

I (14):

II (20):

III (16):

# Schriftliche Prüfung aus Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung WS 2010/2011

Walter G. Kropatsch, Nicole M. Artner

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

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 6.12.2011
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 folgende 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.

### 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).

### Matlab Referenz

#### Notationen

$$\text{Matrix } A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \quad A = [a \ b; \ c \ d]; \text{ Spaltenvektor } x = \begin{pmatrix} y \\ z \end{pmatrix} \quad x = [y; z]$$

$$\text{Zeilenvektor } e = \begin{pmatrix} f & g \end{pmatrix} \quad e = [f \ g]$$

**Command Reference****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.

**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:

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

**J=imhist(I)**

displays histogram of image data I.

**IM2 = imdilate(IM, SE)**

dilates the grayscale, binary, or packed binary image IM, returning the dilated image, IM2. The argument SE is a 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.

**J = imnoise(I, 'gaussian', m, v)**

adds Gaussian white noise of mean m and variance v to the image I.

**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

Mat.Nr.

Name

Datum: 6.12.2011

Studium

3

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 letzten 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 und einen Abzugspunkt für eine falsche Antwort. Für entsprechend gute und korrekte Begründungen kann es Zusatzpunkte geben, die Verluste in anderen Abschnitten ausgleichen können!

0.  = conv2(T, fspecial('gaussian', [20 20], 10));

Begründung: .....

1.  = medfilt2(T);

Begründung: .....

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

Begründung: .....

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

Begründung: .....

4.  = edge(  , 'canny', [0.2 0.5], 1);

Begründung: .....

5.  = im2bw(  , 130/255);

Begründung: .....

6.  = imhist(W);

Begründung: .....

7.  = imdilate(  , strel('disk', 15));

Begründung: .....

