Fahrzeug liegt der Unterschied zwischen den beiden Verfahren hauptsächlich im Verhalten der Zusicherungswerte von Zeitpunkt 190 bis 210. Zu diesen Zeitpunkten wird das Fahrzeug im Bild teilweise von einer Litfaßsäule verdeckt. Dies wirkt sich bei dem mittelwertbasierten Verfahren nur in kleinen Schwankungen des Zusicherungsgrades aus, der Zusicherungsgrad fällt nicht unter 0,9. Beim pixelbasierten Verfahren sinkt der Zusicherungswert für Weiß bis unter 0,6. Dafür steigen die Zusicherungswerte für Blau, Grau und Schwarz. Die Kurven der Zusicherungswerte für das pixelbasierte Verfahren erscheinen plausibler, da das Fahrzeug tatsächlich von etwas verdeckt wird, dessen Farbe im Bild dunkler erscheint als die des Fahrzeuges.

**Actor6, Abb. 3.42 (oben), Abb. 4.6 (oben)** Die Kurven für den Zusicherungswert für Rot von beiden Verfahren verhalten sich gleich. Jedoch ist der Zusicherungsgrad beim mittelwertbasierten Verfahren die meiste Zeit über größer als beim pixelbasierten Verfahren – bis auf zu den Zeitpunkten von 470 bis 490: hier ist der Zusicherungsgrad im mittelwertbasierten Fall kleiner. Das heißt, die Verdeckung wirkt sich für dieses Fahrzeug im mittelwertbasierten Fall stärker auf den Zusicherungswert aus.

**Actor7, Abb. 3.42 (unten), Abb. 4.6 (unten)** Beim mittelwertbasierten Verfahren schwankt der Zusicherungsgrad für Blau nicht so stark wie beim pixelbasierten Verfahren. Die Zusicherungswerte bewegen sich jedoch jeweils in einem Bereich von 0,4 bis 0,8. Beim pixelbasierten Verfahren kreuzt jedoch die Kurve für den Zusicherungswert für Blau die Kurve für den Zusicherungswert für Grau.

Ein Nachteil des ersten Verfahrens mit der Mittelwertbildung besteht darin, daß hier Ausreißer – also Pixel, die einen Farbwert besitzen, welcher stark von den Farbwerten der anderen differiert – in die Mittelwertberechnung eingehen und so einerseits

den Mittelwert verfälschen. Andererseits wird durch die Mittelwertberechnung der das Fahrzeug charakterisierende Farbwert auch *abgeschwächt*, da alle vom Modell überdeckten Bildpixel in die Mittelwertberechnung eingehen. Dieser Effekt ist bei **Actor2** recht gut zu sehen, da hier in den ersten Zeitpunkten der Verfolgung das Fahrzeug verdeckt wird, aber diese Verdeckung bei der Klassifizierung mit dem ersten Verfahren nicht in dem gleichen Maße wie beim zweiten Verfahren deutlich wird. Bei den anderen Fahrzeugen, die verdeckt werden – **Actor1** am Ende der Verfolgung und **Actor6** – kann man die Verdeckung am Verlauf der Zusicherungsgrade auch beim ersten Verfahren sehr gut nachvollziehen.

Für beide Verfahren gilt, daß die Fahrzeuge jeweils zu der *richtigen* Farbe klassifiziert werden. Zwei der Fahrzeuge wurden jedoch beim zweiten Verfahren nicht ganz eindeutig über die Zeit zu einer Farbe zugeordnet, bei **Actor6** und **Actor7** gibt es wenige Zeitpunkte, an denen sich die beiden höchsten Kurven schneiden. Dieser Nachteil könnte vielleicht durch eine Erweiterung des zweiten Verfahrens verbessert werden. So wie die beiden Verfahren jedoch zu diesem Zeitpunkt vorliegen, liefert das erste Verfahren für diese ausgewählte Menge an Fahrzeugen die besseren Ergebnisse.

## 5.2 Weitere Ergebnisse mit dem mittelwertbasierten Verfahren

Das mittelwertbasierte Verfahren soll anhand einer größeren Stichprobe weiter überprüft werden. Diese neuen Experimente wurden auf einer Bildfolge durchgeführt, die in Oxford aufgenommen wurden. Die Kamera, mit der diese Bildfolge gefilmt wurde, liefert bessere Farbbilder als diejenige, mit welcher die Bildfolge **dtneu05** aufgenommen wurde. Diese neue Bildfolge **oxford4** ist ca. 14000 Halbbilder lang. Da bisher Verfolgungsergebnisse nur von 41 Fahrzeugen von ca. Zeitpunkt 30 bis ca. Zeitpunkt 4000 vorlagen, wurden nur diese 41 verfolgten Fahrzeuge klassifiziert. Für die Verfolgung wurden in der Initialisierung die Modell auf die Fahrzeugabbilder per Hand gesetzt. Die Ergebniss dieses Experiments sind in Tabelle 5.2 dargestellt.

Bei jedem Wechsel der Farbklassifikation eines Fahrzeugs wurde die Bildfolge näher betrachtet und einer der Kommentare in die Tabelle eingefügt. Die Kommentare sind wie folgt zu verstehen:

**korrekt klassifiziert:** Die zugeordnete Farbe entspricht der im Bild zu sehenden Farbe des Fahrzeuges.

**nicht korrekt klassifiziert:** Die zugeordnete Farbe entspricht nicht der im Bild zu sehenden Farbe des Fahrzeugs und dies läßt sich nicht anhand einer der anderen folgenden Kommentare erklären.

**verdeckt/beschattet:** Das Fahrzeug ist entweder durch Objekte (andere Fahrzeuge,



Abbildung 5.1: Ein Beispielbild aus der Bildfolge oxford4

Laternenmast etc.) im Bild verdeckt oder so stark beschattet, daß eine Farbklassifizierung augenscheinlich nicht mehr möglich ist.

**schlecht verfolgt:** Das Fahrzeug wird schlecht verfolgt, das heißt das Modell sitzt nicht korrekt auf dem Fahrzeugabbild, so daß in die Klassifizierung Pixel mit eingehen, die nicht zum Fahrzeugabbild gehören.

**nicht mehr verfolgt:** Das Modell sitzt in keiner Weise mehr auf dem Fahrzeugabbild und das Fahrzeug wird nicht mehr verfolgt.

Insgesamt gilt, daß nur wenige Fahrzeuge über längere Zeit korrekt verfolgt werden. Drei Fahrzeuge werden die gesamte Zeit über schlecht oder überhaupt nicht verfolgt (Actor8, Actor9, Actor10). Das heißt von den ursprünglich 41 Fahrzeugen sind nur 38 für die Klassifizierung relevant und das auch nur zeitweise (siehe Tabelle 5.1). Von diesen 38 werden 30 zeitweise korrekt klassifiziert und 7 nicht korrekt klassifiziert. Ein Fahrzeug (Actor22) wird kurzzeitig falsch und dann aber korrekt klassifiziert. Bei Betrachtung des roten Fahrzeugabbildes wird klar, das dies an dem im Bild schwarz erscheinenden Dachgepäckträger liegt.

Da die Farbe silber in den hier verwendeten Farbbegriffen nicht vorkommt, wurde sowohl eine Klassifizierung zu weiß, als auch eine Klassifizierung zu grau als korrekt angenommen.

Die Fahrzeuge die falsch klassifiziert werden, sollen im Folgenden etwas näher untersucht werden. Bei den Fahrzeugen, bei denen die Farbe nicht korrekt klassifiziert wurde (siehe Kommentare), handelt es sich um: Actor5, Actor7, Actor25 Actor31 und Actor38. Diese werden nach tatsächlichen Farben der Fahrzeuge sortiert behandelt.

Die Fahrzeugabbilder von Actor7 und Actor25 sind eigentlich blau, genauer gesagt *blau metallic*. Dies läßt sich noch nicht abschließend erklären, aus welchem Grund diese

41 Fahrzeuge	insgesamt
32 Fahrzeuge	(zeitweise) korrekt klassifiziert
5 Fahrzeuge	nie korrekt klassifiziert
1 Fahrzeug	sowohl zeitweise korrekt als auch zeitweise nicht korrekt klassifiziert
3 Fahrzeuge	ganze Zeit über schlecht oder gar nicht verfolgt

Tabelle 5.1: Zusammenfassung der Ergebnisse aus der **oxford4**-Bildfolge

Fehlklassifizierung vorliegt. Mit hoher Wahrscheinlichkeit kommt es aufgrund der Spiegelungen der *metallic*-Lackierung zu der falschen Klassifizierung. Anders verhält es sich bei **Actor31** und **Actor38**. Das Abbild dieser zwei Fahrzeuge ist gelb. Die Fehlklassifizierung liegt an der falschen Zuordnung von Grün-Gelb zu Grün. Um jedoch ganz klar darüber urteilen zu können, zu welcher Farbe und wie Grün-Gelb nun zugeordnet werden sollte, müßten noch grüne Fahrzeug herangezogen werden.

