Beitrag zum *3. Symposium Bildverarbeitung '93*, Technische Akademie Esslingen, 24.-26. November 1993.

# Objekterkennung mittels Fourierdeskriptoren auf einem parallelen Transputersystem mit Videobus

Bernhard Lang, Axel Fenske, Thies Ohlen, Hans Burkhardt

Technische Universität Hamburg-Harburg

Technische Informatik I, Postfach 90 10 52, 21071 Hamburg

**Zusammenfassung**

Die vorliegende Arbeit stellt ein Erkennungssystem vor, welches mit Hilfe von Fourierdeskriptoren ebene Objekte unabhängig von ihrer räumlichen Lage klassifiziert. Die Merkmalsextraktion beruht auf der Kombination von Kontur- und Grauwertinformation, so daß auch Objekte gleicher äußerer Form unterschieden werden können. Zu betonen ist, daß das Verfahren objektunabhängig formuliert ist. Zur effizienten Ausführung wird das Verfahren parallelisiert und auf ein Transputersystem abgebildet. Das eingesetzte Transputersystem besitzt neben einem Link-Verbindungsnetzwerk zur algorithmischen Kommunikation einen Videobus, der die Kameradaten in Echtzeit auf die parallelen Transputer verteilt.

**Abstract**

This paper presents a recognition system which allows the classification of planar objects independent from their spatial orientation using Fourier Descriptors. The extraction of features is based on the combination of the contour and the grey values. Thus objects with the same contour but different interior grey values may be distinguished. It should be emphasized that the proposed solution is object independent. For efficient execution the method is parallelized and mapped to a Transputer network. The system contains a switchable interconnection network based on Links for the algorithmic communications and a videobus for the real time distribution of the camera data among the parallel Transputers.

## 1 Einleitung

Ein Problem der Bildverarbeitung ist die Klassifikation planarer oder nahezu flächenhafter Objekte unabhängig von deren räumlichen Lage bzw. der Kameraposition, siehe Abbildung 1. In der Regel basieren die charakterischen Merkmale der Objekte auf deren unterschiedlichen Formen. Besitzen die Objekte die gleiche Konturform, versagen diese Methoden. Eine Unterscheidung, zu welcher Klasse ein Testobjekt gehört, ist in diesem Fall nur über das Grauwertmuster möglich. Verändert ein planares Objekt seine Position beliebig im dreidimensionalen Raum, wird die Transformation der dazugehörigen Bildpunkte unter Annahme des parallelprojektiven Kameramodells durch eine affine Abbildung beschrieben. Die affine Transformation approximiert die zentralprojektive Abbildung, falls der Abstand Kamera-Objekt groß ist im Vergleich zur Objektausdehnung. Die Aufgabenstellung der affin-invarianten zweidimensionalen Objekterkennung findet sich z.B. im industriellen Produktionsprozeß unter der Rahmenbedingung, daß Objekte ungeordnet unter dem Bildsensor vorbei geführt werden, oder bei der Erkennung von Schildern und Plaketten aus einer beliebigen Kameraposition.

Die bisher einzig bekannte Methode, affin-invariante Merkmale *direkt* aus einem Grauwertmuster zu extrahieren, basiert auf der Berechnung von Momenten [1, 2]. Die Objekte müssen aber auch hier vom Hintergrund getrennt sein. Andere Verfahren zur Invariantenbildung wie z.B. geometrisches Hashing benötigen geometrische Merkmale wie Ecken oder Markierungspunkte, um affine Invarianz zu erreichen [3]. Das hier vorgestellte Erkennungssystem verwendet Fourierdeskriptoren für Grauwertmuster [6, 7, 8]. Die Konturlinie wird dabei durch eine Fourierreihe entwickelt, wobei zusätzlich zu den geometrischen Parametern die Grauwertinformation des Musters mit in die Parametrisierung der Ortskurve eingeht. Durch diese Kombination ist es möglich, verschiedene Grauwertmuster trotz gleicher äußerer Form zu unterscheiden. In Abschnitt 2 wird diese affin-invariante Methode zur Merkmalsextraktion vorgestellt. Auf die Parallelisierung des Verfahrens wird in Abschnitt 3 eingegangen. In Abschnitt 4 wird die Rechnerarchitektur vorgestellt und in

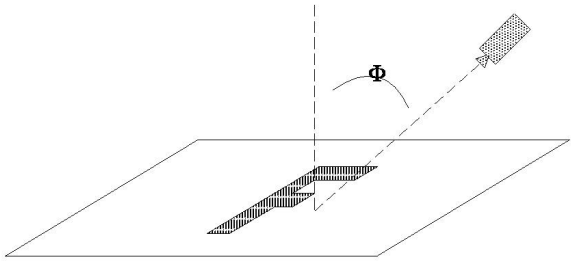



Abbildung 1: Aufnahme eines ebenen Objektes von einer beliebigen Kameraposition im dreidimensionalen Raum

Abschnitt 5 werden die konkrete Inplementierung sowie erzielte Leistungsdaten anhand eines Beispiels aufgezeigt. Ein Ausblick wird in Abschnitt 6 gegeben.

# 2 Affin-invariante Fourierdeskriptoren für Grauwertmuster

## 2.1 Grundlagen

Sei $\mathcal{O}$ ein planares zweidimensionales Objekt im dreidimensionalen Raum. Das Bild von $\mathcal{O}$ wird in der kontinuierlichen Beschreibung durch die Grauwertfunktion $f(x,y) \in I\!R$ beschrieben mit den Bildkoordinaten $x, y \in I\!R$. Es sei angenommen, daß das Objekt vom Hintergrund getrennt werden kann (Segmentierung). Der Hintergrund wird auf $f(x,y) = 0$ gesetzt und die äußere Kontur $\mathcal{C}$ des Objektes sei gegeben. Verändert $\mathcal{O}$ seine Lage im dreidimensionalen Raum, werden die Bildpunkte des Grauwertmusters unter der Annahme des parallelprojektiven Kameramodells durch ein Element der affinen Transformationsgruppe $g_{\mathcal{A}} \in \mathcal{G}_{\mathcal{A}}$ transformiert. Für $g_{\mathcal{A}} : (x,y) \longmapsto (x',y')$ gilt:

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}' = \mathbf{A}\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \mathbf{b} \quad \text{mit} \quad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \quad , \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \quad , \quad a_{kl}, b_k \in I\!R \quad . \tag{1}$$

Es sind nur eigentliche affine Transformationen mit $\det \mathbf{A} > 0$ zugelassen, um Spiegelungen, die sich auf den Umlaufsinn eines Konturverfolgers auswirken, und singuläre Abbildungen auszuschließen. Die affine Gruppe läßt neben Translationen, Rotationen und Größenänderungen eines Grauwertmusters auch Scherungen zu, siehe Abbildung 2.