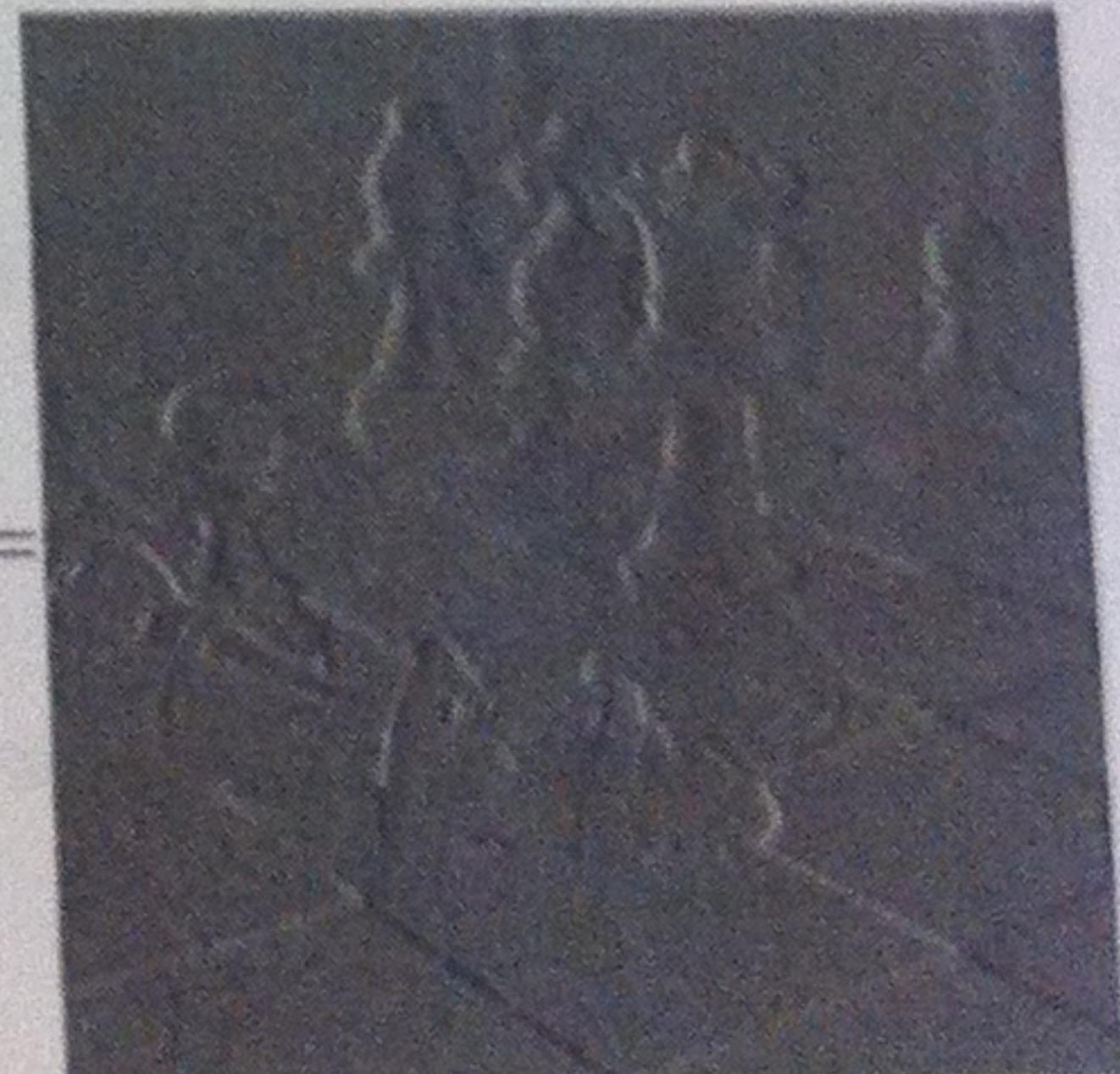
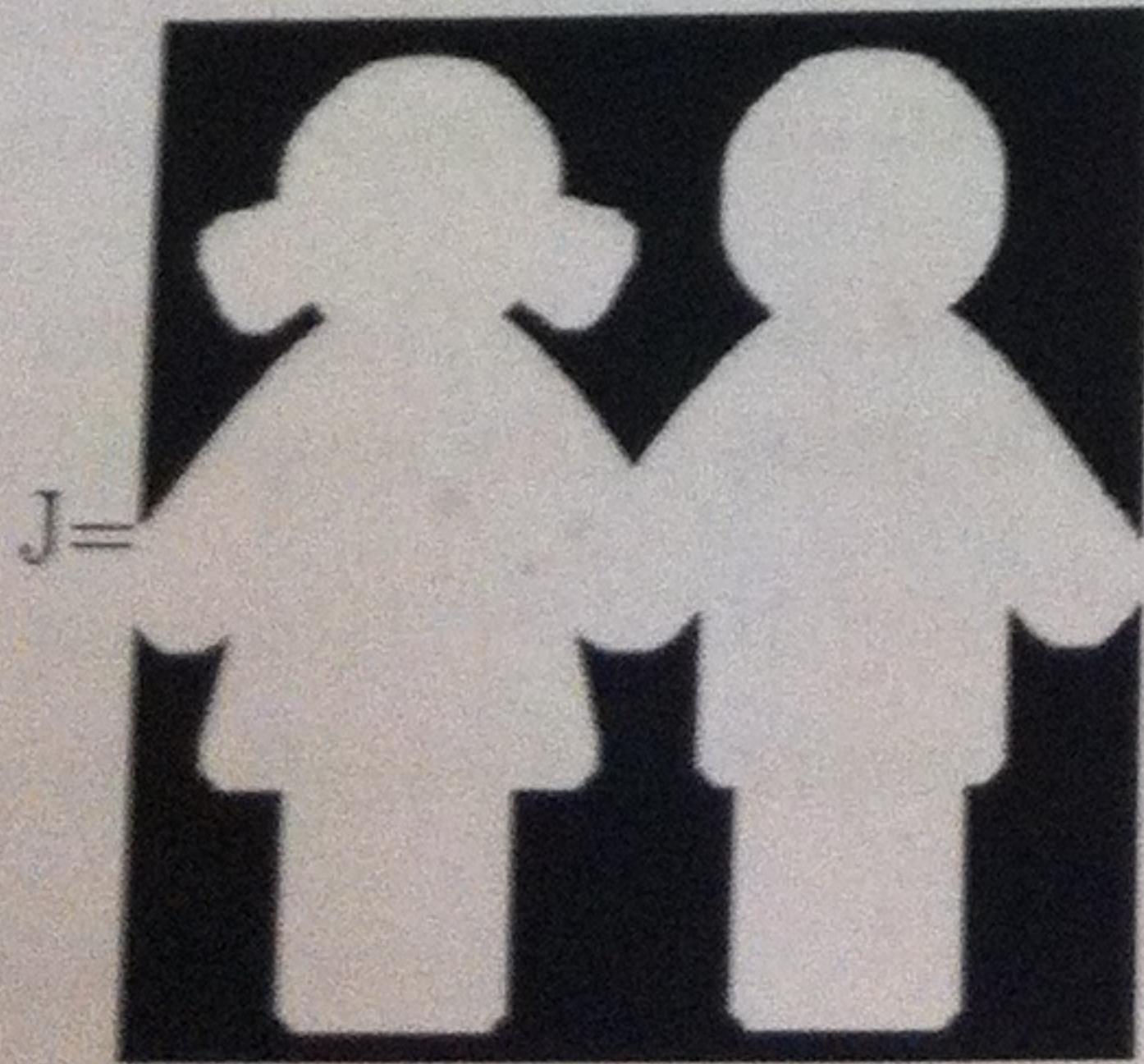
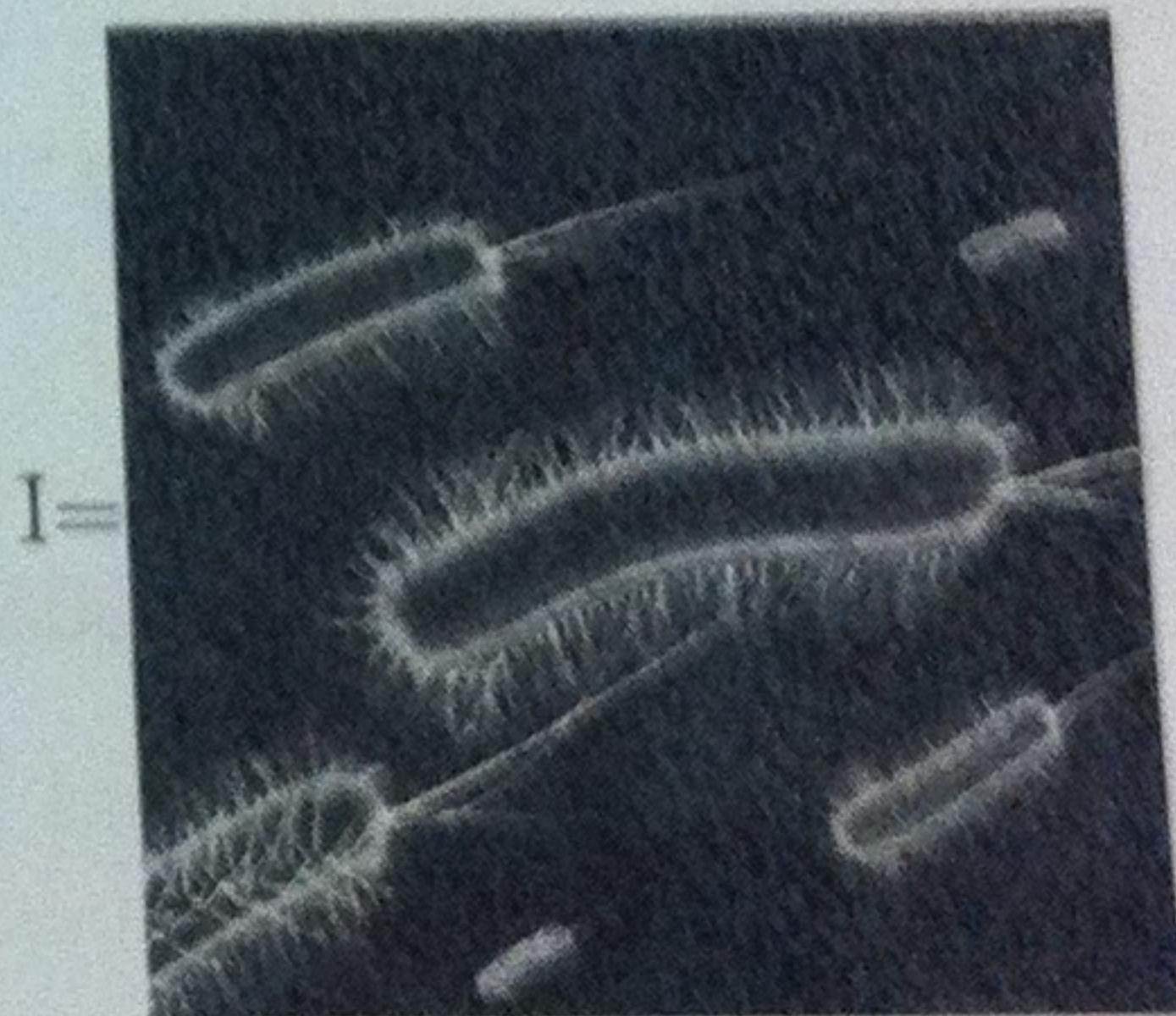
