

I (14):
II (20):
III (16):

Schriftliche Prüfung aus Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung WS 2010/2012

Walter G. Kropatsch, Max Göbel

Bitte tragen Sie Ihre Matrikelnummer, Ihren Namen und Ihre Studienkennzahl in die dafür vorgesehenen Kästchen ein:

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 7.3.2012
Mat.Nr.	Name	Studium

Diese Prüfung besteht aus drei Teilen auf die Sie insgesamt 50 Punkte erreichen können. Für besonders gute Begründungen können Zusatzpunkte erreicht werden. Die Dauer der Prüfung beträgt 90 Minuten. Schriftliche Unterlagen (Skriptum, Buch, etc.) sind zugelassen. Es gilt der folgenden Notenschlüssel:

Note:	1	2	3	4	5
Punkte:	> 42	37:42	31:36	25:30	0:24

Teil I: Interpretation von Bildoperationen (14)

Im ersten Teiles sollen Sie Ergebnisbilder über vorgegebene Operationen mit den gegebenen Eingabebildern in Beziehung setzen. Auf den folgenden 2 Seiten finden Sie 24 Bilder die als Eingabe als auch als Ergebnis einer Bildoperation auftreten können. Beachten Sie, dass nicht ALLE Bilder verwendet werden, es kann Bilder geben, die nicht als Eingabe- oder Ergebnisbilder aufscheinen. Da es leider beim Druck zu **Artefakten bei Binärbildern** kommt, sind diese eindeutig in der **letzten Spalte** als solche beschriftet.

Matlab Referenz

Allgemeines

Die angegebenen Bilder haben eine Größe von 350x350 Pixeln.

Grauwertbilder haben einen Wertebereich von 0 bis 255 (falls nicht anders angegeben)

Logische Operationen werden im Rahmen der Prüfung nur auf Binärbilder (Schwarz-Weiss-Bilder) angewendet. `true` wird durch den Wert 1 (=weiss) repräsentiert, `false` durch den Wert 0 (=schwarz).

Notationen

Matrix $A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$ $A=[a \ b; \ c \ d]$; Spaltenvektor $x = \begin{pmatrix} y \\ z \end{pmatrix}$ $x=[y; z]$
 Zeilenvektor $e = (f \ g)$ $e=[f \ g]$

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 7.3.2012
Mat.Nr.	Name	Studium

Command Reference

Y = abs(X) — returns an array Y such that each element of Y is the absolute value of the corresponding element of X.

C=conv2(A,B) — computes the two-dimensional convolution of matrices A and B.

BW = edge(I,'canny',thresh,sigma)

specifies sensitivity thresholds for the Canny method. *thresh* is a two-element vector in which the first element is the low threshold, and the second element is the high threshold. *sigma* is the standard deviation of the Gaussian filter.

J = imnoise(I,'salt & pepper',d)

adds salt and pepper noise to the image I, where *d* is the noise density.

Y = fft2(X)

returns the two-dimensional discrete Fourier transform (DFT) of X, computed with a fast Fourier transform (FFT) algorithm.

Y = fftshift(X)

rearranges the outputs of `fft`, `fft2`, and `fftn` by moving the zero-frequency component to the center of the array.

h = fspecial('gaussian',hsize,sigma)

returns a rotationally symmetric Gaussian lowpass filter of size *hsize* with standard deviation *sigma* (positive). *hsize* can be a vector specifying the number of rows and columns in *h*

BW = im2bw(I,level)

converts the intensity image I to black and white. The output binary image BW has values of 0 for all pixels in the input image with luminance *g* less than *level* and 1 for all other pixels:

$$bw = 0 \Leftrightarrow \frac{g - g_{min}}{g_{max} - g_{min}} < level$$

IM2 = imclose(IM,SE)

performs morphological closing on the grayscale or binary image IM, returning the closed image, IM2. The structuring element, SE, must be a single structuring element object.

IM2 = imerode(IM,SE)

erodes the grayscale, binary, or packed binary image IM, returning the eroded image IM2. The structuring element, SE, must be a single structuring element object.

y = log1p(x) — computes $\log(1+x)$, compensating for the roundoff in $1+x$.

B = medfilt2(A)

performs median filtering of the matrix A using the default 3-by-3 neighborhood.

SE = strel('disk',R)

creates a flat, disk-shaped structuring element, where R specifies the radius.