Weiterhin sei als Transformationsgruppe noch die Gruppe der Kontraständerungen $\mathcal{G}_K$ zugelassen. Die Abbildung $g_k \in \mathcal{G}_K$ wirkt auf einem Grauwertmuster durch den Kontrastfaktor $K \in I\!R_+$ folgendermaßen:

$$g_K : f(x,y) \longmapsto f'(x,y) = K \cdot f(x,y) \qquad , \qquad K = \text{konst} \qquad \forall x, y \in I\!R \quad . \tag{2}$$

Die Gesamttransformation eines Grauwertmusters wird beschrieben durch die Verknüpfung der beiden Gruppen: $\mathcal{G}_{\mathcal{A},K} = \mathcal{G}_{\mathcal{A}} \times \mathcal{G}_K$. Eine Äquivalenzklasse eines Objektes $\mathcal{O}$ wird erzeugt durch die Menge aller Muster, die durch Abbildungen $g_{\mathcal{A},K}$ auf einem dazugehörigem Referenzmuster entstehen. Die notwendige Bedingung für affin-invariante Merkmale $I_k$ ist:

$$\mathcal{O}' \overset{\mathcal{G}_{\mathcal{A},K}}{\sim} \mathcal{O} \qquad \Longrightarrow \qquad I'_k = I_k \quad . \tag{3}$$

Die Methode der Fourierdeskriptoren zur Beschreibung von ebenen Kurven beruht auf der Theorie der Fourierreihen für periodische Funktionen [4, 5]. Es sei $\mathbf{r}(t) = (x(t), y(t))^T$ mit $t \in [0,T]$ eine vektorielle Parameterdarstellung der Kontur $\mathcal{C}$ mit dem Parameter $t$, siehe Abbildung 2a. Die Parametrisierung sei $t = 0$ an einem beliebigen Startpunkt $\mathbf{r}_0 = \mathbf{r}(0) \in \mathcal{C}$ und wächst monoton auf $T$ an, wenn die Kontur in mathematisch positiver Richtung bis zum Startpunkt durchlaufen wird. Daraus folgt, daß $\mathbf{r}(t)$ eine periodische

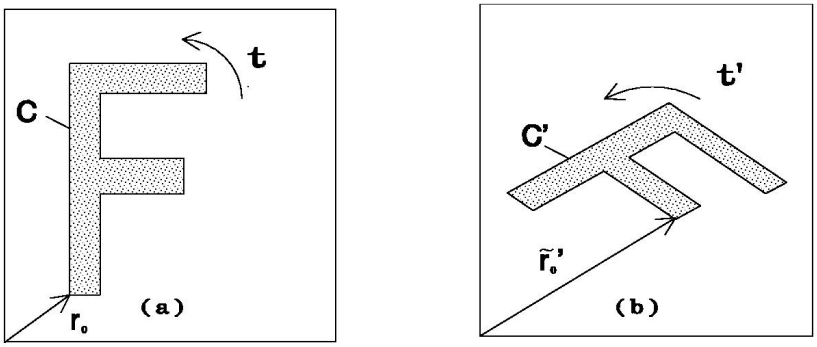



Abbildung 2: (a) Referenzobjekt $\mathcal{O}$ mit geschlossener Kontur $\mathcal{C}$; (b) Affin transformiertes Objekt $\mathcal{O}'$ mit verschiedenem Startpunkt $\tilde{\mathbf{r}}'_0$ des Konturfinders

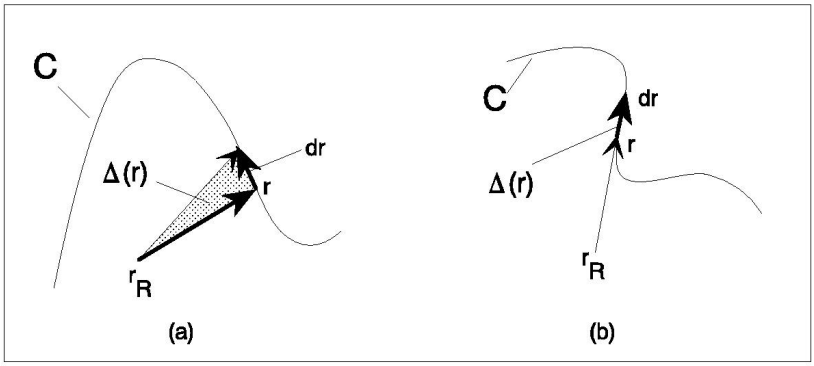



Abbildung 3: (a) Infinitesimales Dreiecksgebiet $\triangle(\mathbf{r}(\xi_i))$; (b) Kollinearer Fall

Funktion mit der Periode $T$ ist. Dann läßt sich $\mathbf{r}(t)$ als Fourierreihe darstellen mit den komplexwertigen Fourierkoeffizienten $X_k, Y_k$:

$$\mathbf{r}(t) = \begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \begin{pmatrix} X_k \\ Y_k \end{pmatrix} e^{j2\pi kt/T} \quad , \quad F_k = \begin{pmatrix} X_k \\ Y_k \end{pmatrix} = \frac{1}{T} \int_0^T \begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix} e^{-j2\pi kt/T} dt \tag{4}$$

mit $k \in \mathbb{Z}$. Zusätzlich zur geometrischen Transformation des Musters tritt in der Regel noch eine Startpunktverschiebung des Konturfolgers auf. Der Startpunkt der transformierten Kontur $\tilde{\mathbf{r}}'_0$ ist in diesem Fall nicht das affine Abbild von $\mathbf{r}_0$, d.h. $\tilde{\mathbf{r}}'_0 \neq \mathbf{A}\mathbf{r}_0 + \mathbf{b}$. Die Abbildung 2b verdeutlicht diesen Sachverhalt.

## 2.2 Grauwertparametrisierung

Die Parametrisierung der Objektkontur muß für die Erkennung aus dem Signal selbst ableitbar sein. Üblicherweise wird die Bogenlänge gewählt. Die Bogenlänge ist nur unter der Ähnlichkeitsgruppe geeignet zur Bildung von Invarianten, nicht jedoch unter der affinen Gruppe $\mathcal{G}_{\mathcal{A}}$. Die Erhaltung der Linearität der Fourierkoeffizienten im Spektralraum bei einer affinen Transformation der Bildkoordinaten ist zur Bildung der Fourierdeskriptoren als invariante Merkmale notwendig und wird durch die Einführung der Grauwertparametrisierung $t_G$ erreicht, die neben der Konturlinie noch den Grauwertgehalt des Musters berücksichtigt.