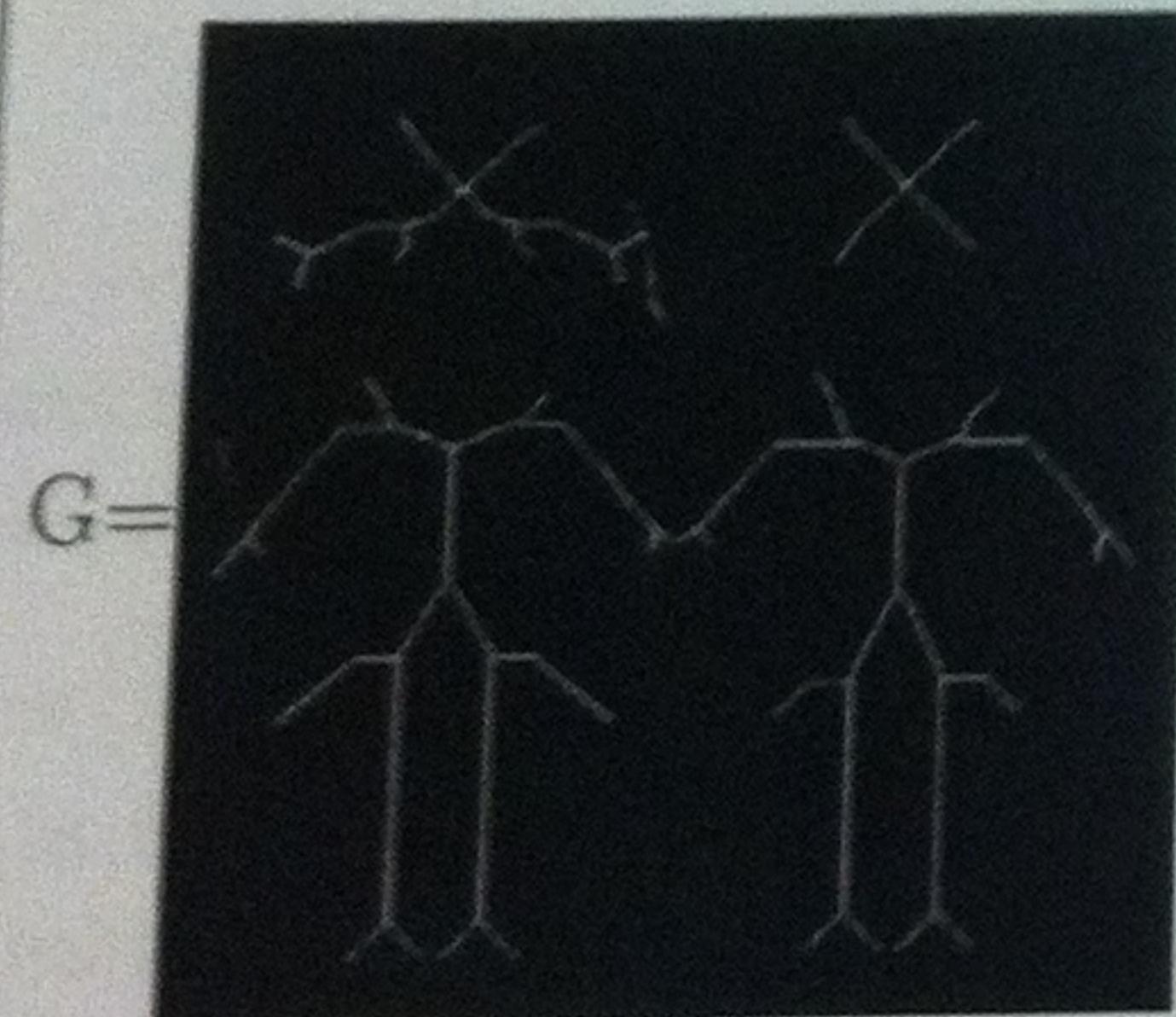
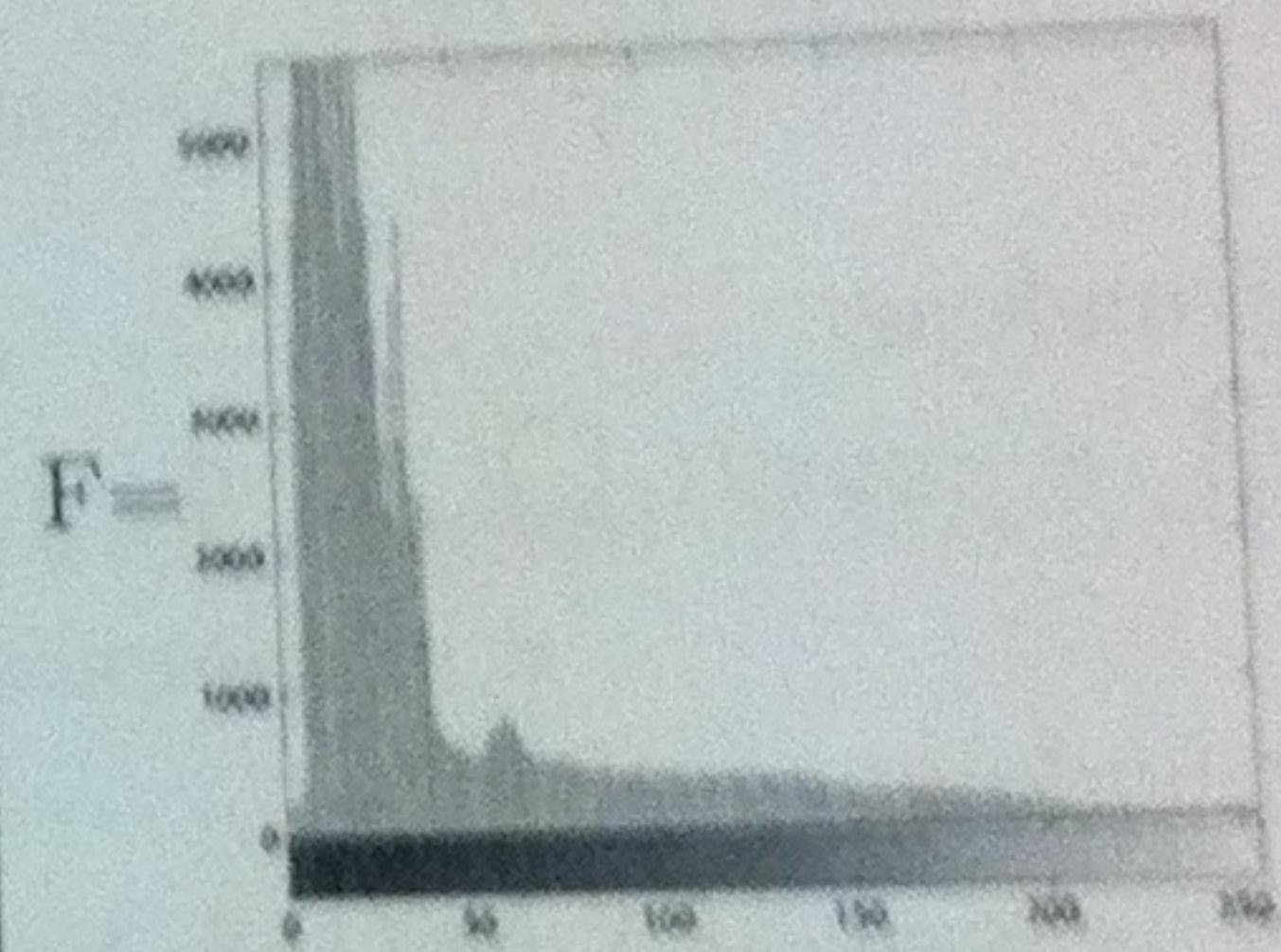
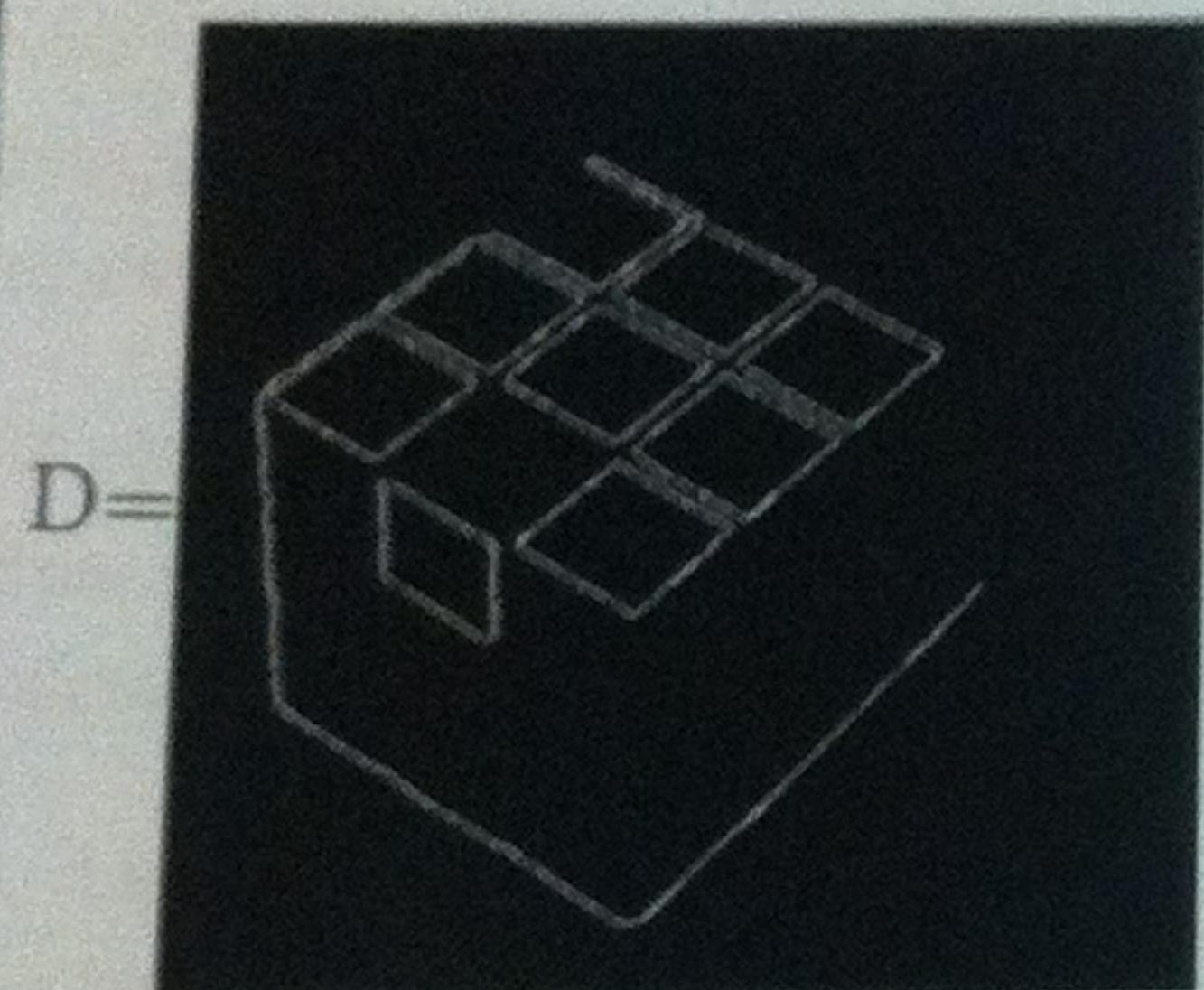
8.  =imerode(  , strel('disk', 15));