Beim Fahrzeug **Actor5** liegt die falsche Klassifizierung wahrscheinlich sowohl am nicht ganz passenden Modell als auch daran, daß der Unterbau dieses weißen Fahrzeugs im Bild schwarz erscheint.

Das einzige Fahrzeug, das tatsächlich von Anfang bis Ende gut verfolgt wird, ist **Actor32**. Hier läßt sich auch sehr gut der Einfluß von Schatten beobachten. Dieser weiße Bus fährt geradeaus und während dieser Fahrt fällt mehr oder weniger starker Schatten durch die Bäume auf das Fahrzeug. Durch diesen Schatten wird die Farbe des Fahrzeugs zu grau klassifiziert statt zu weiß.

Insgesamt läßt sich sagen, daß die Klassifikation zu den Initialisierungszeitpunkten meist korrekt war. Wenn die Klassifizierung im weiteren Verlauf versagte, so lag dies entweder an Verdeckungen beziehungsweise Lichtveränderungen im Bild oder an dem Versagen der Verfolgung.

Actor	von	bis	Farbe	Kommentar
Actor1 (rot)	80	214	rot	korrekt klassifiziert
	215	234	grau	verdeckt/beschattet
	235	247	rot	korrekt klassifiziert
	248		gruen	schlecht verfolgt
	249	382	rot	korrekt klassifiziert
	383	447	gruen	schlecht verfolgt
	448	452	rot	schlecht verfolgt
	453	1000	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor2 (schwarz)	129	290	schwarz	korrekt klassifiziert
	291	297	grau	schlecht verfolgt
	298	394	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor3 (silber)	184	292	grau	korrekt klassifiziert
	293	309	schwarz	schlecht verfolgt
	310	391	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor4 (weiss)	400	1876	weiss	korrekt klassifiziert
	1877	1879	gruen	verdeckt/beschattet
	1880	1894	weiss	korrekt klassifiziert
	1895	1929	grau	verdeckt/beschattet
	1930	2097	weiss	korrekt klassifiziert
	2098	2102	gruen	verdeckt/beschattet
	2103	2110	grau	verdeckt/beschattet
	2111	2115	gruen	verdeckt/beschattet
	2116	2146	grau	verdeckt/beschattet
	2147	2187	weiss	korrekt klassifiziert
	2188	2200	gruen	schlecht verfolgt
	2201	2205	weiss	schlecht verfolgt
	2206		gruen	schlecht verfolgt
	2207	2246	weiss	schlecht verfolgt
	2247	2600	wechselnd	nicht mehr verfolgt

Actor	von	bis	Farbe	Kommentar
Actor5 (weiss)	465	1732	grau	nicht korrekt klassifiziert
	1733	3392	rot	schlecht verfolgt
	3393	3605	grau	schlecht verfolgt
	3606		weiss	verdeckt/beschattet
	3607	3623	gruen	schlecht verfolgt
	3624	3700	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor6 (rot)	548		rot	korrekt klassifiziert
	549	606	schwarz	schlecht verfolgt
	607	641	grau	schlecht verfolgt
	642	2700	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor7 (helles blau)	603	1857	schwarz	nicht korrekt klassifiziert
	1858	1861	grau	schlecht verfolgt
	1862		schwarz	schlecht verfolgt
	1863	1865	grau	schlecht verfolgt
	1866		schwarz	schlecht verfolgt
	1867		grau	schlecht verfolgt
	1868		schwarz	schlecht verfolgt
	1869	1870	grau	schlecht verfolgt
	1871		schwarz	schlecht verfolgt
	1872		grau	schlecht verfolgt
	1873	1920	schwarz	verdeckt/beschattet
	1921	1960	grau	schlecht verfolgt
	1961	2079	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor8 (schwarz)	636	737	grau	schlecht verfolgt
	738	1000	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor9 (silber)	752	808	weiss	schlecht verfolgt
	809	814	grau	schlecht verfolgt
	815	869	wechselnd	nicht mehr verfolgt

Actor	von	bis	Farbe	Kommentar
Actor10 (silber)	734	735	gruen	schlecht verfolgt
	736	737	rot	schlecht verfolgt
	738		grau	schlecht verfolgt
	739		rot	schlecht verfolgt
	740	743	gruen	schlecht verfolgt
	744		rot	schlecht verfolgt
	745		gruen	schlecht verfolgt
	746		grau	schlecht verfolgt
	747		gruen	schlecht verfolgt
	748	749	rot	schlecht verfolgt
	750	751	gruen	schlecht verfolgt
	752		rot	schlecht verfolgt
	753	757	gruen	schlecht verfolgt
	758	2500	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor11 (rot)	766	790	rot	korrekt klassifiziert
	791	793	schwarz	schlecht verfolgt
	794	800	grau	schlecht verfolgt
	801	816	schwarz	schlecht verfolgt
	817	2500	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor12 (silber)	851	2106	grau	korrekt klassifiziert
	2107	2500	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor13 (weiss)	1117	1164	weiss	korrekt klassifiziert
	1165	1166	gruen	schlecht verfolgt
	1167	1168	weiss	schlecht verfolgt
	1169	1170	gruen	schlecht verfolgt
	1171	1800	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor14 (rot)	1173	1201	rot	korrekt klassifiziert
	1202	1234	gruen	schlecht verfolgt
	1235	1800	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor15 (silber)	1173	1269	weiss	korrekt klassifiziert
	1270		grau	schlecht verfolgt
	1271		weiss	schlecht verfolgt
	1272	1300	grau	schlecht verfolgt
	1301	1384	wechselnd	nicht mehr verfolgt



Actor	von	bis	Farbe	Kommentar
Actor16 (blau)	1222	1240	blau	korrekt klassifiziert
	1241	1258	grau	schlecht verfolgt
	1259	1285	gruen	schlecht verfolgt
	1286	1800	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor17 (weiss)	1276	1287	weiss	korrekt klassifiziert
	1288	1290	gruen	schlecht verfolgt
	1291		weiss	korrekt klassifiziert
	1292	1404	gruen	schlecht verfolgt
	1405	2446	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor18 (weiss)	1276		weiss	korrekt klassifiziert
	1277	1345	gruen	schlecht verfolgt
	1346	2000	grau	nicht mehr verfolgt
Actor19 (weiss)	1361	1467	gruen	schlecht verfolgt
	1468	1800	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor20 (silber)	1584	1648	weiss	verdeckt/beschattet
	1649	1651	grau	korrekt klassifiziert
	1652	1653	weiss	verdeckt/beschattet
	1654	1690	grau	korrekt klassifiziert
	1691	2100	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor21 (rot)	1608	1618	rot	korrekt klassifiziert
	1619	1649	grau	schlecht verfolgt
	1650	1900	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor22 (rot)	1745	1751	schwarz	nicht korrekt klassifiziert
	1752	3491	rot	korrekt klassifiziert
	3492	3497	grau	schlecht verfolgt
	3498	3510	rot	korrekt klassifiziert
	3511	3516	gruen	schlecht verfolgt
	3517	4000	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor23 (silber)	889	2106	grau	korrekt klassifiziert
	2107	3000	wechselnd	nicht mehr verfolgt