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 7.3.2012
Mat.Nr.	Name	Studium

Folgende Liste enthält 10 Bildoperationen, die auf eines oder mehrere (z.B. $Y + Z$) der Bilder A-X angewandt wurden und eines der Bilder A-X als Ergebnis haben. Ihre Aufgabe ist die Rekonstruktion dieser 10 Bildoperationen. Tragen Sie bitte die Bildnamen (A-X) in die Kästchen der jeweiligen Operation ein. Jede korrekte Antwort wird mit einem Punkt belohnt. Für jene 4 Antworten, die den ersten vier verschiedenen Ziffern Ihrer Matrikelnummer entsprechen (sollten nur 3 verschiedene Ziffern auftreten, so wird durch "4" ergänzt), gibt es einen Punkt zusätzlich für eine korrekte Antwort, einen Abzugspunkt für eine falsche Antwort. Für entsprechend gute und korrekte Begründungen kann es Zusatzpunkte geben, die Verluste in anderen Abschnitten ausgleichen können!

0. = `imnoise(, 'salt & pepper', 0.2);`

Begründung:

1. = `medfilt2();`

Begründung:

2. = `conv(, fspecial('gaussian', [7 7], 1));`

Begründung:

3. = `conv2(, [1 2 1; 0 0 0; -1 -2 -1]);`

Begründung:

4. = `edge(, 'canny', [0.4 0.5], 1);`

Begründung:

5. = `edge(, 'canny', [0.0 0.1], 1);`

Begründung:

6. = `im2bw(, 120/255);`

Begründung:

7. = `imerode(, strel('disk', 8));`

Begründung:

8. = `imclose(, strel('disk', 8));`

Begründung:

9. = `log1p(abs(fftshift(fft2(H))));`

Begründung:

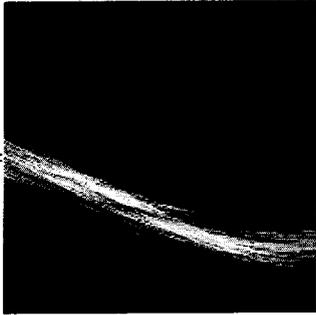
0



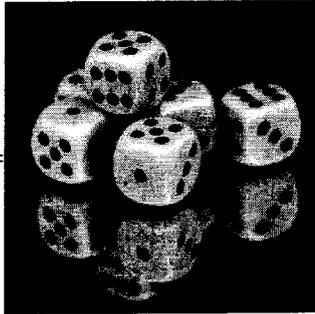
255

Grauwertbilder

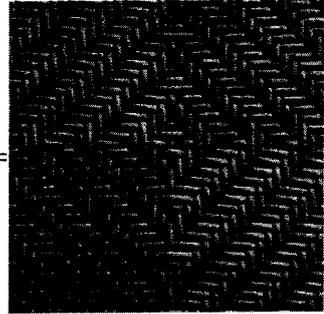
A=



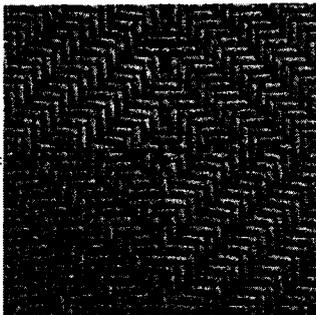
B=



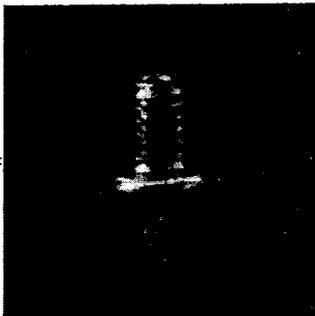
C=



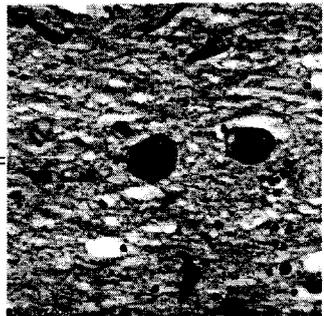
D=



E=



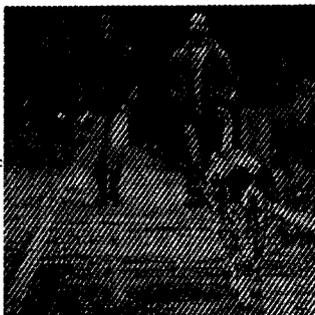
F=



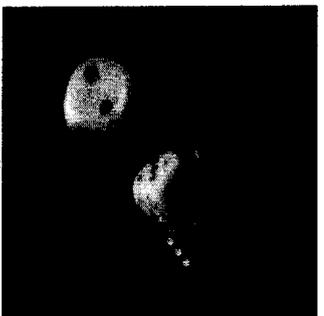
G=



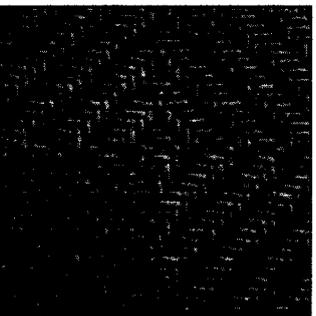
H=



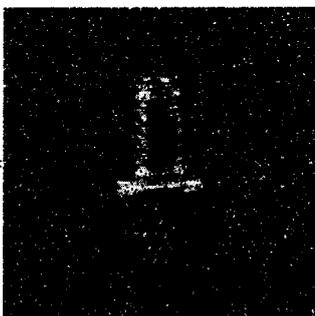
I=



J=



K=



L=



0



255

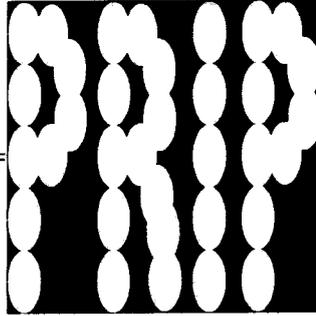
Grauwertbilder

Binärbilder

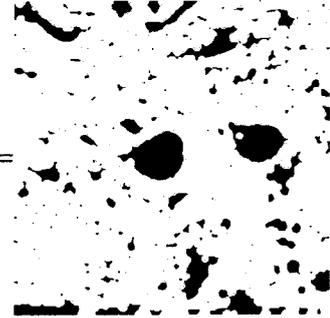
M=



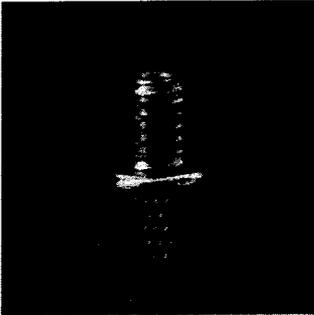
N=



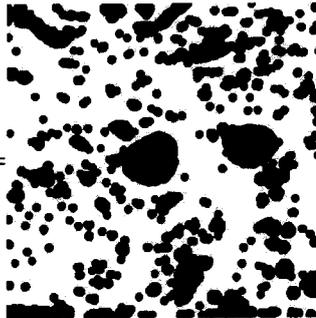
O=



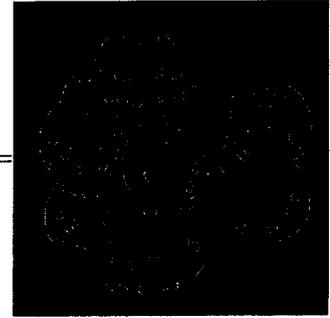
P=



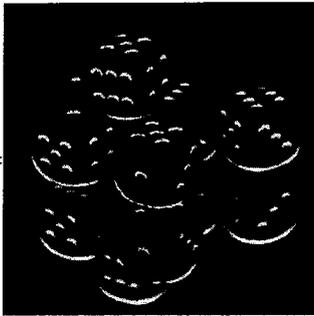
Q=



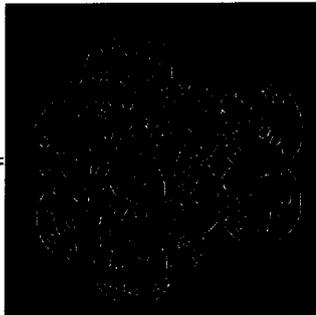
R=



S=



T=



U=



V=



W=



X=



Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 7.3.2012
Mat.Nr.	Name	Studium

Teil II: Mathematisches Nachvollziehen (20)

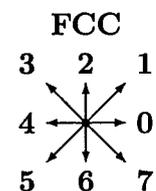
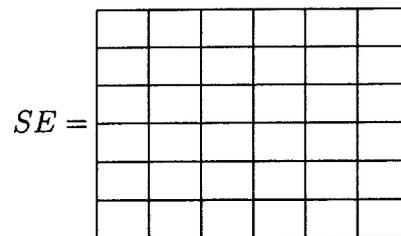
In diesem Teil sollen Sie einfache Bildverarbeitungsoperationen numerisch nachvollziehen. Bezeichne M_1, M_2, \dots, M_7 die 7 Ziffern Ihrer Matrikelnummer M .