Begründung: .....

9.  = log1p(abs(fftshift(fft2(Q))));

Begründung: .....

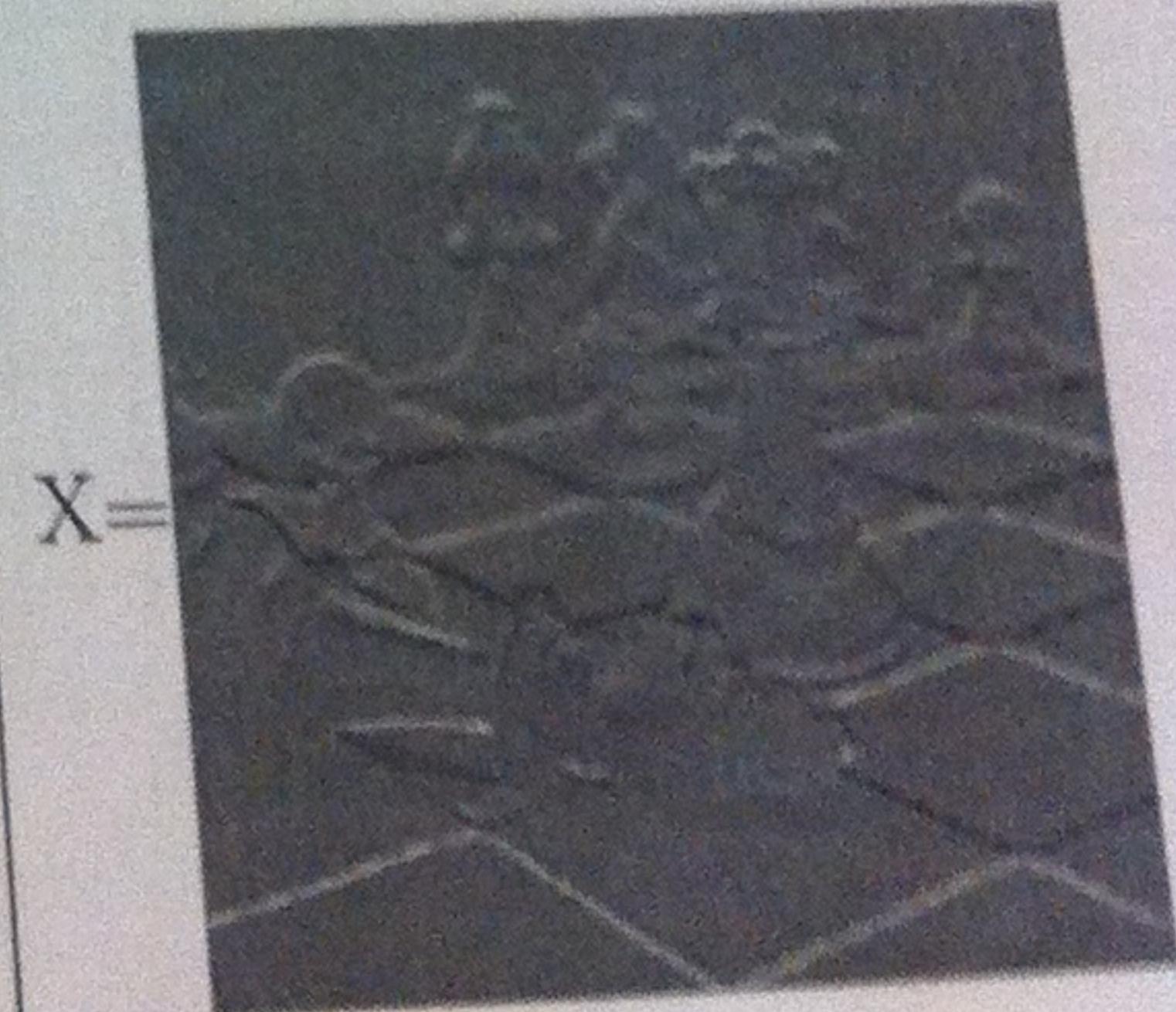