Actor	von	bis	Farbe	Kommentar
Actor24 (rot)	1933	1964	rot	korrekt klassifiziert
	1965	1987	gruen	verdeckt/beschattet
	1988	2006	rot	korrekt klassifiziert
	2007	2019	grau	schlecht verfolgt
	2020	2077	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor25 (blau)	1995	2016	schwarz	nicht korrekt klassifiziert
	2017	2064	grau	schlecht verfolgt
	2065	2328	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor26 (silber)	2056	2058	schwarz	verdeckt/beschattet
	2059	2060	grau	korrekt klassifiziert
	2061	2074	schwarz	schlecht verfolgt
	2075		grau	schlecht verfolgt
	2076	2150	schwarz	schlecht verfolgt
	2151	2254	grau	schlecht verfolgt
	2255	3000	gruen	nicht mehr verfolgt
Actor27 (rot)	2109	2290	rot	korrekt klassifiziert
	2291	2318	grau	verdeckt/beschattet
	2319	2394	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor28 (silber)	2356	2420	grau	korrekt klassifiziert
	2421		weiss	verdeckt/beschattet
	2422	2423	grau	korrekt klassifiziert
	2424	2425	weiss	verdeckt/beschattet
	2426	2440	grau	korrekt klassifiziert
	2441	2443	gruen	schlecht verfolgt
	2444	2446	grau	schlecht verfolgt
Actor29 (schwarz)	2470	2536	wechselnd	nicht mehr verfolgt
	2397	2407	schwarz	korrekt klassifiziert
	2408	2486	grau	schlecht verfolgt
	2487	2800	wechselnd	nicht mehr verfolgt

Actor	von	bis	Farbe	Kommentar
Actor30 (schwarz)	2471	2537	schwarz	korrekt klassifiziert
	2538	2547	grau	schlecht verfolgt
	2548		schwarz	korrekt klassifiziert
	2549	2554	grau	schlecht verfolgt
	2555	2567	schwarz	korrekt klassifiziert
	2568	2614	grau	schlecht verfolgt
	2615	2627	schwarz	korrekt klassifiziert
	2628	2634	grau	schlecht verfolgt
	2635	2719	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor31 (gelb)	2524	2530	gruen	nicht korrekt klassifiziert
	2531	2800	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor32 (weiss)	2586	2703	weiss	korrekt klassifiziert
	2704	2729	grau	verdeckt/beschattet
	2730	2863	weiss	korrekt klassifiziert
	2864	2867	grau	verdeckt/beschattet
	2868		weiss	korrekt klassifiziert
	2869	2870	grau	verdeckt/beschattet
	2871	2872	weiss	korrekt klassifiziert
	2873	2896	grau	verdeckt/beschattet
	2897	3000	weiss	korrekt klassifiziert
Actor33 (silber)	2656	2718	grau	korrekt klassifiziert
	2719	2739	weiss	verdeckt/beschattet
	2740	2790	grau	korrekt klassifiziert
	2791	2858	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor34 (weiss)	2691		weiss	korrekt klassifiziert
	2692	3000	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor35 (schwarz)	2965		schwarz	korrekt klassifiziert
	2966	4500	gruen	nicht mehr verfolgt
Actor36 (schwarz)	3190	3615	schwarz	korrekt klassifiziert
	3616	3840	grau	schlecht verfolgt
	3841	4500	wechselnd	nicht mehr verfolgt

Actor	von	bis	Farbe	Kommentar
Actor37 (weiss)	3274	3293	weiss	korrekt klassifiziert
	3294	3304	grau	schlecht verfolgt
	3305	3307	schwarz	schlecht verfolgt
	3308	3313	grau	schlecht verfolgt
	3314	3318	schwarz	schlecht verfolgt
	3319		grau	schlecht verfolgt
	3320	3323	schwarz	schlecht verfolgt
	3324	3541	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor38 (gelb)	3274	3275	grau	verdeckt/beschattet
	3276	3842	gruen	nicht korrekt klassifiziert
	3843		weiss	schlecht verfolgt
	3844		gruen	schlecht verfolgt
	3845	3866	weiss	schlecht verfolgt
	3867	3870	gruen	schlecht verfolgt
	3871	4500	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor39 (weiss)	3565		weiss	korrekt klassifiziert
	3566	3604	grau	schlecht verfolgt
	3605	3684	weiss	schlecht verfolgt
	3685	3689	grau	schlecht verfolgt
	3690	3691	weiss	schlecht verfolgt
	3692	3779	grau	schlecht verfolgt
	3780	4100	gruen	nicht mehr verfolgt
Actor40 (dunkelgrau)	3706	3728	grau	korrekt klassifiziert
	3729	4000	wechselnd	nicht mehr verfolgt
Actor41 (silber)	3856		weiss	korrekt klassifiziert
	3857	4000	grau	nicht mehr verfolgt

Tabelle 5.2: Klassifizierungsergebnisse zur Bildfolge ox-  
ford4



The red car enters from Bernhard Street.

Das rote Fahrzeug kommt aus der Bernhardstrasse.



It drives straight ahead.

Es faehrt geradeaus.

Tabelle 5.3: Ergebnisse der Erzeugung von natürlichsprachlichem Text für Actor6 aus der Bildfolge dtneu05

## 5.3 Erzeugung von natürlichsprachlichem Text

Die Umsetzung einer Verkehrsszenenbeschreibung in natürlichsprachlichen Text erfolgt entsprechend [Gerber 2000; Gerber 2004], wobei Gerber die gewonnenen Farbattribute den Fahrzeugen als Charakterisierung zuordnet. Die Generierung des Textes erfolgt mit Hilfe von Diskurs-Repräsentations-Strukturen (DRS) nach [Kamp & Reyle 1993].

Bei [Kamp & Reyle 1993] wird aus natürlichsprachlichem Text durch Grammatikregeln ein Syntaxbaum generiert, der wiederum mittels Konstruktionsregeln in eine DRS umgesetzt wird.

Bei [Gerber 2000] werden statt natürlichsprachlichem Text die von F-Limette erzeugten Prädikate mittels einer Grammatik syntaktisch analysiert und mittels Konstruktionsregeln in eine DRS überführt. Die Grammatik sowie die Konstruktionsregeln findet man bei [Gerber 2004]. Die DRSen werden daraufhin durch Transformationsregeln umgeformt. Ein Seiteneffekt dieser Umformungen besteht in der Erzeugung natürlichsprachlichen Texts.

Jede Transformationsregel besteht aus einer Muster-DRS und Aktionen. In der zu ver-sprachlichenden DRS wird ein in der Transformationsregel angegebenes Muster (PatternDRS) gesucht. Dies beinhaltet auch die Suche nach einer Variablenbelegung für die im Muster enthaltenen Variablen. Wird das Muster in der DRS gefunden, so wird die entsprechende Aktion ausgeführt.

In Tabelle 5.4 ist ein Beispiel für eine Transformationsregel dargestellt. Eine der Aktionen dieser Regel ist die Anweisung `getColor(ind, tp)`. Die Farbattribute werden über die F-Limette-Anfrage `getColor(ind, tp)` an die DRS übermittelt und durch `AddNewAttribute(color(vDR1))` als neues Attribut in die DRS eingefügt.

Die folgende Aktion `getActionListFor(color, DRS1)` sucht im Lexikon nach `color` und liefert alle Eintragungen zu diesem Ausdruck. Mit der Aktion `callActions(DRS1, lexentry)` werden die Lexikoneinträge als Aktionen aufgefaßt und in der `DRS1` umgesetzt. `addToText(adjective)` fügt das Adjektiv ohne weiter Veränderung zum Text hinzu.