Sei $\xi$ eine stetige und injektive Parametrisierung zur Parameterdarstellung $\mathbf{r}(\xi)$ einer Kurve $\mathcal{C}$. Die Bogenlänge erfüllt diese Kriterien und kann immer gewählt werden. Gegeben sei ferner ein Referenzpunkt $\mathbf{r}_R = (x_R, y_R)^T$, der sich aus dem Muster berechnen läßt und der sich wie das Muster affin transformiert. Dies kann z.B. der "Massenschwerpunkt" der Grauwerte sein. Sei $\triangle(\mathbf{r}(\xi_i))$ das infinitesimale Gebiet, das von den Vektoren $\mathbf{r}(\xi_i) - \mathbf{r}_R$ und $d\mathbf{r}(\xi_i)$ aufgespannt wird. Die Abbildung 3a verdeutlicht die Definition, wobei der Übergang zum Differential $d\mathbf{r}(\xi_i) = \lim_{\epsilon \to 0}[\mathbf{r}(\xi_i + \epsilon) - \mathbf{r}(\xi_i)]$ gedacht werden muß. Die Grauwertparametrisierung $t_G$ wird folgendermaßen definiert [8]:

**Definition 1** *Der* **Grauwertparameter** $t_G$ *eines Konturpunktes* $\mathbf{r}_i = \mathbf{r}(\xi_i)$ *ist die akkumulierte Summe der Grauwerte über die Gebiete* $\triangle(\mathbf{r}(\xi))$*, wenn die Kurve von einem Startpunkt* $\mathbf{r}_0 = \mathbf{r}(\xi_0)$ *bis zu* $\mathbf{r}_i$ *durchlaufen wird, d.h.*

$$t_G(\xi_i) = \int_{\xi_0}^{\xi_i} f(\xi)\, d\xi \quad , \quad \textit{wobei mit} \quad f(\xi) = \int_{\triangle(\mathbf{r}(\xi))} f(x,y)\, dxdy \tag{5}$$

*die Summe der Grauwerte über dem infinitesimalen Gebiet* $\triangle(\mathbf{r}(\xi))$ *bezeichnet wird.*

Die Grauwertparametrisierung $t_G$ ergibt sich also durch die Summation von Grauwerten über bestimmte Flächenabschnitte. Die differentiellen Parameterwerte sind daher bis auf den multiplikativen Faktor $(K \cdot \det \mathbf{A})$ unverändert unter der Gruppe $\mathcal{G}_{\mathcal{A},K}$. Diese relative Invarianz erhält die Linearität der Fourierkoeffizienten unter der Gruppe $\mathcal{G}_{\mathcal{A},K}$. Ist $\mathcal{O}' = g_{\mathcal{A},K}(\mathcal{O})$ das transformierte Muster, dann gilt für die entsprechenden Fourierkoeffizienten:

$$F'_k(t_G) = \begin{cases} e^{jk\phi}\mathbf{A}F_k(t_G) & : \quad k \neq 0 \\ e^{jk\phi}\mathbf{A}F_k(t_G) + \mathbf{b} & : \quad k = 0 \end{cases} \quad . \tag{6}$$

$\phi$ ist ein Phasenfaktor, der sich aus der Startpunktverschiebung des Konturverfolgers ergibt. Aufgrund des linearen Transformationsverhaltens $(k \neq 0)$ werden nun die absoluten Invarianten, die Fourierdeskriptoren, konstruiert.

## 2.3 Fourierdeskriptoren für Grauwertmuster

Der erste Schritt zur Bildung von absoluten Invarianten ist die Definition von relativen Invarianten, den sogenannten A-Invarianten. Die A-Invarianten des Grauwertmusters $Q_k(t_G)$ sind definiert durch

$$Q_k\,(t_G) = \frac{X_k(t_G)Y_p^*(t_G) - Y_k(t_G)X_p^*(t_G)}{X_p(t_G)Y_p^*(t_G) - Y_p(t_G)X_p^*(t_G)} \quad , \quad k,p \in \mathbb{Z} \setminus \{0\} \quad , \quad p = \text{konst} \quad , \tag{7}$$

wobei $X_pY_p^* - Y_pX_p^* \neq 0$ Voraussetzung ist. Für $p$ sollte ein Koeffizient mit hohem Signal-/Rauschverhältnis gewählt werden. Dies ist üblicherweise der erste Fourierkoeffizient mit $p = 1$. Die A-Invarianten sind relative Invarianten unter der Gruppe $\mathcal{G}_{\mathcal{A},K}$. Es gilt

$$\mathcal{O}' \overset{\mathcal{G}_{\mathcal{A},K}}{\sim} \mathcal{O} \quad \Longrightarrow \quad Q'_k\,(t'_G) \;=\; e^{j(k-p)\phi}\, Q_k\,(t_G) \qquad \forall k \in \mathbb{Z} \setminus \{-p, 0, p\} \quad . \tag{8}$$

Aus den A-Invarianten werden die Fourierdeskriptoren entwickelt. Ein einfaches System von Fourierdeskriptoren ist $\{|Q_k|\}$, bei dem der Phasenfaktor unterdrückt wird. Soll der Phasenfaktor berücksichtigt bleiben, ist es notwendig, durch geeignete Normierungsmaßnahmen die Abhängigkeit von der Aufpunktverschiebung, die durch den Phasenfaktor ausgedrückt wird, zu eliminieren. In [8, 9] werden jeweils allgemeine Konstruktionsschemata vorgestellt, bei denen die Phaseninformation der A-Invarianten erhalten bleibt. Wichtig ist dabei eine möglichst geringe Fehlerfortpflanzung der Phasenfehler. Hier soll als Beispiel nur ein System $I_k$ von Fourierdeskriptoren vorgestellt werden. Sei $\varphi_k = arg(Q_k)$ die Phase von $Q_k$, d.h.: $Q_k = |Q_k|e^{j\varphi_k}$. Mit $p = 1$ ist das System

$$I_k(t_G) = |Q_k(t_G)|e^{j(\varphi_k - \varphi_{k+1} + \varphi_2)} \quad , \quad k \neq -2, -1, 0, 1 \tag{9}$$

invariant unter der Gruppe $\mathcal{G}_{\mathcal{A},K}$.

# 3 Ablauf und Parallelisierung des Algorithmus

Die vorgestellte Methode zur Extraktion von Merkmalen aus Grauwertmustern muß in einen Algorithmus eingebettet werden, der die gesamte Bildverarbeitungskette umfaßt [15]. Der Algorithmus beginnt mit der Objektdetektion. Ist ein Objekt gefunden, wird das Bild zunächst helligkeits- und kontrastnormiert. Zur Berechnung der Fourierdeskriptoren ist dann die Konturfindung, die Referenzpunktbestimmung, die Grauwertparameterisierung und deren Fouriertransformation erforderlich. Die Klassifikation wird anhand der Fourierdeskriptoren vorgenommen.

Da die Schritte der Vorverarbeitung und Merkmalsextraktion auf großen Datenmengen arbeiten, sind sie besonders rechenintensiv. Zur Leistungssteigerung sind deshalb diese Teile des Algorithmus parallelisiert worden. Die Parallelisierung ist auf die Verwendung eines Perfect-Shuffle-Netzwerkes zwischen den Prozessorelementen des eingesetzten Transputersystems abgestimmt [15].