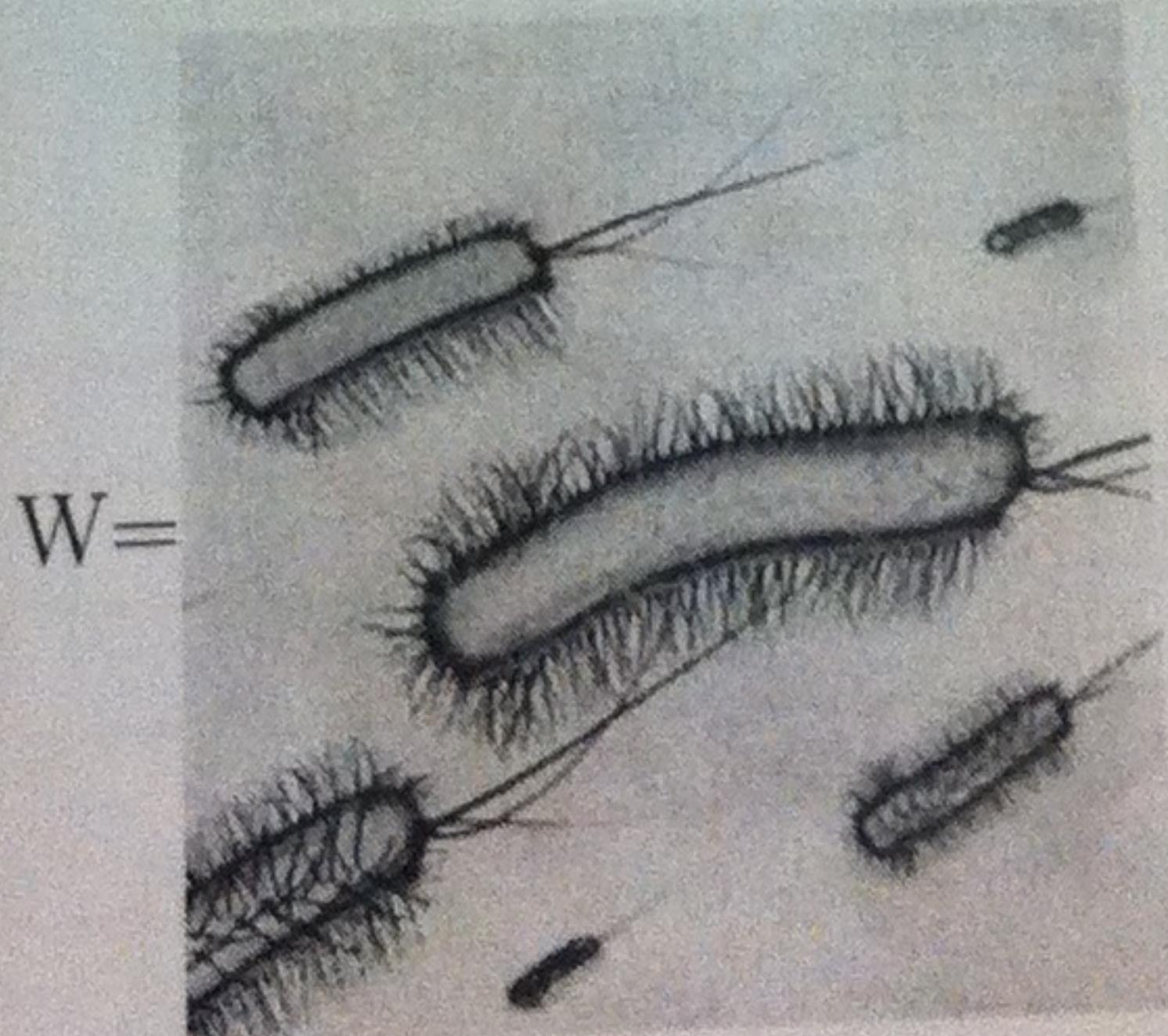
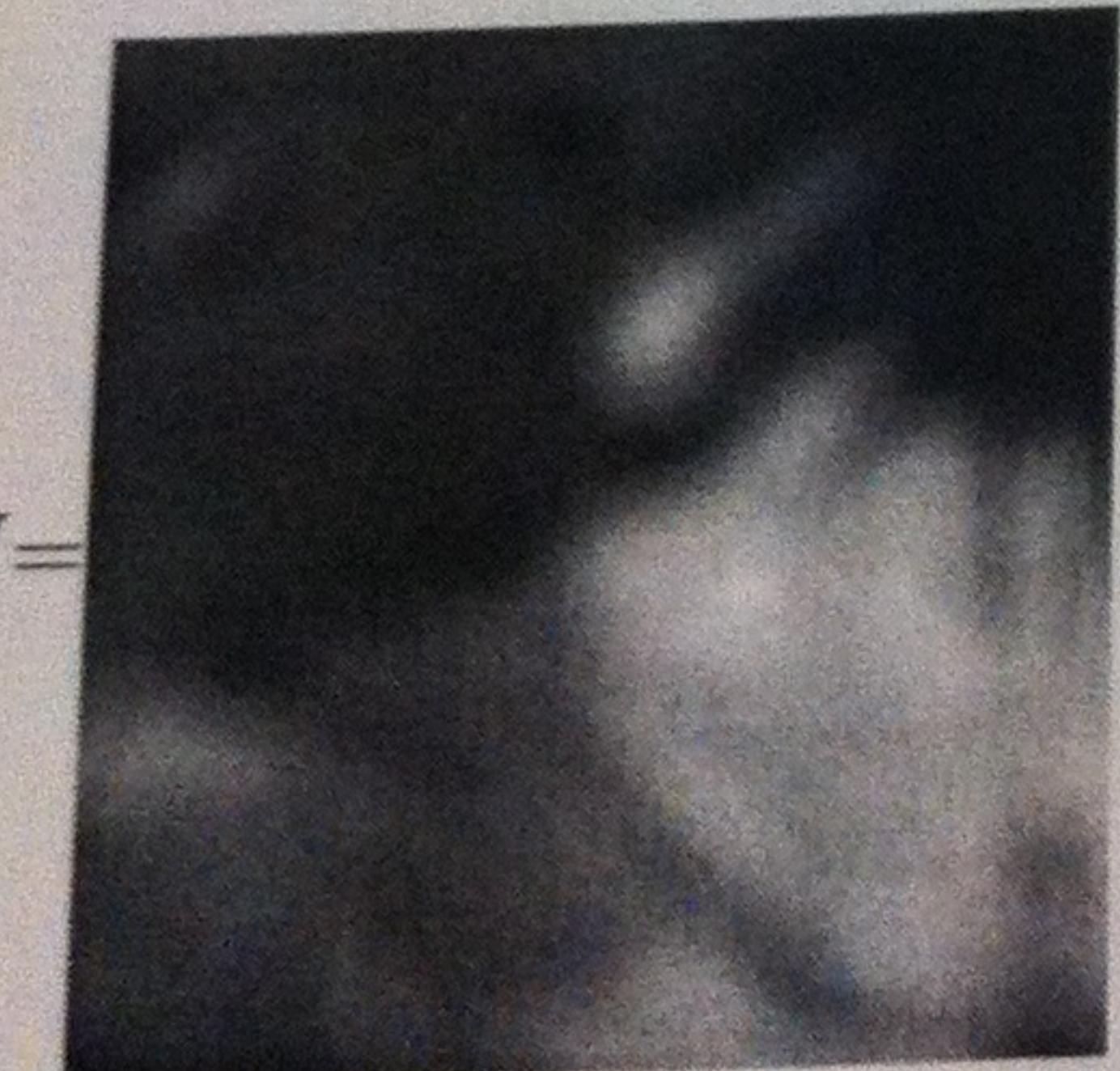