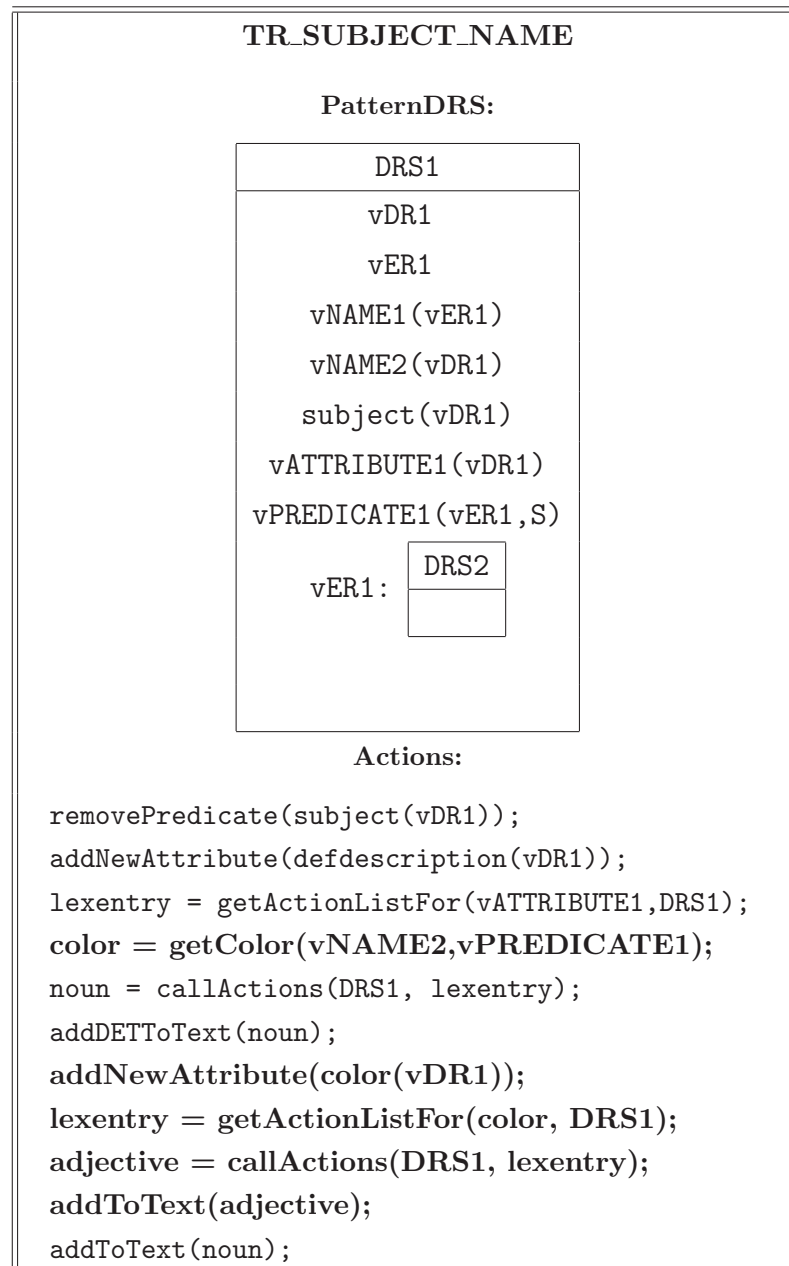


Tabelle 5.4: Transformationsregel mit der neu eingeführten Aktion `getColor(vNAME2,vPREDICATE1)` zur Bestimmung des Farbattributs eines Fahrzeugs. Die Methode `addToText(adjective)` fügt dieses Farbattribut in den resultierenden Text ein.

# Kapitel 6

## Zusammenfassung

### 6.1 Erreichte Ergebnisse

Das Ziel dieser Arbeit bestand darin, die Farbe von Fahrzeugen zu erkennen, um diesen Fahrzeugen in der natürlichen Sprache einen Farbbegriff zuordnen zu können.

Zunächst wurden verschiedene Farbmodelle untersucht und das CIE- $L^*u^*v^*$ -Farbsystem als das für diese Anwendung geeignetste ausgewählt, da innerhalb dieses Farbsystems der euklidische Abstand zwischen zwei Farben am ehesten dem Farbunterschied entspricht, den der Mensch wahrnimmt. Aufbauend auf der Theorie von [Berlin & Kay 1991] wurden elf Klassenrepräsentanten ausgesucht, deren  $L^*u^*v^*$ -Werte von [Boynton & Olson 1987] bestimmt und von [Yendrikhovskij 2001] durch ein K-Mittelwertverfahren erweitert wurden.

Ein Verfahren zur Farberkennung wurde implementiert und durch Experimente getestet. Die Pixelmenge sollte auf diejenigen Pixel verkleinert werden, die denen davon ausgegangen wurde, daß die Farbvektoren dieser Pixel maßgeblich zur das Fahrzeug charakterisierenden Farbe gehören. Zusätzlich wurden unterschiedliche Möglichkeiten der Einschränkungen der Pixelanzahl untersucht, um Ausreißer zu entfernen.

Die Einschränkung der Klassifizierung auf bestimmte interaktiv ausgewählte Fahrzeugflächen erwies sich als das beste Vorgehen, Ausreißer zu entfernen. Zusätzlich wurde noch untersucht, inwiefern durch Überprüfung der Varianz eine Verbesserung des Mittelwerts zu erzielen ist. Hierbei wurden diejenigen Pixel entfernt, die zum Mittelwert einen Abstand von dem Doppelten der Varianz besitzen. Dies bewirkte eine kleine Verbesserung.

Der so berechnete Mittelwert wurde an das begriffliche Teilsystem weitergegeben. Mit Hilfe von F-Limette-Regeln wurden die Zuordnungen zu den Farbbegriffen und der jeweilige Zusicherungsgrad bestimmt. Hierzu wurde der vom unscharfen K-Mittelwertverfahren abgeleitete Zusicherungsgrad verwendet. Der Unschärfeparameter  $m$  wurde zunächst auf drei festgelegt, da dies einer linearen Abbildung der Abstände auf die



Zusicherungswerte entspricht. Da es sich als sinnvoll herausstellte, die Zusicherungswerte zu *verschärfen*, wurde für die folgenden Experimente ein Unschärfeparameter von  $m = 1,5$  gewählt.

In der natürlichen Sprache sollten nur die Grundfarben verwendet werden. Daher wurde die Menge der Klassenrepräsentanten eingeschränkt. Die Farben Braun, Orange, Rosa und Grün-Gelb einfach wegzulassen führte jedoch nicht zu befriedigenden Ergebnissen. Daher wurden stattdessen die Zusicherungswerte für die Rot- und die Grün-Töne addiert und so die jeweiligen neuen Zusicherungswerte für die Klassen Rot und Grün bestimmt.

Mit diesem so resultierenden Verfahren konnten den hier getesteten Fahrzeugen meist die *richtige* Farbe zugeordnet werden. Von Gerber wurden die Ergebnisse benutzt, um sie in die natürlichsprachliche Szenenbeschreibung mit aufzunehmen. So können nun also die Fahrzeuge aufgrund der Farberkennung zusätzlich mit Farbattributen charakterisiert werden.

Zusätzlich zu dem mittelwertbasierten Verfahren wurde auch ein pixelbasiertes Verfahren implementiert und getestet. Ein Vergleich der implementierten Verfahren zeigte, daß das mittelwertbasierte Verfahren etwas bessere Ergebnisse lieferte. Daher wurde das mittelwertbasierte Verfahren noch auf einer größeren und qualitativ besseren Bildfolge ausgeführt und die Ergebnisse ausgewertet.

## 6.2 Ausblick

Die aus Zeitgründen zurückgestellten örtlichen Relationen werden sicherlich noch weitere Verbesserungen zum Ziel der eindeutigen Charakterisierung der Fahrzeuge beitragen. Aber auch was die Bestimmung der Farbattribute angeht, gibt es noch Möglichkeiten der Erweiterung und Verbesserung.

Zu Anfang der Arbeit wurden in Bezug auf die Auswahl der Klassenrepräsentanten zwei Alternativen vorgestellt und im Laufe der Arbeit eine Entscheidung für die Menge der Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] getroffen. Für die Überprüfung einer möglichen Kombination dieser beiden Mengen von Klassenrepräsentanten blieb keine Zeit. Auch könnte noch untersucht werden, wie *zusammengesetzte* Farbbegriffe – wie etwa gelb-grün, aber auch violett – sich in entsprechende Zusammenhänge im hier betrachteten Farbraum beziehungsweise in die in dieser Arbeit eingesetzte begriffliche Klassifizierung einordnen lassen.

Die begriffliche Zuordnung einzelner Pixel statt eines Mittelwerts zu Farbbegriffen kann verbessert werden, indem jeweils die Zusicherungswerte für jedes Pixel zu den Klassenrepräsentanten berechnet und nur diejenigen Pixel zur Klassifizierung benutzt werden, die einen bestimmten Zusicherungswert überschreiten.

Außerdem könnten die Zuordnung einzelner Pixel und die Berechnung des Mittelwerts so kombiniert werden, daß zum Beispiel die Mittelwerte der zu den einzelnen Fahr-

zeugflächen zugehörigen Pixel berechnet werden. Mit diesen Mittelwerten würde dann genauso verfahren werden wie bisher mit den einzelnen Pixeln.

Eine weitere Verbesserungsmöglichkeit besteht darin, die Zuordnung über die Zeit zu glätten, also zum Beispiel die Farbklassifizierung des Mittelwerts von den vorhergehenden Klassifizierungen abhängig zu machen. Diese Abhängigkeit sollte mit der Zeit ansteigen. Falls also das Fahrzeug über längere Zeit hinweg zu einer bestimmten Farbe zugeordnet wurde, ist die Wahrscheinlichkeit, daß sich die Farbe des Fahrzeugs plötzlich ändert, relativ gering, also die Abhängigkeit von den vorhergehenden Zuordnungen groß.