Im ersten Schritt prüft der Algorithmus die kontinuierlich eingehenden Bilddaten, ob ein Objekt im Bildausschnitt der Kamera liegt. Dieses geschieht durch Berechnung der Standardabweichung der Grauwerte in einem Ausschnitt des Bildes. Damit ein ausreichend großer Ausschnitt des Bildes geprüft werden kann, ist die Summation für die Standardabweichung durch Bildung von Teilsummen auf Teilen des Ausschnitts parallelisiert.

Es folgt eine Normierung von Helligkeit und Kontrast, welche den Einfluß von globalen Änderungen der Grauwertfunktion $f$ gemäß der Form: $f' = k \cdot f + h$ $(h, k = const)$ eliminiert. Zugleich wird eine Separation von Hintergrund- und Objektpunkten vorgenommen. Dazu wird aus dem Histogramm der Grauwertfunktion eine Hintergrundschwelle abgeleitet. Die anschließende Normierung verwendet den Mittelwert und die Standardabweichung der Grauwertfunktion [16]. Die Histogrammberechnung erfolgt durch unabhängige parallele Berechnung von Teilhistogrammen auf Teilbildern. Die Addition der Teilhistogramme ergibt das Gesamthistogramm. Die Normierung läuft ebenfalls parallel auf Teilbildern.

Die Separation von Hintergrund und Objekt ist für die Konturfindung erforderlich. Zunächst wird ein Startpunkt $\mathbf{r}_0$ für den Konturfolger gesucht. Von diesem ausgehend läuft der Algorithmus einmal auf dem Rand um das Objekt herum und sammelt alle Konturpunkte $\mathbf{r}_i$ [17]. Da der Konturfolger nur auf den Rand des Objektes zugreift und einen kleinen Anteil an der Gesamtrechenzeit hat, ist er nicht parallelisiert.

Als Referenzpunkt für die Grauwertparameterisierung verwendet der Algorithmus den Massenschwerpunkt der Grauwerte. Der Schwerpunkt wird aus den Momenten der Grauwertfunktion berechnet. Zur Bildung der Momente werden nur diejenigen Pixel herangezogen, die in einem Rechteck liegen, das durch Minimum und Maximum der $x$-, bzw. der $y$-Koordinaten der Konturpunkte bestimmt ist. Die Grauwerte der Hintergrundpunkte, die in diesem Ausschnitt liegen, müssen bei der Separation auf 0 gesetzt worden sein. Die Berechnung der Momente erfolgt durch parallele Bildung von Teilmomenten von disjunkten Bildteilen und deren Addition.

Zur Berechnung der Grauwertparameterisierung (Gl. 5, Abb. 3) in ihrer diskreten Form

$$t_0 = 0 \quad ; \quad t_i = t_{i-1} + \sum_{(x,y) \in \triangle(\mathbf{r}_i)} f(x,y) \quad \text{für} \quad x, y \in \mathbb{Z} \quad \text{und} \quad i \in \{1, 2, ..., N\} \tag{10}$$

wird die Kontur in $M$ Abschnitte unterteilt. Auf den Abschnitten werden zunächst entsprechend Gleichung 10 unabhängig voneinander Teilparameter berechnet. Das heißt, daß die Summen der Grauwerte der Gebiete $\triangle(\mathbf{r}_i)$ nur auf dem jeweiligen Abschnitt akkumuliert werden. Der letzte Teilparameter eines Abschnitts $i$, $0 \leq i < M$ werde als $\tau_i$ bezeichnet.

Ein Grauwertparameter in Abschnitt $k$ ergibt sich durch Addition des zugehörigen Teilparameters mit dem ermittelten Grauwertparameter des ersten Konturpunkts des Abschnitts. Letzterer ist dann die Summe der Teilparameter $\sum_{i=0}^{k-1} \tau_i$ aller letzten Konturpunkte vorhergehender Abschnitte.

Zur Berechnung der Grauwertparameterisierung des Abschnittes $k$, $0 \leq k < M$, ist also die Akkumulation der verteilt vorliegenden Teilparameter der Abschnitte 0 bis $k-1$ erforderlich. Diese globale Akkumulation der Dimension $M$ kann in $ld\, M$ Unshuffle-Schritten auf einem Perfect-Shuffle-Netzwerk zwischen $M/2$ Prozessoren durchgeführt werden [15].

Abbildung 4 zeigt den Datenflußgraphen dieser Operation für $M = 8$. Jeder Prozessor $P_i$ führt in jeder Rechenphase zwei Funktionen $f_1$ und $f_2$ aus, die aus den zwei eingegangenen Zahlentupeln die zwei auszugebenen Tupel bilden:

$$f_1\big((x_1, y_1), (x_2, y_2)\big) = (x_1, y_1 + y_2) \quad , \quad f_2\big((x_1, y_1), (x_2, y_2)\big) = (x_2 + y_1, y_1 + y_2) \tag{11}$$

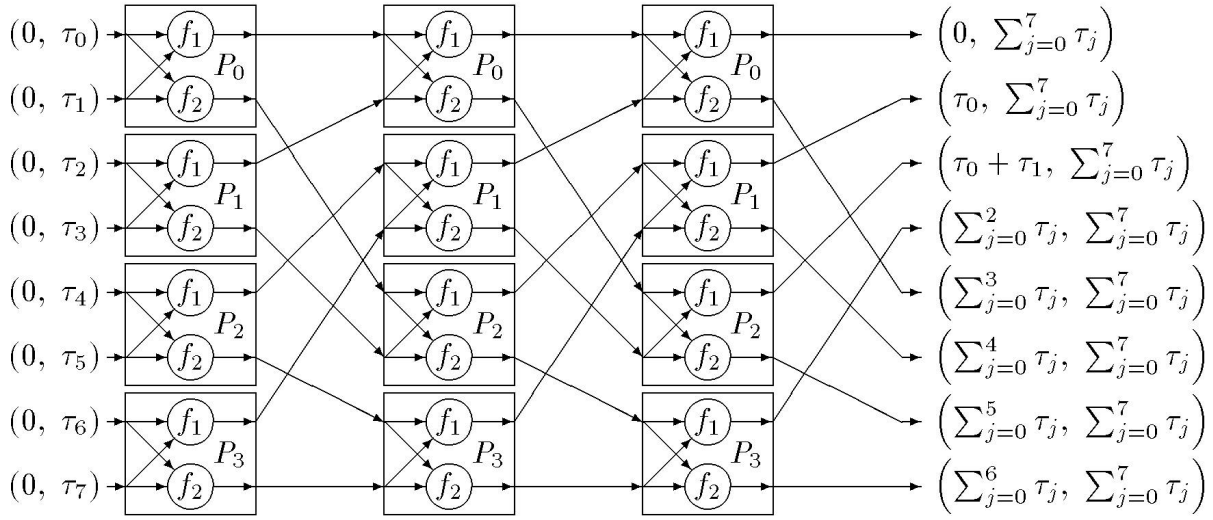



Abbildung 4: Datenflußgraph der globalen Akkumulation für $M = 8$

Neben der Akkumulation (erste Zahl in den Ergebnistupeln in Abb. 4) wird die Gesamtsumme (zweite Zahl in den Ergebnistupeln in Abb. 4) berechnet. Zwischensummen (Gl. 11: $y_1$, $y_2$) werden zur Berechnung der Akkumulation in $f_2$ benötigt.