1 Diskrete Geraden und Morphologie (5)

- Diskrete Geraden entstehen durch Abtastung und werden mit Freeman Chain Codes (FCC) beschrieben. Dieser FCC besteht aus maximal zwei verschiedenen und aufeinanderfolgenden Codes $c, d, |d - c| = 1$. Nur der Code c kann wiederholt auftreten, danach folgt eine Stufe in Richtung d : $c^n d c^n d \dots$
- Wählen Sie c, d, n in Abhängigkeit der Ziffern Ihrer Matrikelnummer M wie folgt:
 $d = \operatorname{argmax}\{M_i | i = 1, 3, 5, 7\} = \square$, $c = d - 1 = \square$, $n = \lfloor M_d/2 \rfloor = \square$ ¹. Der FCC der Geraden lautet daher: (.....)*
- Als Startpixel wird der Bildmittelpunkt (6,6) gewählt. Markieren Sie alle Pixel der Gerade $c^n d c^n d \dots$ durch \circ , wobei **zyklischer Abschluss** angenommen wird. Das heisst die Gerade wird am jeweils gegenüberliegenden Bildrand fortgesetzt bis das 3×3 Quadrat im Zentrum des Bildes wieder erreicht wird. Das Binärbild $B = \{\circ\}$ inkludiert alle Pixel der Gerade und auch die vorgegebenen 2 Störpixel.
- Mit welchem morphologischen Operator und welchem Strukturelement (SE) werden alle 1. und letzten Pixel der Läufe c^n bei zyklischem Abschluss erkannt? $B_1 = \{\bullet\} = \square$
 (B, SE) . Markiere die erkannten Stufenpixel mit \bullet .

$B =$

$y = 12$													
$y = 11$													
$y = 10$													
$y = 9$													
$y = 8$													
$y = 7$													
$y = 6$						•							
$y = 5$													
$y = 4$			○						○				
$y = 3$													
$y = 2$													
$y = 1$													
$y = 0$													
$x =$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12



¹ $\lfloor x \rfloor = k$ rundet die reelle Zahl x auf die nächstkleinere ganze Zahl k ab

2 Hough-Transformation (5)

- Ein Parameter bestimmt den Hough-Akkumulator: $a = \max\{3, M_i | i = 3, \dots, 7\} = \square$.
- Im Hough-Akkumulator werden die drei Winkel $\theta \in \{0^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ und pro Winkel drei Abstände $r = r_1, r_2, r_3$ und die 4 Intervalle dazwischen gezählt:

	$r < r_1$	r_1	$r_1 < r < r_2$	r_2	$r_2 < r < r_3$	r_3	$r_3 < r$
$\theta = 0^\circ$ $H(0^\circ, r) =$	0	$r_1 = 1$ a	3	$r_2 = 4$ $a + 1$	2	$r_3 = a + 3$ a	0
$\theta = 90^\circ$ $H(90^\circ, r) =$	0	$r_1 = 1$ a	3	$r_2 = 4$ $a + 1$	3	$r_3 = a + 3$ 2	0
$\theta = 135^\circ$ $H(135^\circ, r) =$	0	$r_1 = \frac{1-a}{\sqrt{2}}$ 4	3	$r_2 = 0$ 5	2	$r_3 = \frac{a-1}{\sqrt{2}}$ 4	0

- Die Hesse'sche Normalform $r = \square$ lässt sich für die drei Winkel² in ganzzahligen Koordinaten ausdrücken, wenn die Terme mit x und y auf die linke Seite gebracht werden:

θ	$f(x, y) =$	$g(r_1(\theta))$	$g(r_2(\theta))$	$g(r_3(\theta))$
0°	=			
90°	=			
135°	=			

- Jedes Element $H(\theta, r)$ entspricht der Anzahl von Pixel auf der durch θ und r bestimmten Geraden, kann also als 'Projektion' entlang der Gerade gedeutet werden. Ihre Aufgabe ist die Umkehr dieser Projektion (auch diskrete Tomographie genannt), wobei als Ergebnis das Binärbild gesucht ist, dessen Houghtransformation oben spezifiziert ist. Tipp: Ist $H(\theta, r) = 0$ so sind alle Pixel dieser Gerade 0. Gibt es genau n Elemente einer Geraden, die nicht Null sind und $H(\theta, r) = n$, dann sind alle fehlenden Pixel dieser Gerade 1.