Was die Klassenrepräsentanten betrifft, gibt es ebenfalls weitere Möglichkeiten zur Verbesserung der Klassifikation, vor allem in Bezug auf die Zusammenfassung der einzelnen Rot-Töne. Zum Beispiel könnte man die Berechnung des Abstandes verändern, indem die Komponenten  $L^*u^*v^*$  unterschiedlich gewichtet werden: Wenn man davon ausgeht, daß  $L^*$  die *Helligkeit* beschreibt, sollte zur Charakterisierung zur *Farb*-Klasse Rot  $L^*$  weniger stark gewichtet werden als die Komponenten  $u^*$  und  $v^*$ . Eine weitere Möglichkeit besteht darin, aus den vorliegenden Klassenrepräsentanten einen neuen Klassenrepräsentanten für die Klasse Rot zu gewinnen. Außerdem könnte man die Zusi-cherungsgrade wie ursprünglich belassen und einfach im begrifflichen Bereich angeben, daß das Fahrzeug als rot klassifiziert wird, wenn es einer der Klassen der Rot-Töne zugeordnet wird. Ähnliche Überlegungen gelten natürlich auch für die Farbe Grün-Gelb, die man entweder zu der Klasse Gelb oder Grün hinzufügen könnte.

Um die Auswahl der Pixel besser oder auch anders einzuschränken, wurde in Kapitel 2.3 ein Verfahren zur Klassifizierung der Pixel in chromatisch und achromatisch vorgestellt. Die Annahme, daß diejenigen Pixel, welche zu den Fenstern gehören, achromatisch sind, widerspricht jedoch den Beobachtungen in Kapitel 3.1.1: Hier zeigt sich, daß die ursprünglich vorhandenen Farbanteile, die zu Grün-Gelb zugeordnet wurden, beim Ausschluß der Fensterscheiben und anderer nicht die Farbe des Fahrzeugs charakterisierenden Facetten verschwinden. Das bedeutet, daß dieses so ausgeschlossenen Fahrzeugfacetten zu einem Grün-Gelb-Anteil im Mittelwert führten und somit nicht allein aus achromatischen Werten bestehen.

Weiterhin könnte man die Wahl des Farbraumes noch einmal überdenken und untersuchen, ob es nicht doch möglich ist, das von [Buluswar & Draper 2001] vorgeschlagene Außenmodell oder aber den von [Vandenbroucke et al. 2003] beschriebenen hybriden Farbraum zu verwenden.

Die Ergebnisse der Farbklassifizierung können anschließend auf die unterschiedlichste Weise genutzt werden. Außer zur Charakterisierung und Unterscheidung der Fahrzeuge kann die Güte der Klassifizierung zur Erkennung von Verdeckung und zur Verbesserung der Verfolgung verwendet werden.

Was die Farbcharakterisierung betrifft, sollten noch einige prinzipielle Dinge untersucht werden. Bislang wurde davon ausgegangen, daß die Farbe charakterisiert werden soll, die der Mensch in der Bildfolge sieht. Falls jedoch die Farbe geschätzt werden soll,

die der Mensch sieht, wenn er nicht ein Abbild der Szene sondern die Szene selbst betrachtet, so müssen bei der Farbschätzung noch andere Gesichtspunkte beachtet werden. Denn das, was der Mensch sieht, hängt nicht allein von der Lichtfrequenz ab, sondern ebenso vom räumlichen und zeitlichen Kontext.

Dies kann an einigen sogenannten *Sinnestäuschungen* verdeutlicht werden: Schaut man längere Zeit auf eine rote Fläche und direkt danach auf eine weiße Fläche, so wird man kurzzeitig ein grünes Abbild der roten Flächen sehen. Ähnlich ist es mit dem räumlichen Kontext. Die vom Menschen gesehene Farbe einer farbigen Fläche umgeben von einer weißen Fläche entspricht nicht der Farbe, die wir sehen, wenn die gleiche farbige Fläche von einer schwarzen Fläche umgeben ist. Diese Sinnestäuschungen sind jedoch für die Farbklassifizierung nicht relevant, falls nur die Bildfolge betrachtet wird.

Falls jedoch gefordert wird, daß ein und dasselbe Objekt immer zur gleichen Farbe charakterisiert werden soll, unabhängig von den Lichtverhältnissen, so können wir uns weder auf Auge noch Kamera verlassen. Denn die von Auge und Kamera aufgenommen und ausgewertete Lichtfrequenz ändert sich abhängig von den Lichtverhältnissen. So kann zum Beispiel ein sehr helles Gelb bei starkem Licht als weiß gesehen werden.



# Anhang A

## Programmdokumentation

### A.1 MOTRIS

Zunächst wurde MOTRIS um die Möglichkeit erweitert, Farbbilder einzulesen, anzuzeigen und Berechnungen auf ihnen durchzuführen, indem – parallel zu der Klasse `GrayImage` – eine Klasse `ColorImage` eingeführt wurde. Eine Erweiterung der Funktion `getImage` der Klasse `DataManager` erlaubt ab sofort nicht nur das Einlesen von Farb- und Graubildern, sondern auch die Möglichkeit der Konvertierung. Falls ein Grauwertbild gewünscht wird, jedoch ein Farbbild vorliegt, wird das Farbbild in ein Grauwertbild umgewandelt. Falls ein Bild nur in Grauwerten vorliegt, jedoch Farbbilder verlangt sind, werden die Grauwerte auf dreidimensionale Vektoren abgebildet, so daß das Grauwertbild wie ein Farbbild behandelt werden kann. Das bedeutet, daß die bisher in MOTRIS implementierten Verfahren, denen Grauwertbilder zu Grunde liegen, nach dieser Konvertierung auch auf Farbbildern angewandt werden können. Für die Zwischenspeicherung der geladenen Bilder in einer *Hashtable* mußte ein neuer Schlüssel für die *Hashtable* eingeführt werden (`ImageKey`), der zusätzlich zur Zeitangabe Informationen über die Konvertierung enthält. Die Erweiterung von Halbbildern zu Vollbildern erfolgt wie bei den Grauwertbildern mit Hilfe von komponentenweiser Interpolation. Bei vorliegenden ungeraden Zeilen wird der Mittelwert des Werts der oberen Zeile und des Werts der unteren Zeile in die dazwischenliegende gerade Zeile eingetragen.

Die `AlgorithmFactory` von MOTRIS wurde um einen neuen Algorithmus erweitert, der der Klassifizierung bzw. Zusammenfassung aller zu einem Objektabbild gehörigen Farbvektoren dient. Die Region, in der sich das Objektabbild im Bild befindet, wird durch Bildverfolgung oder auch durch interaktives Aufsetzen des Modells gewonnen. Dadurch werden diejenigen Pixel bestimmt, die vom Fahrzeugmodell überdeckt werden. Die zugehörigen Farbvektoren werden wie in Kapitel 2 beschrieben in den  $L^*u^*v^*$ -Farbraum abgebildet. In diesem Farbraum wird der Mittelwertvektor berechnet. Zu diesem Mittelwertvektor werden nun die Abstände zu den in Tabelle 2.1 dargestellten Klassenrepräsentanten berechnet. Zum Testen der Verbesserungen wurde die Möglichkeit ein-

geführt, die Mittelwertberechnung mit allen Pixeln ohne die Kanten oder ohne Pixel mit größeren Gradientenbeträgen (mit unterschiedlichem Schwellwert) durchzuführen. Der Schwellwert ist initial auf fünf gesetzt, kann aber beliebig geändert werden. Zur Auswahl der einzelnen – von Polygonen umrandeten – Fahrzeugflächen des dreidimensionalen Fahrzeugmodells wurde das Modell um einen Parameter erweitert, der für jedes Polygon angibt, ob es für die Farbklassifikation hinzugezogen werden soll oder nicht. Dieses Attribut kann interaktiv für jede Fläche gesetzt werden. Eine Anzeige der mit *wahr* gekennzeichneten Flächen erleichtert die Auswahl.

Die Mittelwertberechnung wurde erweitert um die Möglichkeit, die Varianz sowie abhängig von der Varianz den Mittelwert neu zu berechnen, wie in Kapitel 3.1.3.1 beschrieben. Diese Verbesserung des Mittelwerts durch die Varianz kann an- bzw. ausgeschaltet werden.