Abschließend werden die Fourierkoeffizienten $1 \leq k \leq 20$ berechnet [18]:

$$F_k = \begin{pmatrix} X_k \\ Y_k \end{pmatrix} = \frac{T}{(2\pi k)^2} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{r}_{i+1} - \mathbf{r}_i}{t_{i+1} - t_i} \left( e^{-2\pi k t_{i+1}/T} - e^{-2\pi k t_i/T} \right) \tag{12}$$

Die negativen Fourierkoeffizienten sind aufgrund der reellen Eingangsfunktion konjugiert-komplex zu den positiven Koeffizienten. Die Parallelisierung der Berechnung erfolgt durch die unabhängige Berechnung von Teilsummen für jeden Fourierkoeffizienten, die schließlich addiert werden.

# 4 Paralleles Transputersystem

Zur Implementierung der affin-invarianten Grauwertmuster wird das HARBURGER PARALLELE BILDVERARBEITUNGSSYSTEM, im folgenden kurz als HARBURGER SYSTEM bezeichnet, verwendet [11, 10, 12] Abbildung 5 zeigt eine Systemübersicht in Blockstruktur.

Das System besteht im Kern aus $N$ parallelen Prozessoren, die über ein Verbindungsnetzwerk während der Ausführung von Algorithmen Zwischenergebnisse austauschen können. Als Prozessoren werden im HARBURGER SYSTEM Transputer verwendet, deren Link-Anschlüsse als statisch konfigurierbares Verbindungsnetzwerk verschaltet sind. Dies bedeutet, daß vor dem Start eines Algorithmus ein passendes Verbindungsnetzwerk durch Software eingestellt wird. Um Datenverluste und Blockierungen im System zu vermeiden, sollte diese Einstellung jedoch während der Ausführung des Algorithmus nicht verändert werden. Die $N$ Transputer bilden mit dem Verbindungsnetzwerk einen Parallelrechner im HARBURGER SYSTEM, auf dem die Implementierung der Algorithmen erfolgt. Dieser Parallelrechner ist eingebettet in eine Umgebung, welche die Zu- und Abführung von Bilddaten in Videoechtzeit ermöglicht.

Basis aller Videodatentransfers ist ein schneller Pipelinebus, der alle am Transfer beteiligten Module des HARBURGER SYSTEMS verbindet. Dieser Bus ist als synchrone, unidirektionale Verbindung ausgeführt und erlaubt Warteanforderungen langsamer Module. Damit synchronisiert sich ein Datentransfer, solange keine Module mit Echtzeitbedingung am Transfer beteiligt sind, selbständig auf das langsamste am Transfer beteiligte Modul.

Auf dem Pipelinebus werden – zusätzlich und parallel zu den Daten – Adressen und Kontrollsignale übertragen, die den Datenfluß steuern und damit verschiedene Transfermodi in Videoechtzeit realisieren. Unterstützte Transfermodi sind *Broadcast*, *Scattering* und *Gathering*. Beim *Broadcast* wird ein Bild vollständig auf jeden der $N$ Prozessoren des eingebetteten Parallelrechners geladen. Beim *Scattering* wird das Bild auf die $N$ Prozessoren aufgeteilt; üblich sind horizontale oder vertikale Streifenverteilungen. Das

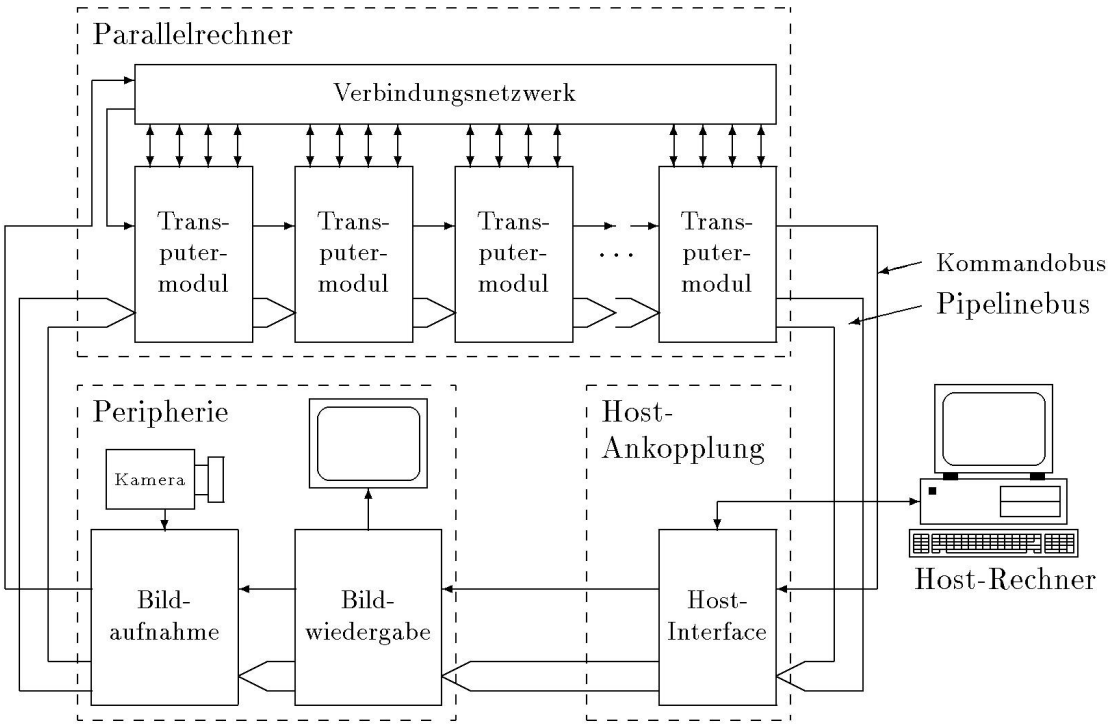



Abbildung 5: Übersicht des HARBURGER PARALLELEN BILDVERARBEITUNGSSYSTEMS

*Gathering* dient dazu, verteilt vorliegende Ergebnisdaten aus den $N$ Prozessoren so zu entladen, daß wieder ein geordnetes Ergebnisdatenobjekt entsteht.

Alle potentiell beteiligte Module möglicher Videodatentransfers im System sind an den schnellen Pipelinebus angeschlossen. Daraus folgt die Anforderung, die Adaption eines Moduls an diesen Bus mit möglichst geringem Harwareaufwand zu ermöglichen. Eine erste Hardware-Realisierung des Busses [11], welche mit diskreten Logikbausteinen realisiert ist, belegt noch eine sehr große Platinenfläche. Eine neue Realisierung basiert auf FPGA-Bausteinen in Verbindung mit Video-RAM-Speichern [13, 14]. Diese Realisierung benötigt deutlich weniger Fläche (ca. 6 Bausteine) bei besseren Leistungsdaten und höherer Flexibilität.