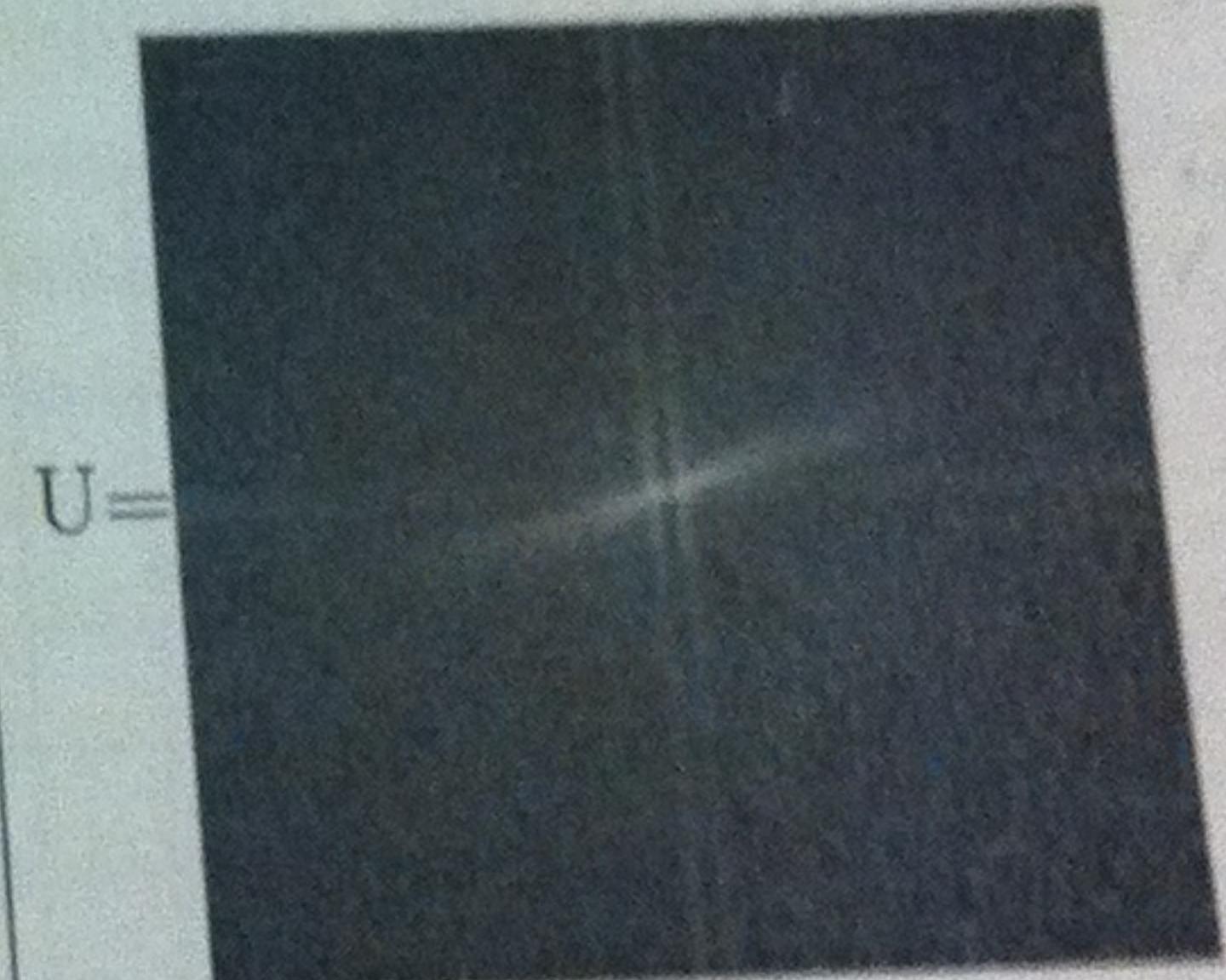
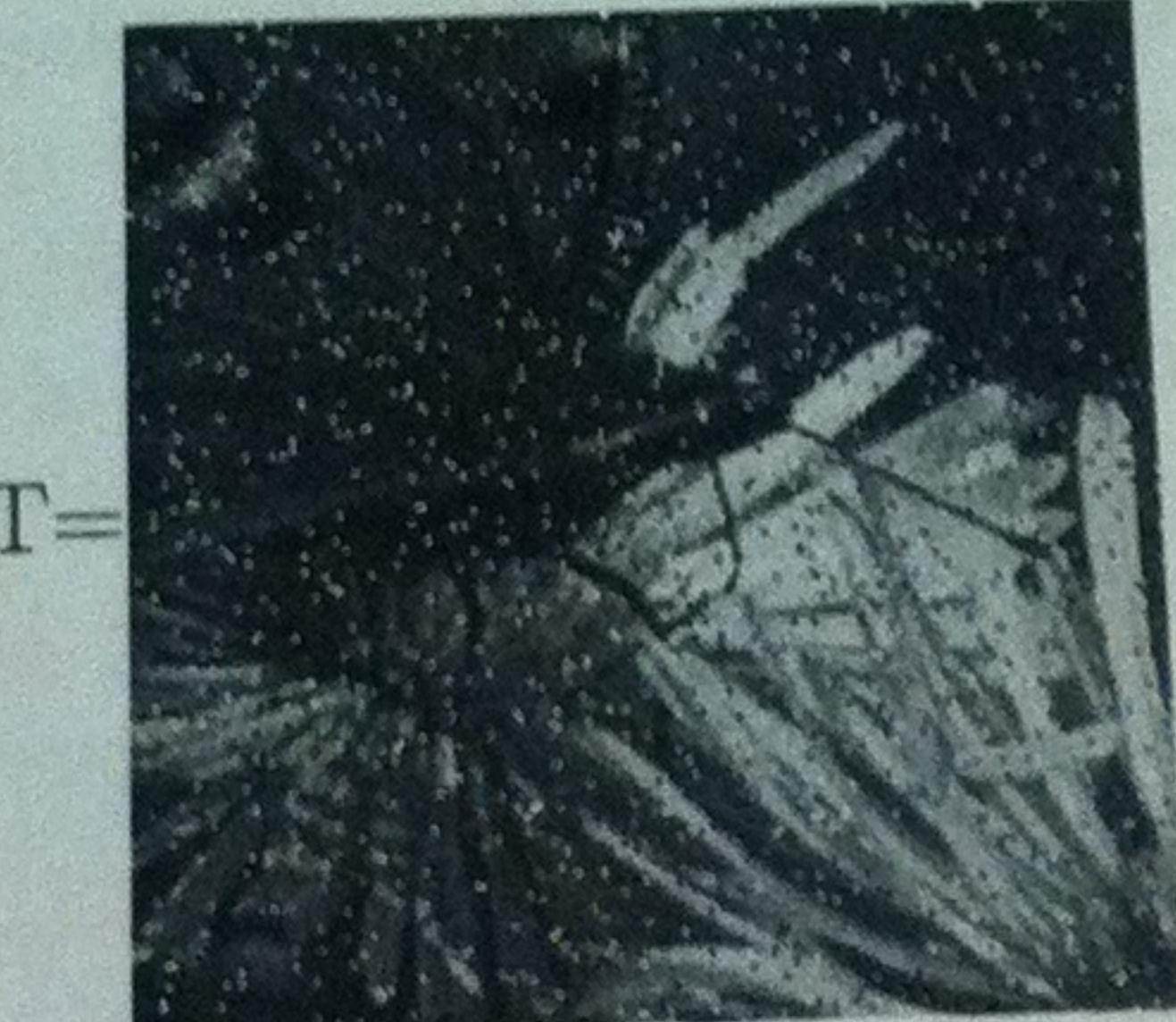
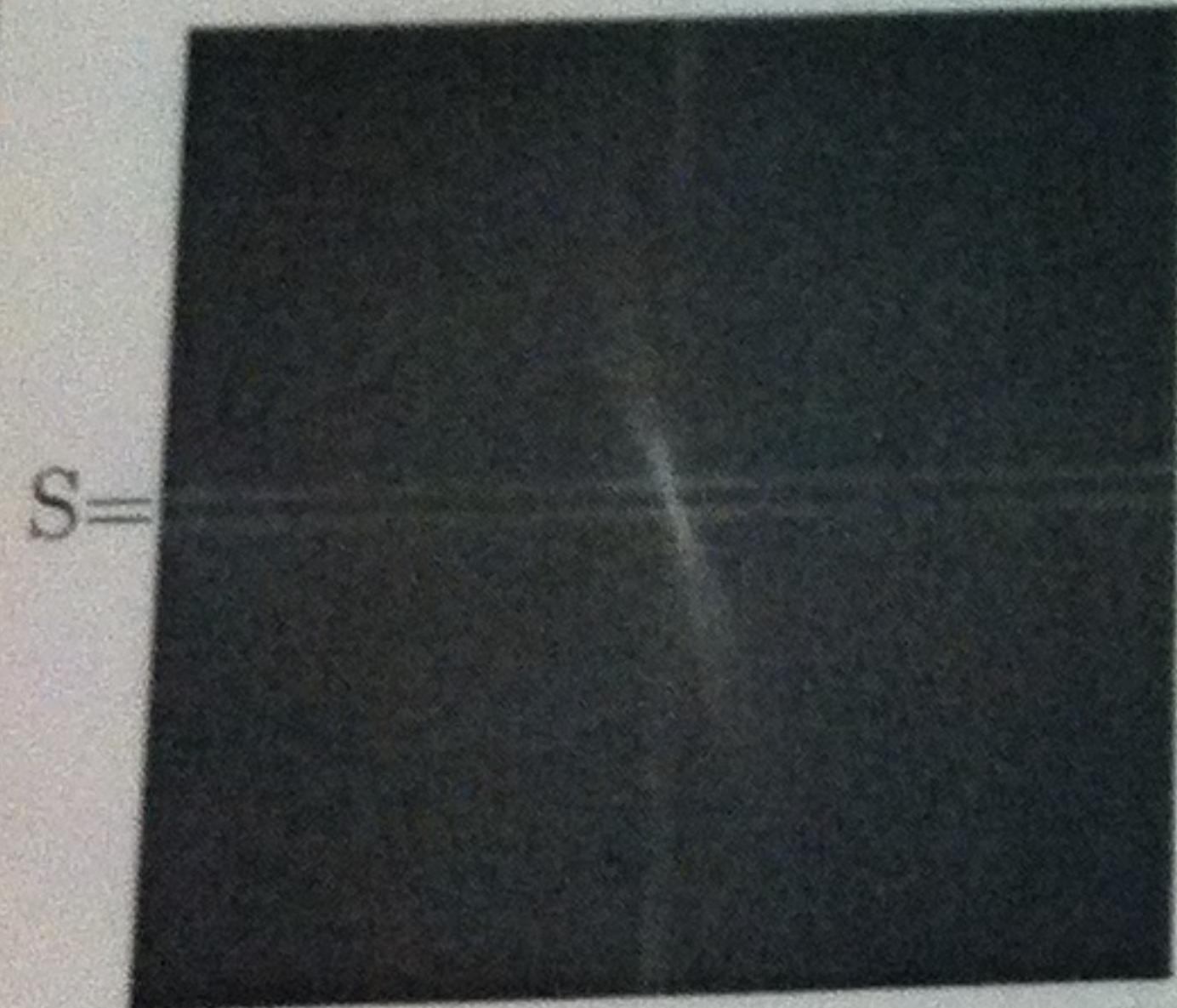