Zur Verwendung des zweiten implementierten Verfahrens ist es nötig auszuwählen, ob statt der Mittelwertberechnung die Farbzurordnung zu jedem Pixel einzeln erfolgen soll. Dies geschieht über das Setzen des Parameters *voting*. Die *Abstimmung* kann erweitert werden, indem man sich auf bestimmte Klassenrepräsentanten beschränkt. Dies kann entweder durch die Auswahl zum Weglassen der nicht zu den Grundfarben gehörenden Farben geschehen (durch Setzen des Parameters *pure\_red*) oder durch die Auswahl zum Zusammenfassen der Rot- und Grün-Töne (durch das Setzen des Parameters *red\_additive*).

## A.2 F-Limette

Die Anknüpfung an das begriffliche Teilsystem erfolgt durch die Übergabe von XML-Dateien, die von MOTRIS an SGTEditor übermittelt werden. Von SGTEditor können Anfragen an das Logiksystem F-Limette gestellt werden. Das Prädikat *has\_color* bestimmt den aktuellen Zustand des Fahrzeugs in Bezug auf die Farbe und hängt von dem *Agenten* und den drei  $L^*u^*v^*$ -Werten ab. Aufbauend auf diesem Prädikat, das sozusagen für die Farbwerte eine ähnliche Schnittstelle zu Motris darstellt wie das Prädikat *has\_status*(Agent, Xpos, Ypos, Theta, V, Psi) für die Position und Geschwindigkeit, bestimmt das Prädikat *has\_conceptual\_color*(Agent, Color) aus dem Mittelwert die Farbe mit dem höchsten Zusicherungswert zu einem der Klassenrepräsentanten.

Wie in Kapitel 3.2 beschrieben, wurden nur die Zusicherungswerte für die Klassenrepräsentanten nach [Yendrikhovskij 2001] bestimmt. Der Wahrheitswert des Prädikats *has\_conceptual\_color* entspricht dem Zusicherungswert derjenigen Farbe, zu welcher das Fahrzeug klassifiziert wurde. Falls dieses Prädikat in das Zustandsschema eines Situationsgraphenbaumes eingetragen wird, bestimmt der Wahrheitswert dieses Prädikats mit darüber, ob das Fahrzeug als in diesem Zustand befindlich betrachtet wird. Ist der Zustand zum Beispiel: “Das Fahrzeug hält an”, dann wäre, wenn der Zusicherungsgrad für die Geschwindigkeit eins, aber der Zusicherungsgrad für die Farbklassifizierung fast null ist, der Zusicherungswert für den Gesamtzustand trotz kleiner Geschwindigkeit

sehr klein. Daher scheint es sinnvoll, das Prädikat in das Handlungsschema zu integrieren. Dies geschieht durch das Prädikat `determine_color(Agent)`, das als Wahrheitswert immer eins zurück gibt und das Prädikat `has_conceptual_color` aufruft. Gleichzeitig impliziert der Prädikatsbezeichner `determine_color(Agent)`, daß stets derjenige Farbbe-griff gefunden wird, welcher mit höchstem Zusicherungswert die Farbe des betreffenden Agenten bezeichnet. Das Prädikat `has_conceptual_color(Agent,Color)` wird also mit einer unbelegten Variablen `Color` aufgerufen.

Es besteht jedoch auch die Möglichkeit, das Prädikat mit einer Anfrage aufzurufen, ob das Fahrzeug eine bestimmte Farbe besitzt. Bei dieser Anfrage ist also die Variable `Color` belegt. Diese zwei verschiedenen Anfragen lassen sich nicht durch ein und denselben Berechnungsvorgang beantworten. Daher wird in dem Prädikat `compute_validity(Color, Dists, ColList)` abgefragt, ob die Variable `Color` belegt oder unbelegt ist (vgl. A.2.1).

### A.2.1 Regeln zur Farbklassifizierung

```
always (color_list([black, grey, white, red, green, yellow, blue, brown,
orange, pink, greenyellow])).
```

```
always (color_list_new([black, grey, white, red, green, yellow, blue])).
```

```
//Klassenrepraesentanten nach Yendrikovskij
```

```
always (color_rep(black,15.4,-0.8,1.1)).
```

```
always (color_rep(grey,43.2,-7.6,12.7)).
```

```
always (color_rep(white,80.0,-7.2,1.0)).
```

```
always (color_rep(red,48.4,101.3,29.9)).
```

```
always (color_rep(green,59.7,-22.0,50.8)).
```

```
always (color_rep(yellow,75.4,25.4,64.3)).
```

```
always (color_rep(blue,54.2,-21.2,-28.0)).
```

```
always (color_rep(brown,35.7,22.1,17.7)).
```

```
always (color_rep(orange,51.4,54.0,33.9)).
```

```
always (color_rep(pink,50.8,35.4,-17.6)).
```

```
always (color_rep(greenyellow,65.2,8.4,31.3)).
```

```
always (has_color_values(Agent,L,U,V) :- (
    has_color(Agent,L,U,V);
    (
        writeln('no color-data for agent'),
        L is 0,
        U is 0,
        V is 0
    )
)).
```

```

always (color_dist(L,U,V,LC,UC,VC, D) :- (
    Sum is (((L-LC) * (L - LC))+((U-UC) * (U - UC))+((V-VC) * (V - VC))),
    D is sqrt(Sum)
)).
always (compute_all_distances(L,U,V, [], [])).
always (compute_all_distances(L,U,V, [FirstColor|OtherColors],
    [FirstDist|OtherDists]) :- (
    compute_one_distance(L,U,V,FirstColor,FirstDist),
    compute_all_distances(L,U,V,OtherColors,OtherDists)
)).
always (compute_one_distance(L,U,V,Color,Dist) :- (
    color_rep(Color,LC,UC,VC),
    color_dist(L,U,V,LC,UC,VC,Dist)
)).
always (compute_all_sum([], [], Dists)).
always (compute_all_sum([FirstDist|OtherDists], [FirstResult|OtherResults],
    Dists):- (
    compute_sum(Dists,FirstResult,FirstDist),
    compute_all_sum(OtherDists,OtherResults,Dists)
)).
//m=1,5: D/FirstDist ^ 4.0
//m=3: D/FirstDist
always (compute_sum([], 0.0,D)).
always (compute_sum([FirstDist|OtherDists], Result,D) :- (
    compute_sum(OtherDists, TmpResult,D),
    Result is TmpResult + ((D/FirstDist)^4)
)).
always (compute_inv([], [])).
always (compute_inv([First|List], [FirstResult|OtherResults]):- (
    FirstResult is 1/First,
    compute_inv(List,OtherResults)
)).
always (compute_red(List,Result):- (
    nth_elem(List,Dist_red,4),
    nth_elem(List,Dist_brown,8),
    nth_elem(List,Dist_orange,9),
    nth_elem(List,Dist_pink,10),
    Result is (Dist_red + Dist_brown + Dist_orange + Dist_pink)
)).
always (compute_green(List,Result):- (
    nth_elem(List,DistGreen,5),
    nth_elem(List,DistGreenYellow,11),
    Result is (DistGreen + DistGreenYellow)
)).

```



```

always (compute_new_collist(Dists, ResultDists, CollList_new):-
    compute_green(Dists,Green),
    compute_red(Dists,Red),
    color_list_new(CollList_new),
    nth_elem(Dists,DistBlack,1),
    nth_elem(ResultDists,DistBlack,1),
    nth_elem(Dists,DistGrey,2),
    nth_elem(ResultDists,DistGrey,2),
    nth_elem(Dists,DistWhite,3),
    nth_elem(ResultDists,DistWhite,3),
    nth_elem(ResultDists,Red,4),
    nth_elem(ResultDists,Green,5),
    nth_elem(Dists,DistYellow,6),
    nth_elem(ResultDists,DistYellow,6),
    nth_elem(Dists,DistBlue,7),
    nth_elem(ResultDists,DistBlue,7)
)).
always (compute_maximum([Single],Single, 1)).
always (compute_maximum([Head|List],Max, Index):-
    compute_maximum(List,TmpMax, TmpIndex),
    ((
        Head<TmpMax,
        Max is TmpMax,
        Index is TmpIndex + 1
    );
    (
        Head>=TmpMax,
        Max is Head,
        Index is 1
    ))
)).
always (validity_of_one(Color,Dists,CollList) :-
    nth_elem(CollList,Color,N),
    nth_elem(Dists,D,N),
    compute_sum(Dists,S,D),
    Val is 1/D,
    sp(Val)
)).
always (validity_of_best(Color,Dists,CollList) :-
    compute_all_sum(Dists,Sums,Dists),
    compute_inv(Sums,Result),

    //zur Zusammenfassung der Zusicherungswerte:
    //compute_new_collist(Result, ResultNew, CollListNew),
    //compute_maximum(ResultNew,Max, IndexOfMax),
    //nth_elem(CollListNew,Color,IndexOfMax),

    compute_maximum(Result,Max, IndexOfMax),
    nth_elem(CollList,Color,IndexOfMax),
    sp(Max)
)).