Die Videoumgebung des Parallelrechners im Harburger System besteht aus je einem Modul zur Bildaufnahme (*Frame-Grabber*) und zur Wiedergabe (*Display*).

Der realisierte *Frame-Grabber* wandelt ein Kamerasignal und gibt die digitalisierten Daten direkt auf den Pipelinebus aus. Dabei kann eine zeilenweise unterschiedliche Markierung der Daten durch Kontrollsignale und Adressen vorgenommen und somit ein aufgenommenes Bild mittels *Scattering* direkt auf die $N$ Prozessoren des Rechenkerns verteilt werden.

Als Schnittstelle nach außen ermöglicht ein *Host-Interface* das direkte Schreiben und Lesen des Pipelinebusses durch einen übergeordneten Host-Rechner. Damit kann dieser Rechner mit in die Verarbeitungskette der Bildauswertung integriert werden.

Das für die Implementierung der beschriebenen Algorithmen verwendete Prototypsystem besteht im Kern aus 8 Transputermodulen, die über ein Verbindungsnetzwerkmodul als Parallelrechner verschaltet sind. Zur Videounterstützung sind ein Frame-Grabber und ein Display-Modul vorhanden. Ein PC-AT dient als System-Host und hat über ein Interface Zugriff auf den schnellen Pipelinebus.

# 5 Implementierung und Leistungsdaten

Die beschriebene parallele Methode zur Erkennung von Grauwertmustern wurde mit dem in Abbildung 6 schematisch dargestellten Aufbau untersucht. In der Abbildung sind die zur Auswertung benötigten Datenverbindungen gezeigt. Die globale Steuerung der Abläufe erfolgt durch den Hostrechner über den in Abbildung 5 dargestellten Kommandobus.

In der Detektionsphase nimmt das System einen kontinuierlichen Videodatenstrom der Kamera auf und verteilt diesen mittels *Scattering* auf die $N$ Transputer des eingebetteten Parallelrechners. In Echtzeit wird für jedes Bild überprüft, ob ein Objekt die Mitte des Bildes überdeckt.

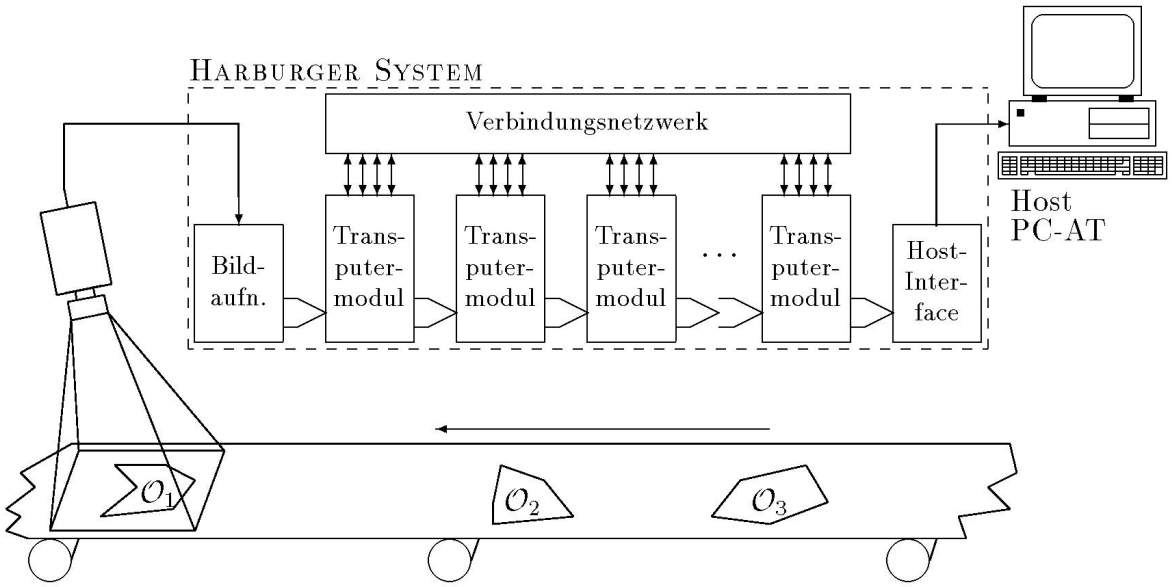



Abbildung 6: Aufbau zur Erkennung von Grauwertmustern.

Tabelle 1: Auswerteschritte zur Ermittlung der A-Invarianten eines Grauwertmusters

| | |
|---|---|
| **Separation und Normierung** | |
| – Histogrammberechnung | parallel auf der Bilddimension, erfordert Kommunikation |
| – Separation der Hintergrundpunkte und Normierung der Objektpunkte | parallel auf der Bilddimension |
| **Ermittlung der Objektgeometrie** | |
| – Aggregation des Bildes (Zusammenführen verteilt vorliegender Bildsegmente) | parallel auf der Bilddimension, erfordert Kommunikation |
| – Startpunktsuche, Konturverfolger | sequentiell, redundant auf allen Transputern |
| – Ermittlung des Massenschwerpunkts | parallel auf umhüllendem Rechteck, erfordert Kommunikation |
| **Parametrisierung** | |
| – Grauwertparametrisierung, Akkumulieren von Teilsummen | parallel auf der Objektfläche, erfordert Kommunikation |
| **Invariantenberechnung** | |
| – Berechnung von Fourierkoeffizienten über die Konturpunkte des Objektes | parallel auf der Kontur, erfordert Kommunikation |
| – Berechnung der A-Invarianten | parallel über dem Invariantenvektor |

Sobald ein Objekt detektiert ist, startet die Auswertephase. Aus dem detektierten Bild werden zunächst in mehreren Rechenschritten die A-Invarianten des Objektes ermittelt. Diese rechenintensive Auswertung erfolgt gemäß der in Abschnitt 3 beschriebenen Parallelisierung auf den Transputern des HARBURGER SYSTEMS. Die Schritte dieser Auswertung sind in Tabelle 1 nochmals zusammengefaßt. Zum Abschluß der Auswertephase werden die ermittelten A-Invarianten zum Host übertragen. Dort erfolgt die Berechnung der Fourierdeskriptoren und die Klassifikation des Objekts. Nach Abschluß der Klassifikation kann eine neue Erkennung gestartet werden.