$y = 12$													
$y = 11$													
$y = 10$													
$y = 9$													
$y = 8$													
$y = 7$													
$y = 6$													
$y = 5$													
$y = 4$													
$y = 3$													
$y = 2$													
$y = 1$													
$y = 0$													
$x =$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

² $\sin 135^\circ = 1/\sqrt{2}$

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 7.3.2012
Mat.Nr.	Name	Studium

3 $3 \times 1/3$ Medianpyramide (5 P)

Für jeden linearen Filter als Reduktionsfunktion einer regelmässigen Pyramide gibt es die äquivalente Gewichtsfunktion, die jeden Wert über der Basis direkt aus dem rezeptiven Feld in der Basis berechnet. Wird der Median zur Reduktion verwendet, so kann auf höherer Ebene ein anderer Wert als der Median des rezeptiven Feldes stehen. Dieses Beispiel untersucht die Abweichungen, die dabei auftreten können.

- Sortieren Sie die Ziffern Ihrer Matrikelnummer aufsteigend:

Rang	1	2	3	4	5	6	7
Ziffern							

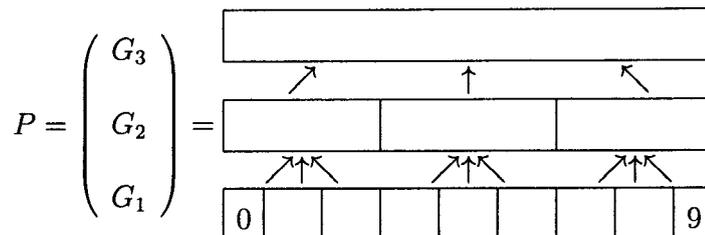
Sie haben folgenden Median $\mu = \square$.

- Bauen Sie eine $3 \times 1/3$ Medianpyramide P auf, deren Spitze G_3 NICHT dem Median Ihrer Matrikelnummer $G_3 \neq \mu$ entspricht!
- Verteile die Ziffern der Matrikelnummer auf die leeren Felder der Basis der folgenden Pyramide, so dass nach Füllen der restlichen Felder der Ebenen G_2, G_3 die Bedingung 2. erfüllt ist.
- Welche Ziffern können in der Spitze G_3 auftreten, wenn Sie die Ziffern in der Basis anders verteilen?

.....

- Unter welcher Bedingung für die Ziffern ist $G_3 = \mu$, egal wie Sie die Ziffern in der Basis verteilen?

.....



Begründen Sie Ihre Wahl:

.....

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 7.3.2012
Mat.Nr.	Name	Studium

Notizen

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 7.3.2012
Mat.Nr.	Name	Studium

Teil III: Selektion von Literatur (16)

In Abschnitt 6 finden Sie 10 Titel wissenschaftlicher Publikationen. In Abschnitt 5 finden Sie 20 Literaturauschnitte (A-T) von denen Sie **12 diesen Titeln zuordnen müssen**. Einem Titel können somit mehrere Ausschnitte zugeordnet sein. Leider sind die Reihenfolge und die Zuordnungen, sowie einige Worte (markiert durch . . .) der entsprechenden Beiträge verloren gegangen.

Je nach Wert der VORLETZTEN Ziffer M_6 Ihrer Matrikelnummer **streichen Sie 8 Literaturauschnitte in folgender Tabelle weg**:

M_6	Zu streichende Literaturauschnitte
0,1,2,3	A - H
4,5,6	G - N
7,8,9	M - T

Stellen Sie für die übrigen **12 Ausschnitte** die inhaltlichen Zuordnungen wieder her, indem Sie sie zu dem dazugehörenden Titel eintragen. Für eine korrekte Korrespondenz erhalten Sie 2 Punkte, für falsche und für fehlende Ausschnitte wird je 1 Punkt abgezogen. Maximal werden 16 Punkte gewertet.