```

```

always (compute_validity(Color,Dists,ColList) :- (
    //Zusicherungsgrad nach k-Mittelwert
    //Falls die Variable Color belegt ist,
    //berechne den Zusicherungswert von dieser bestimmten Farbe
    ((nonvar(Color),validity_of_one(Color,Dists,ColList));

    //Falls die Variable Color belegt ist,
    //gebe den Zusicherungswert von derjenigen Farbe,
    //welche den höchsten Zusicherungswert besitzt, zurueck
    (var(Color),validity_of_best(Color,Dists,ColList)))
)).
always (has_conceptual_color(Agent,Color) :- (
    has_color_values(Agent,L,U,V),
    color_list(ColList),

    //mit verkleinerter Liste von Klassenrepraesentanten:
    //color_list_new(ColList),

    compute_all_distances(L,U,V,ColList,Dists),
    compute_validity(Color,Dists,ColList)
)).
always (validity_of_all(Agent, Vals) :- (
    has_color_values(Agent,L,U,V),
    color_list(ColList),

    //mit verkleinerter Liste von Klassenrepraesentanten:
    //color_list_new(ColList),

    compute_all_distances(L,U,V,ColList,Dists),
    compute_all_sum(Dists,Sums,Dists),
    compute_inv(Sums,Vals)

    //zur Zusammenfassung der Zusicherungswerte:
    //compute_inv(Sums,Invs),
    //compute_new_collist(Invs,Vals,ColListNew)
)).
//always (determine_color(Agent) :- (
    //Bestimme den Zusicherungswert von has_conceptual_color
    // (_X has_conceptual_color(Agent,Color) ColorCertainty),
    // ci(Low,High),
    // write(ColorCertainty), write(' | '), write(Low:High),
    // write(' ! '), writeln(has_conceptual_color(Agent,Color)),
    // sp(1.0)
//)).
always (determine_color(Agent) :- (
    //Bestimme die Zusicherungswerte zu allen
    //Klassenrepräsentanten (nur zum Testen)
    ci(Low,High),
    validity_of_all(Agent, Vals),
    write(Low), writeln(Vals),
    sp(1.0)
)).

```



# Anhang B

## Zeitplan

### B.1 Geplanter Verlauf

Zeitraum	Arbeitsschritt
08. 06. — 11. 06. (1 Woche)	1. Teil: Zur Bestimmung von Farbattributen, Einarbeitung in die Problemstellung, Einarbeitung in die unterschiedlichen Farbmodelle, Literaturstudium
12. 06. — 18. 06. (1 Woche)	Dokumentationen
19. 06. — 25. 06. (1 Woche)	Einarbeitung in die vorhandenen Werkzeuge zur Situationsgraphenmodellierung und in MOTRIS
26. 06. — 09. 07. (2 Wochen)	Entwurf eines Ansatzes zur Erweiterung von MOTRIS um Farberkennung und Implementation
10. 07. — 23. 07. (2 Wochen)	Ausprüfen des Entwurfs
24. 07. — 30. 07. (1 Woche)	Dokumentation von Versuchsreihen, vorläufige Schlußfolgerung
31. 07. — 13. 08. (2 Wochen)	Entwurf zur Erweiterung der Situationsgraphenbäume um Farbattribute
14. 08. — 27. 08. (2 Wochen)	Implementierung des Entwurfs
28. 08. — 03. 09. (1 Woche)	Test des Systems, Ausblick
04. 09. — 17. 09. (2 Wochen)	2. Teil: Zur Bestimmung von örtlichen Relationen, Einarbeitung in die Problemstellung, Abgrenzung der Aufgabenstellung (scharf vs. unscharf, räumliches Schließen) Literaturstudium
18. 09. — 01. 10. (2 Wochen)	Einarbeitung in F-Limette
02. 10. — 22. 10. (3 Wochen)	Entwurf des Auswertungsansatzes
23. 10. — 12. 11. (3 Wochen)	Implementierung des Entwurfs
13. 11. — 26. 11. (2 Wochen)	Test des Systems, Ausblick
30. 11. — 06. 12. (1 Woche)	Abschluss der Arbeit und Vortragsvorbereitung

## B.2 Tatsächlicher Verlauf

Zeitraum	Arbeitsschritt	Dokumentation
08. 06. — 11. 06. (1 Woche)	Einarbeitung in die Problemstellung, Literaturstudium	Kapitel 1: Einleitung zu Farbattributen
12. 06. — 18. 06. (1 Woche)	Dokumentation	Kapitel 1: Farbmodelle
19. 06. — 25. 06. (1 Woche)	Einarbeitung in die vorhandenen Werkzeuge zur Situationsgraphenmodellierung und in MOTRIS	Kapitel 1: Begriffliche Szenenbereichsbeschreibung
26. 06. — 09. 07. (2 Wochen)	Entwurf eines Ansatzes zur Erweiterung von MOTRIS zur Farberkennung	Kapitel 2: Entwurf eines Verfahrens zur Farberkennung
12. 07. — 16. 07. (1 Woche)	Suche und Bewertung weiterer Verfahren zur Farbklassifikation	Überarbeitung von Kapitel 2
19. 07. — 30. 07. (2 Wochen)	Implementation, weitere Einarbeitung in MOTRIS	Überarbeitung von Kapitel 2 und 3
31. 07. — 13. 08. (2 Wochen)	Implementation und Dokumentation	Anhang A
14. 08. — 27. 08. (2 Wochen)	Implementation, Ausprüfen des Entwurfs, Dokumentation erster Versuche	Versuchsdokumentation in Kapitel 3
28. 08. — 03. 09. (1 Woche)	weitere Versuche	Versuchsdokumentation in Kapitel 3
04. 09. — 17. 09. (2 Wochen)	Verbesserung des Entwurfs, Implementation, Versuche	Versuchsdokumentation in Kapitel 3
18. 09. — 01. 10. (2 Wochen)	Verbesserung des Entwurfs durch Flächeneinteilung, Implementation, Versuche	Versuchsdokumentation in Kapitel 3, Erläuterung des Flächenmodells in Kapitel 2
01. 10. — 22. 10. (3 Wochen)	Erweiterung von F-Limette um Prädikate zur Bestimmung von Farbattributen	Versuchsdokumentation in Kapitel 3, Dokumentation der Erweiterung in Anhang A
23. 10. — 29. 10. (1 Woche)	Weitere Versuche	Versuchsdokumentation in Kapitel 3, Dokumentation in Anhang A
30. 10. — 12. 11. (2 Wochen)	Implementierung der Klassifikation zur Farbzuzuordnung einzelner Pixel	Versuchsdokumentation in Kapitel 4
13. 11. — 26. 11. (2 Wochen)	Erweiterung des pixelbasierten Verfahrens	Kapitel 5, Zusammenfassung und Ausblick in Kapitel 6
30. 11. — 06. 12. (1 Woche)	Experimente auf Bildfolge oxford4	Dokumentation der Experimente in Kapitel 5 und Erweiterung des Ausblicks in Kapitel 6

### **B.3 Erläuterungen zum Verlauf**

Da das Verfahren zur Farberkennung mehr Zeit in Anspruch nahm als vorgesehen, es aber vernünftig erschien, dessen Entwurf nicht unvollständig abubrechen, wurde die Bestimmung von örtlichen Relationen zurückgestellt.