Abbildung 7 zeigt die Zeiten der Auswertephase auf dem HARBURGER SYSTEM für unterschiedliche

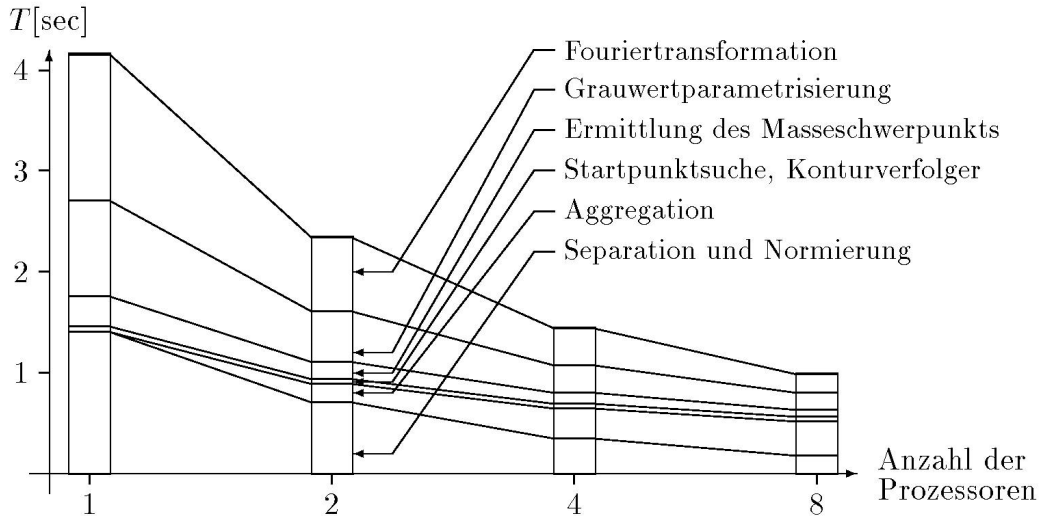



Abbildung 7: Rechenzeiten der Auswertephase auf dem HARBURGER SYSTEM bei einem quadratischen Objekt mit ca. 900 Konturpunkten bei unterschiedlichem Parallelisierungsgrad

Anzahl von Prozessoren. Die Zeiten wurden aus je 100 Messungen gemittelt. Es wurde ein quadratisches Objekt mit ca. 900 Randpunkten ausgewertet.

Man erkennt deutlich die fallenden Zeiten der parallelisierten Auswerteschritte zur Separation und Normierung, Ermittlung des Massenschwerpunkts, Grauwertparametrisierung und zur Fouriertransformation. Die Zeiten zur Ermittlung der A-Invarianten aus den Fourierkoeffizienten sind so kurz, daß sie in der Abbildung nicht auflösbar sind. Für die sequentielle Startpunktsuche ist die konstante Zeit unabhängig von der Anzahl der Prozessoren erkennbar. Kosten für die Parallelisierung ergeben sich durch die Aggregation des Bildes, deren Ausführungszeit mit Erhöhung der Anzahl der Prozessoren steigt. Diese Zeit beschränkt stark den Speedup, der bei 8 Prozessoren etwa Faktor 4 beträgt und somit eine Effizienz von 50% aufweist. Speedups einzelner paralleler Auswerteschritte bei gleicher Anzahl $N = 8$ von Prozessoren liegen bei ca. $7,8 - 7,9$ (Separation und Normierung, Ermittlung des Massenschwerpunkts, Fouriertransformation) bzw. bei ca. $5,5$ (Grauwertparametrisierung).

Die parallele Implementierung des Algorithmus ermöglicht Massenuntersuchungen des in Abschnitt 2 beschriebenen Algorithmus und damit die Untersuchung der Klassifikationsgüte. Im folgenden werden kurz die Ergebnisse eines Klassifikationsexperiments vorgestellt, das die Erkennung vier formgleicher planarer Grauwertobjekte zur Aufgabe hatte. Bei den Objekten handelt es sich um die vier Briefmarken, die in Abbildung 8 dargestellt sind. Die Objekte rotierten unter der fest eingestellten Kamera um die Objektnormale, wobei die verschiedenen Aufsichtswinkel $\Phi = 0°, 15°, 30°, 45°, 60°, 75°$ (siehe auch Abb. 1) eingestellt und jeweils $N = 200$ Aufnahmen jedes rotierten Objekts verarbeitet wurden. Bei vier Objektklassen wurden also 4800 Testmuster ausgewertet.

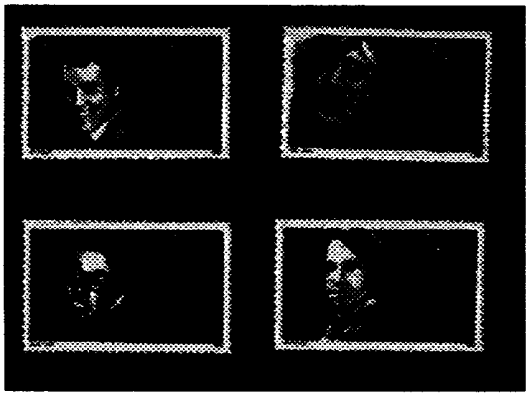
Neben verschiedenen Systemen von Fourierdeskriptoren, die in Tabelle 2 aufgelistet sind, wurde die Methode der Momente zum Vergleich getestet. Als affin-invariante Momente wurden

$$\begin{aligned} M_1 &= [\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2]/\mu_{00}^4 \\ M_2 &= [\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{21}\mu_{12}) + \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2)]/\mu_{00}^7 \\ M_3 &= [\mu_{40}\mu_{04} - 4\mu_{31}\mu_{13} + 3\mu_{22}^2]/\mu_{00}^6 \\ M_4 &= [\mu_{40}\mu_{22}\mu_{04} + 2\mu_{31}\mu_{22}\mu_{13} - \mu_{40}\mu_{13}^2 - \mu_{04}\mu_{31}^2 - \mu_{22}^3]/\mu_{00}^9 \end{aligned} \tag{13}$$

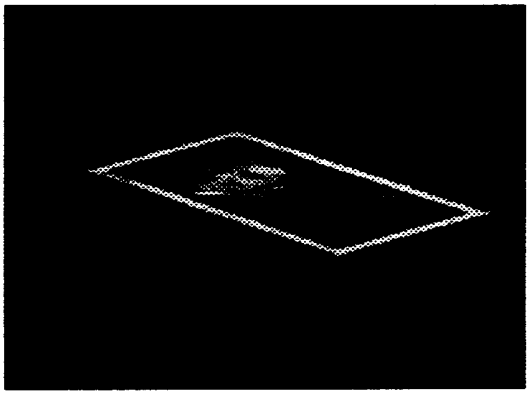
verwendet, wobei die Zentralmomente $\mu_{pq}$ sich auf den Massenschwerpunkt der Grauwerte $(x_s, y_s)$ beziehen:

$$\mu_{pq} = \iint_{\mathbb{R}^2} f(x,y)(x - x_s)^p (y - y_s)^q \, dxdy \quad . \tag{14}$$

Als Klassifikatoren wurden ein gewichteter Minimum-Distanz-Klassifikator, der Bayes-Klassifikator und der Nächste-Nachbar-Klassifikator verwendet. Details des Experimentes, auch bezüglich der Lernstichprobe,



(a)



(b)