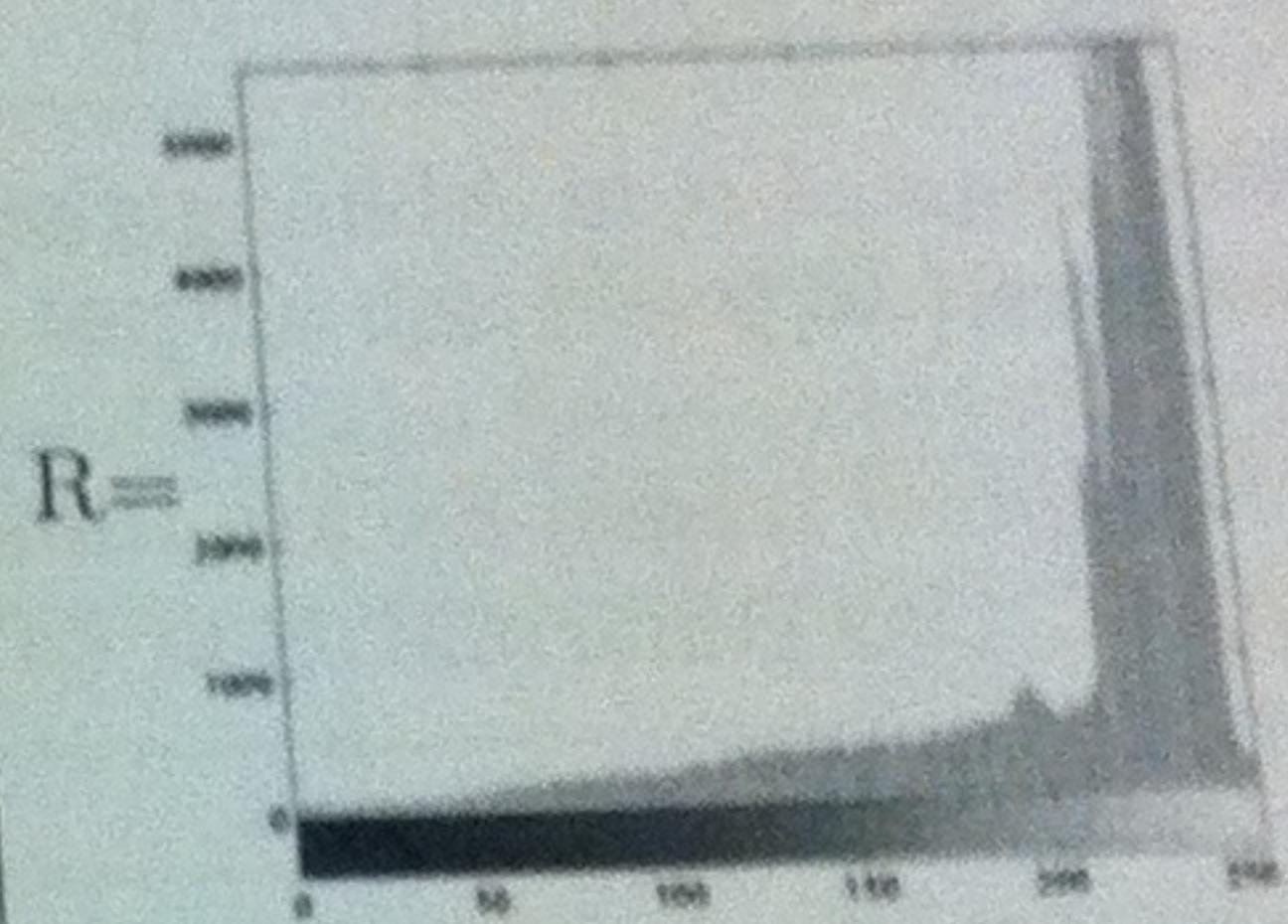
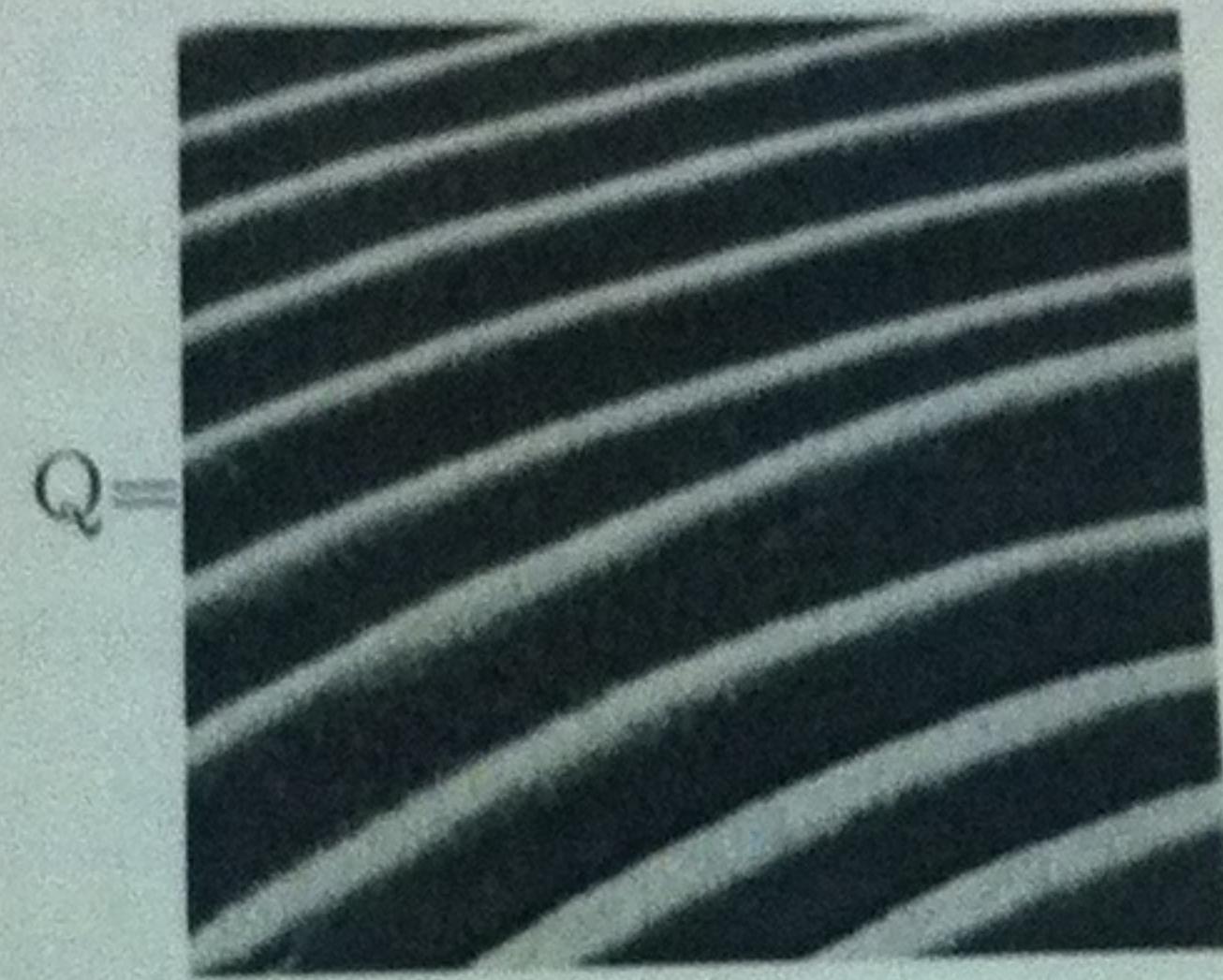