# Literaturverzeichnis

- [Arens 2001] M. Arens: *Prototypische Umsetzung einer natürlichsprachlichen Verhaltensbeschreibung in eine unscharfe metrisch temporale Logikdarstellung*. Diplomarbeit, Institut für Algorithmen und Kognitive Systeme, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Mai 2001. (Zitiert auf Seite 5)
- [Arens 2003] M. Arens: *SGTEditor v1.2 Reference Manual v1.3*. Interner Bericht, Institut für Algorithmen und Kognitive Systeme, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Oktober 2003. Siehe auch <http://cogvisys.iaks.uni-karlsruhe.de/Vid-Text/>. (Zitiert auf Seite 6)
- [Arens 2004] M. Arens: *Repräsentation und Nutzung von Verhaltenswissen in der Bildfolgenauswertung*. Dissertation, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Juli 2004 (Entwurf). (Zitiert auf Seiten 3 und 6)
- [Berlin & Kay 1991] B. Berlin and P. Kay: *Basic Color Terms: Their Universality and Evolution*. University of California Press, Paperback ed., Berkeley, CA, USA, 1991. (Zitiert auf Seiten 13, 14, 78 und 112)
- [Boynton & Olson 1987] R. M. Boynton and C. X. Olson: *Locating Basic Colors in the OSA Space*. Color Research and Application **12** (1987) 94-105. (Zitiert auf Seiten 14, 15, 29, 30, 31, 33, 35, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 61, 62, 63, 64, 65 und 112)
- [Buluswar & Draper 2001] S. D. Buluswar and B. A. Draper: *Color Models for Outdoor Machine Vision*. Computer Vision and Image Understanding **85**:2 (2002) 71-99. (Zitiert auf Seiten 12 und 114)
- [Cheng et al. 2001] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun, and J. Wang: *Color Image Segmentation: Advances and Prospects*. Pattern Recognition **34** (2001) 2259-2281. (Zitiert auf Seiten 11 und 12)
- [CIE] Webseite der *Commission International de L'Éclairage* in der Version vom Mai 2004: <http://www.cie.co.at/cie/>. (Zitiert auf Seite 8)
- [Dahlkamp 2004] H. Dahlkamp: *Untersuchung eines Erwartungswert-Maximierung (EM) Kontur-Algorithmus zur Fahrzeugverfolgung*. Diplomarbeit, Institut für Algorithmen und Kognitive Systeme, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Januar 2004. (Zitiert auf Seiten 1 und 5)
- [Duda & Hart 1973] R. O. Duda and P. E. Hart: *Pattern Classification and Scene*

- Analysis*. John Wiley & Sons Ltd, Chichester UK 1973. (Zitiert auf Seite 65)
- [Fairchild 1997] M. D. Fairchild: *Color Appearance Models*. Addison-Wesley, Bonn, 1997. (Zitiert auf Seite 12)
- [Foley et al. 1997] J. D. Foley, A. van Dam, S. K. Feiner, and J. F. Hughes: *Computer Graphics: Principles and Practice*. Addison-Wesley, Bonn, 1997. (Zitiert auf Seite 12)
- [Gerber 2000] R. Gerber: *Natürlichsprachliche Beschreibung von Straßenverkehrsszenen durch Bildfolgenauswertung*. Dissertation, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Januar 2000. Erschienen im elektronischen Volltextarchiv der Universität Karlsruhe, <http://www.ubka.uni-karlsruhe.de/cgi-bin/pview?document=2000/informatik/8>. (Zitiert auf Seiten 5 und 109)
- [Gerber 2004] R. Gerber: *Neustrukturierung der Generierung von Text aus Ergebnissen der Bildfolgenauswertung*. Interner Bericht, Institut für Algorithmen und Kognitive Systeme, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Juli 2004. (Zitiert auf Seite 109)
- [Haag 1998] M. Haag: *Bildfolgenauswertung zur Erkennung von Absichten von Verkehrsteilnehmern*. Dissertation, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Juli 1998. Erschienen in "Dissertationen zur Künstlichen Intelligenz (DISKI)" **193**, infix-Verlag, St. Augustin 1998. (Zitiert auf Seite 1)
- [Haberäcker 1995] P. Haberäcker: *Praxis der Digitalen Bildverarbeitung und Mustererkennung*. Carl Hanser Verlag, München, Wien 1995. (Zitiert auf Seiten 9, 12 und 20)
- [Kamel & Selim 1994] M. S. Kamel and S. Z. Selim: *New Algorithm for Solving the Fuzzy Clustering Problem*. Pattern Recognition **27** (1994) 421-428. (Zitiert auf Seite 20)
- [Kamp & Reyle 1993] H. Kamp and U. Reyle: *From Discourse to Logic*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, NL, 1993. (Zitiert auf Seite 109)
- [Koller 1992] D. Koller: *Detektion, Verfolgung und Klassifikation bewegter Objekte in monokularen Bildfolgen am Beispiel von Straßenverkehrsszenen*. Dissertation, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Juni 1992. Erschienen in "Dissertationen zur Künstlichen Intelligenz (DISKI)" **13**, infix-Verlag, St. Augustin 1992. (Zitiert auf Seiten 1, 17 und 18)
- [Kollnig 1995] H. Kollnig: *Ermittlung von Verkehrsgeschehen durch Bildfolgenauswertung*. Dissertation, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Februar 1995. Erschienen in "Dissertationen zur Künstlichen Intelligenz (DISKI)" **88**, infix-Verlag, St. Augustin 1995. (Zitiert auf Seite 1)
- [Lim & Lee 1990] Y. W. Lim and S. U. Lee: *On the Color Segmentation Algorithm Based on the Thresholding and the Fuzzy c-Means Techniques*. Pattern Recognition **23** (1990) 935-952. (Zitiert auf Seite 22)
- [MacDonald & Luo 2002] L. W. MacDonald and M. R. Luo: *Color Image Science: Exploiting Digital Media*. John Wiley & Sons Ltd, Chichester UK 2002. (Zitiert auf Seiten 13 und 14)



- [Magee 2004] D. R. Magee: *Tracking Multiple Vehicles Using Foreground, Background and Motion Models*. Image and Vision Computing **22** (2004) 143-155. (Zitiert auf Seite 46)
- [Plataniotis & Venetsanopoulos 2000] K. N. Plataniotis and A. N. Venetsanopoulos: *Color Image Processing and Applications*. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York 2000. (Zitiert auf Seiten 9, 16, 19 und 20)
- [Pratt 1991] W. K. Pratt: *Digital Image Processing*. John Wiley & Sons Ltd, Chichester UK 1991. (Zitiert auf Seite 9)
- [Reuter 2003] P. Reuter: *Nutzung des Optischen Flusses bei der modellgestützten Verfolgung von Fußgängern in Videobildfolgen*. Diplomarbeit, Institut für Algorithmen und Kognitive Systeme, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Oktober 2003. (Zitiert auf Seite 1)
- [Schäfer 1996] K. H. Schäfer: *Unschärfe zeitlogische Modellierung von Situationen und Handlungen in Bildfolgenauswertung und Robotik*. Dissertation, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Juli 1996. Erschienen in "Dissertationen zur Künstlichen Intelligenz (DISKI)" **135**, infix-Verlag, St. Augustin 1996. (Zitiert auf Seite 5)
- [Stockmar 1999] G. R. Stockmar: *Untersuchung von Parallelverarbeitung bei der Bildfolgenauswertung von Verkehrsszenen*. Diplomarbeit, Institut für Algorithmen und Kognitive Systeme, Fakultät für Informatik der Universität Karlsruhe (TH), Juni 1999. (Zitiert auf Seiten 17 und 18)
- [Vandenbroucke & Macaire 1998] N. Vandenbroucke and L. Macaire: *Color Pixel Classification in an Hybrid Color Space*. Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 98) 4-7 Oktober 1998, Chicago/Illinois, USA; IEEE Computer Society Press, Los Alamitos 1998, pp. 176-180. (Zitiert auf Seiten 12 und 23)
- [Vandenbroucke et al. 2003] N. Vandenbroucke, L. Macaire, and J. Postaire: *Color Image Segmentation by Pixel Classification in an Adapted Hybrid Color Space. Application to Soccer Image Analysis*. Computer Vision and Image Understanding **90** (2003) 190-216. (Zitiert auf Seiten 23 und 114)
- [Wyszecki & Stiles 1982] G. Wyszecki and W. S. Stiles: *Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae*. John Wiley & Sons Ltd, Chichester UK 1982. (Zitiert auf Seite 12)
- [Yendrikhovskij 2001] S. N. Yendrikhovskij: *A Computational Model of Colour Categorization*. Color Research and Application **26** (2001) 235-238. (Zitiert auf Seiten 14, 15, 29, 30, 31, 33, 35, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 58, 61, 62, 63, 64, 65, 67, 68, 69, 70, 71, 86, 112, 113 und 118)