5 Abstracts und Literatúrausschnitte

- A Image matching is a fundamental aspect of many problems in computer vision, including object or scene recognition, solving for 3D structure from multiple images, stereo correspondence, and motion tracking. This paper describes image features that have many properties that make them suitable for matching differing images of an object or scene. The features are invariant to image scaling and rotation, and partially invariant to change in illumination and 3D camera viewpoint. They are well localized in both the spatial and frequency domains, reducing the probability of disruption by occlusion, clutter, or noise. Large numbers of features can be extracted from typical images with efficient algorithms. In addition, the features are highly distinctive, which allows a single feature to be correctly matched with high probability against a large database of features, providing a basis for object and scene recognition.
- B Dual contraction of an edge e ... consists of contracting e and removing the corresponding dual edge e from the dual graph. ... This preserves duality and the dual graph needs not be constructed from the contracted primal graph G at the next level. Since the contraction of an edge may yield multi-edges and self-loops there is a second phase of step 3 which removes all redundant multi-edges and self-loops). Note that not all such edges can be removed without destroying the topology of the graph: if the cycle formed by the multi-edge or the self-loop surrounds another part of the data its removal would corrupt the connectivity!
- C This paper presented a novel framework to find semantically meaningful frequent patterns from unstructured images. Compared to previous visual pattern mining approaches that translate an image into a transactional database based on some heuristic rules (such as spatial proximity), we regard spatial coherence as the major criterion to link different visual clusters or primitives to form meaningful patterns.
- D The graph matching algorithm outputs a number of parameters that can be used to determine the "goodness" of the match. These include: the number of nodes matched (or the percentage of nodes matched from the target and from the key), the sizes of the clusters of nodes matched, and a detailed specification of which nodes were matched to which other nodes. A goodness measure is given for each node that is matched as well stating how accurate the match was.
- E However modelling background pixels using this model results into a low-level process at pixel level. Some of its main drawbacks are: a subtracted (moving object) region may contain holes; it can not solve partial occlusion problems, and it requires updates in cases of shadows or sudden changes in the scene. We present a multi-layered mixture of Gaussians model named PixelMap. We combine the mixture of Gaussians model with concepts defined by region level and frame level considerations.

- F Fundamental to maximum likelihood learning is a tractable, yet stable and sufficiently accurate estimate of the partition function in (8). The number of terms in $Z(I)$ is $—L(I)—(2)$, and is exponential both in the number of figure-ground segments and in the number of labels. As reviewed in sec. 3, we approximate the tilings distribution of an image by a number of configurations bounded above by the number of figure-ground segments. This replaces one exponential set of terms in the partition function in (3) (the sum over tilings) with a set of size at most $—S(I)—$.
- G We want to apply ... in a color-based context. Color distributions are used as target models as they achieve robustness against non-rigidity, rotation and partial occlusion. Suppose that the distributions are discretized into m -bins. The histograms are produced with the function $h(x_i)$ that assigns the color at location x_i to the corresponding bin. ... In our experiments, the histograms are typically calculated in the RGB space using $8 \times 8 \times 8$ bins. To make the algorithm less sensitive to lighting conditions, the HSV color space could be used instead with less sensitivity to V (e.g. $8 \times 8 \times 4$ bins).
- H Multimodality and arbitrarily shaped clusters are the defining properties of a real feature space. The quality of the ... procedure to move toward the mode (peak) of the hill on which it was initiated makes it the ideal computational module to analyze such spaces. To detect all the significant modes, the basic algorithm given in Section 2.3 should be run multiple times (evolving in principle in parallel) with initializations that cover the entire feature space
- I The region level process comes last. The foreground mask at this stage may contain Salt and Pepper noise or small holes. We designed an extra postprocessing step. Most approaches use opening and closing to remove such noise and fill in small gaps. But this method cannot fill in large holes. We use a different method by applying a 5×5 window. By running this window on our foreground mask, we can remove noise, shrink and fill small or large holes. Each pixel P in the foreground mask is the center point in the 5×5 window, so there are 8 points surrounding P forming a 3×3 window, and another 16 points surrounding this 3×3 window. For each foreground pixel, we will check if there are less than half the number of foreground points surrounding it, and these points are not connected, then this central foreground pixel is an isolated noise pixel and will be removed from foreground mask; if there are more than half the number of foreground points surrounding it, and these points are connected, then this central point is confirmed to be a foreground pixel, we need to fill in gaps between this point and surrounding connected foreground point within the current window.
- J Object tracking is required by many vision applications such as human-computer interfaces [2], video communication/compression [22] or surveillance [3,9,27]. ... Color histograms in particular have many advantages for tracking non-rigid objects as they are robust to partial occlusion, are rotation and scale invariant and are calculated efficiently. A target is tracked with a ... by comparing its histogram with the histograms of the sample positions using the Bhattacharyya distance.