Abbildung 8: (a) Vier planare Grauwertobjekte, (b) Briefmarke bei einem Aufsichtswinkel von $\Phi = 75°$

| System | Invarianten | $k \neq$ |
|---|---|---|
| I | $I_k = \|Q_k\| e^{j(\varphi_k + \varphi_{-k+2})}$ | -1,0,1,2,3 |
| II | $I_k = \|Q_k\| e^{j(\varphi_k + \varphi_{-k+1} + \varphi_2)}$ | -1,0,1,2, |
| III | $I_k = \|Q_k\| e^{j(\varphi_k - \varphi_{k+1} + \varphi_2)}$ | -2,-1,0,1 |
| IV | $I_k = \|Q_k\| e^{j(\varphi_k - \varphi_{k-1} - \varphi_2)}$ | -1,0,1,2 |
| V | $I_k = \|Q_k\| e^{j(\varphi_k + (1-k)\varphi_2)}$ | -1,0,1 |
| VI | $I_k = \|Q_k\|$ | -1,0,1 |
| MOM | $M_1, M_2, M_3, M_4$ | |

Tabelle 2: Aufstellung der experimentell untersuchten Invariantensysteme

sind in [8] beschrieben. Die Tabelle 3 gibt als Ergebnis die Anzahl der richtigen Klassifikationen für alle Klassen in Prozent an.

Der Bayes-Klassifikator liefert erwartungsgemäß die besten Ergebnisse. Aus der Tabelle 3 wird deutlich, daß bei diesem Beispiel formgleicher Grauwertmuster die Systeme der Fourierdeskriptoren den Momenten i.a. bei allen drei Klassifikatoren überlegen sind. Experimente anhand verschieden geformter Binärmuster zeigen, daß die Momente eine sehr viel größere Separationsfähigkeit aufgrund der Form anstatt des Grauwertinhalts besitzen [8, 19].

| Klassifikator | I | II | III | IV | V | VI | MOM |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Min.-Dist. | 80,7 | 80,9 | 88,5 | 89,2 | 61,3 | 78,3 | 72,7 |
| Bayes | 88,4 | 91,3 | 93,0 | 92,9 | 89,8 | 85,2 | 87,3 |
| N.-Nach. | 89,9 | 89,7 | 88,8 | 90,6 | 90,1 | 85,9 | 62,2 |

Tabelle 3: Gesamtklassifikationsraten der Briefmarken in Prozent

# 6 Zusammenfassung

Mit dem beschriebenen neuen Verfahren zur affin-invarianten Merkmalsextraktion, welches auf der Methode der Fourierdeskriptoren basiert, werden die Invarianten eines Objekts abhängig von dessen Grauwerten berechnet. Damit ist eine Unterscheidung von Objekten gleicher äußerer Form möglich, die in ihrem inneren Grauwertbild differieren.

Durch Einbettung des Verfahrens in ein Erkennungssystem und dessen paralleler Implementierung auf dem HARBURGER SYSTEM, einem für Bildverarbeitungsaufgaben angepaßten Parallelrechner, benötigt die Auswertung eines einzelnen Objekts nur ca. 1 *sec* Rechenzeit. Damit konnten Reihenuntersuchungen des Verfahrens durchgeführt und die Klassifikationsgüte verschiedener Konfigurationen untersucht werden. Das Verfahren steht somit in einer parallel implementierten Form zur Verfügung und ist bezüglich der Klassifikationsgüte gut untersucht.

# Literatur


[1] M. K. Hu: Visual Pattern Recognition by Moment Invariants. IRE Trans. Inform. Theory, IT-8, S. 179–187, Feb. 1962.

[2] D. Cyganski, J. A. Orr: Object Recognition and Orientation Determination by Tensor Methods. In: T. S. Huang (Hrsg.): Advances in Computer Vision and Image Processing, Vol. 3, Jai Press, Greenwich, 1988.

[3] J. L. Mundy, A. Zisserman (Hrsg.): Geometric Invariance in Computer Vision. MIT Press, Cambridge, 1992.

[4] G. H. Granlund: Fourier Preprocessing for Hand Print Character Recognition. IEEE Trans. Computers, C-21, S. 195–201, 1972.

[5] C. T. Zahn, R. Z. Roskies: Fourier Descriptors for Plane Closed Curves. IEEE Trans. Computers, C-21, S. 269–281, 1972.

[6] A. Fenske, H. Burkhardt: Affine Invariant Recognition of Gray Scale Objects by Fourier Descriptors. Proc. SPIE International Symposium on on Optical & Optoelectronic – Applications of Digital Image Processing XIV, San Diego, Vol. 1567, S. 53 – 65, 1991.

[7] A. Fenske: Affin-invariante Erkennung von Grauwertmustern mit Fourierdeskriptoren. Beitrag zum 15. DAGM-Symposium Mustererkennung, Lübeck, September 1993.

[8] A. Fenske: Affin-invariante Fourierdeskriptoren für Grauwertmuster. Dissertation (einger.), Technische Universität Hamburg-Harburg, 1993.

[9] K. Arbter, W. E. Snyder, H. Burkhardt und G. Hirzinger: Application of Affine-Invariant Fourier Descriptors to Recognition of 3-D Objects. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-12, Nr. 7, S. 640–647, 1990.

[10] B. Lang und H. Burkhardt: A parallel transputer system with fast pipeline interconnection. In *Applications of Digital Image Processing XIII, Proceedings: San Diego, 10-13 July 1990*, Bellingham, Washington, 1990. SPIE.

[11] B. Lang: Ein paralleler Bildverarbeitungsrechner auf Transputerbasis mit schneller Pipeline-Kopplung. In R. Keuper, editor, Symposium Bildverarbeitung, Technische Akademie Esslingen, 1989.

[12] B. Lang: Digitale Bildverarbeitung mit kombinierter Pipeline- und Parallel-Architektur. Dissertation, TU Hamburg-Harburg, 1991. VDI Verlag, Reihe 10: Informatik/Kommunikationstechnik, Nr. 208, 1992.

[13] B. Lindqvist, G. Mortensen: Designing, Prototyping and Programming a Transputermodule using FPGA Circuits. Diplomarbeit, Technische Informatik I, TU Hamburg-Harburg, 1992.

[14] Xilinx Inc: The Programmable Gate Array Data Book, 1988.

[15] T. Ohlen: Klassifikation von planaren Grauwertobjekten auf dem HARBURGER PARALLELEN BILDVERARBEITUNGSSYSTEM mittels Fourierdeskriptoren. Projektarbeit, Technische Universität Hamburg-Harburg, 1993.

[16] P. Haberäcker: Digitale Bildverarbeitung. Carl Hanser Verlag, München, 1985.

[17] D.H. Ballard, C.M. Brown: Computer Vision. Prentice–Hall, Englewood Cliffs, 1982.

[18] K. Arbter: Affine-Invariant Fourier Descriptors. in: J. C. Simon (Hrsg.): From Pixels to Features. Elsevier Science, Amsterdam, 1989

[19] T.H. Reiss: Recognizing Planar Objects Using Invariant Image Features. Springer Verlag Berlin Heidelberg, 1993.