- K ... describes the contents of an image at multiple levels of resolution. The base level is a high resolution input image. Successive levels reduce the size of the data by a constant reduction factor > 1.0 while local reduction windows relate one cell at the reduced level with a set of cells in the level directly below. Thus local independent (and parallel) processes propagate information up and down The contents of a lower resolution cell is computed by means of a reduction function the input of which are the descriptions of the cells in the reduction window. Sometimes the description of the lower resolution needs to be extrapolated to the higher resolution. This function is called the refinement or expansion function.
- L This work presents an efficient ... binarization algorithm with low computational complexity and high performance. Integrating the advantages of global and local methods allows the proposed algorithm to divide the ... into several regions. A threshold surface is then constructed based on the diversity and the intensity of each region to derive the binary image. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method in providing a promising binarization outcome and low computational cost.
- M This algorithm thins the volumes to a desired threshold based upon a parameter given by the user. A family of different point sets results, each one thinner than its parent. This point set, termed skeletal voxels is unconnected, and must be connected to form an appropriate stick-figure representation.
- N Initially, the character region and the background region in the image are separated automatically. Then, according to the height of each region, the image is divided into several ... with various sizes. Finally, a threshold surface is constructed based on each ... to obtain the binary image. Experimental results demonstrate that the proposed method has a low computational complexity and achieves promising results.
- O The ability of the ... procedure to be attracted by the modes (local maxima) of an underlying density function, can be exploited in an optimization framework. The distance was defined at every pixel in the region of interest of the new frame and the ... procedure was used to find the mode of this measure nearest to the previous location of the target.
- P Rectangle features are somewhat primitive when compared with alternatives such as steerable filters [5, 7]. Steerable filters, and their relatives, are excellent for the detailed analysis of boundaries, image compression, and texture analysis. In contrast rectangle features, while sensitive to the presence of edges, bars, and other simple image structure, are quite coarse. Unlike steerable filters the only orientations available are vertical, horizontal, and diagonal. The set of rectangle features do however provide a rich image representation which supports effective learning. In conjunction with the integral image, the efficiency of the rectangle feature set provides ample compensation for their limited flexibility.
- Q An important aspect of this approach is that it generates large numbers of features that densely cover the image over the full range of scales and locations. A typical image of size 500×500 pixels will give rise to about 2000 stable features (although this number depends on both image content and choices for various parameters). The quantity of features is particularly important for object recognition, where the ability to detect small objects in cluttered backgrounds requires that at least 3 features be correctly matched from each object for reliable identification.

- R ... are fundamental to understanding both natural and man-made objects from languages to buildings. They are manifested as repeated structures or patterns and are often captured in images. Finding repeated patterns in images, therefore, has important applications in scene understanding, 3D reconstruction, and image retrieval as well as image compression.
- S In practice a very simple framework is used to produce an effective classifier which is highly efficient. Each stage in the ... reduces the false positive rate and decreases the detection rate. A target is selected for the minimum reduction in false positives and the maximum decrease in detection. Each stage is trained by adding features until the target detection and false positives rates are met (these rates are determined by testing the detector on a validation set). Stages are added until the overall target for false positive and detection rate is met.
- T The process can be interpreted as first sampling maximal cliques from a graph connecting all segments that do not spatially overlap, followed by sampling labels for those segments, conditioned on the choice of their particular tiling. We propose a joint learning procedure based on Maximum Likelihood where the partition function over tilings and labelings is increasingly more accurately approximated during training, by including incorrect configurations that the model rates probable. This ensures that mistakes are not carried on un-corrected in future training iterations, and produces stable and accurate learning schedules.

6 Welche Ausschnitte gehören zu folgenden Titeln?

- 0 Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 1 Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 2 Grouping and Segmentation in a Hierarchy of Graphs
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 3 Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 4 Unsupervised Learning of High-order Structural Semantics from Images
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 5 Adaptive Thresholding Algorithm: Efficient Computation Technique base on Intelligent Block Detection for Degraded Documents
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 6 Probabilistic Joint Image Segmentation and Labeling
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 7 Robust Background Subtraction and Maintenance
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 8 Skeleton Based Shape Matching and Retrieval
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):
- 9 An Adaptive Color-based Particle Filter
 - Ausschnitt(e):
 - Begründung(en):