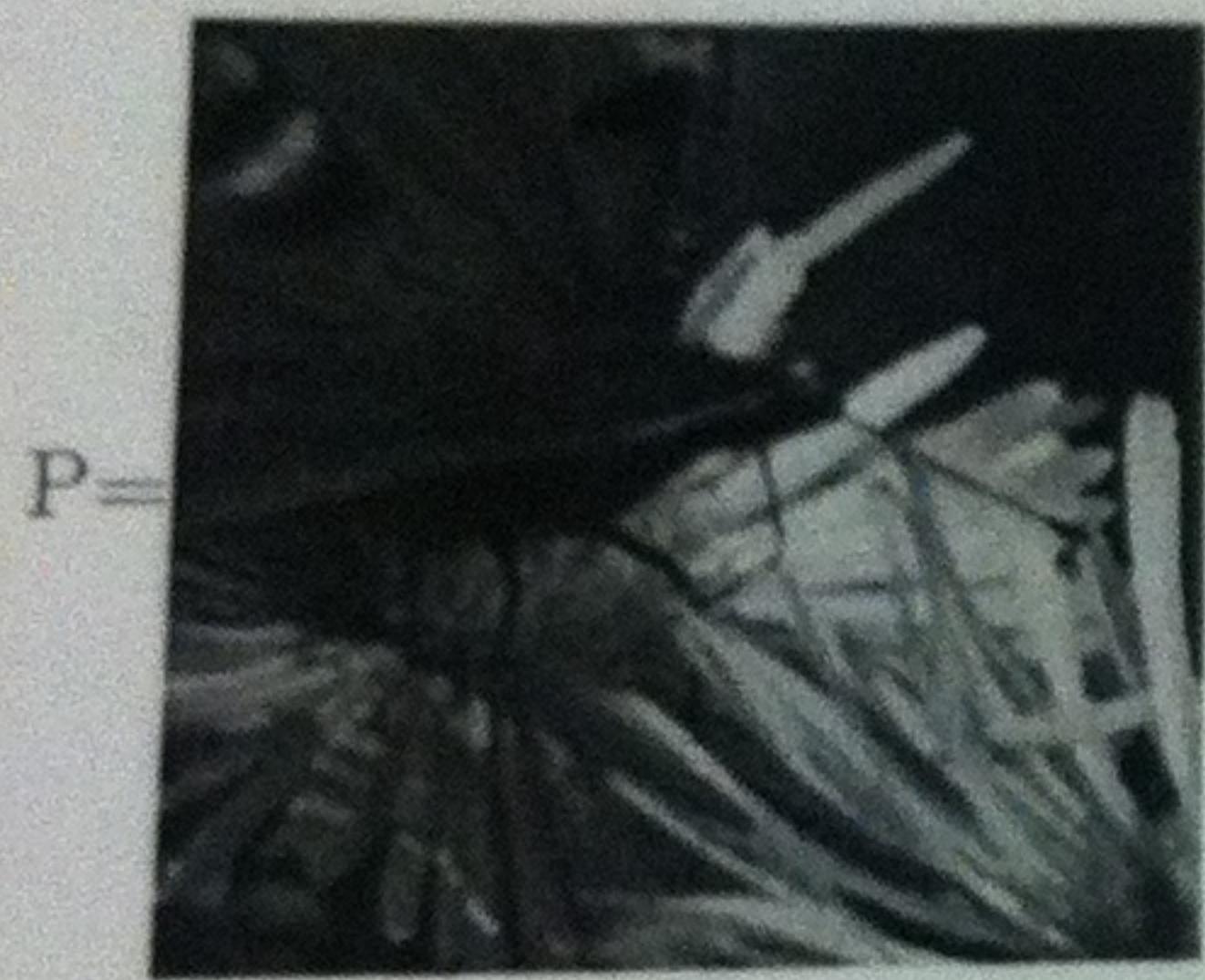
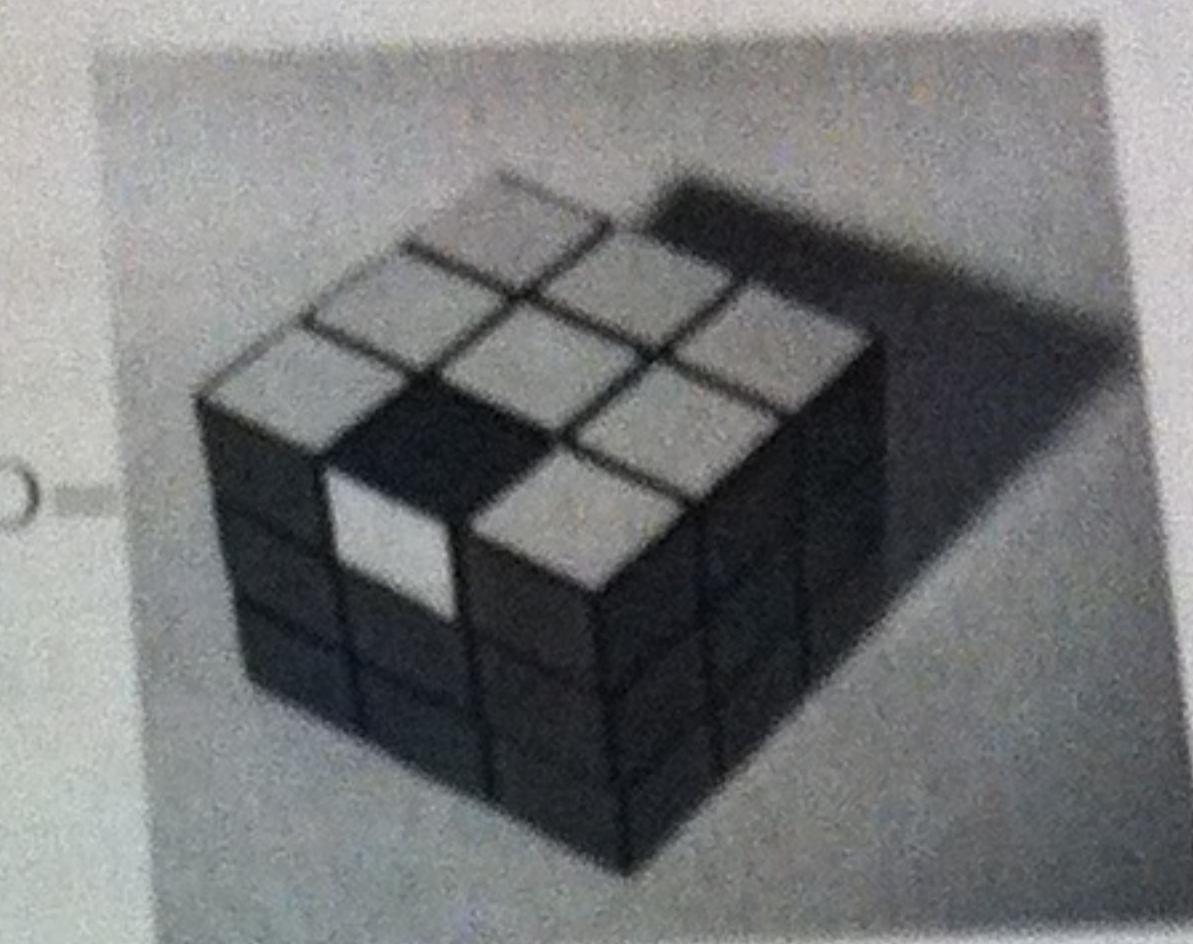
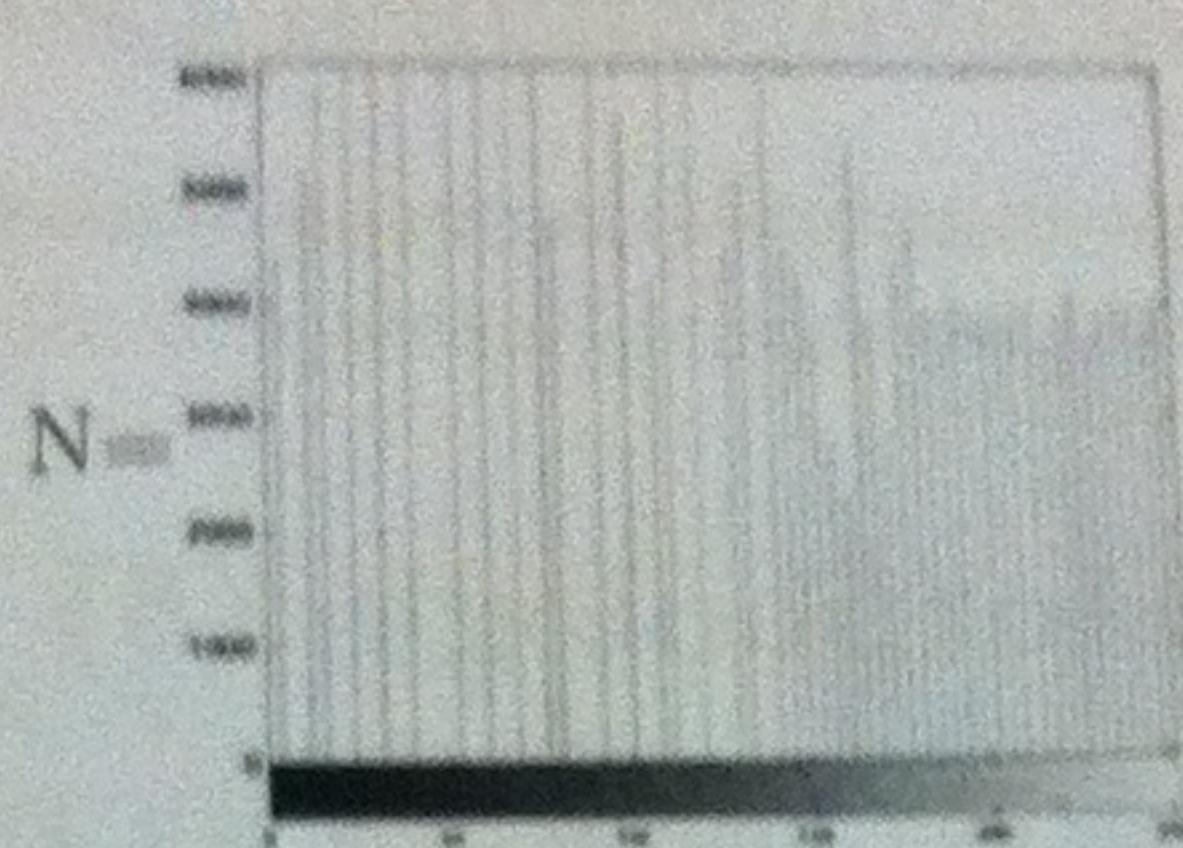
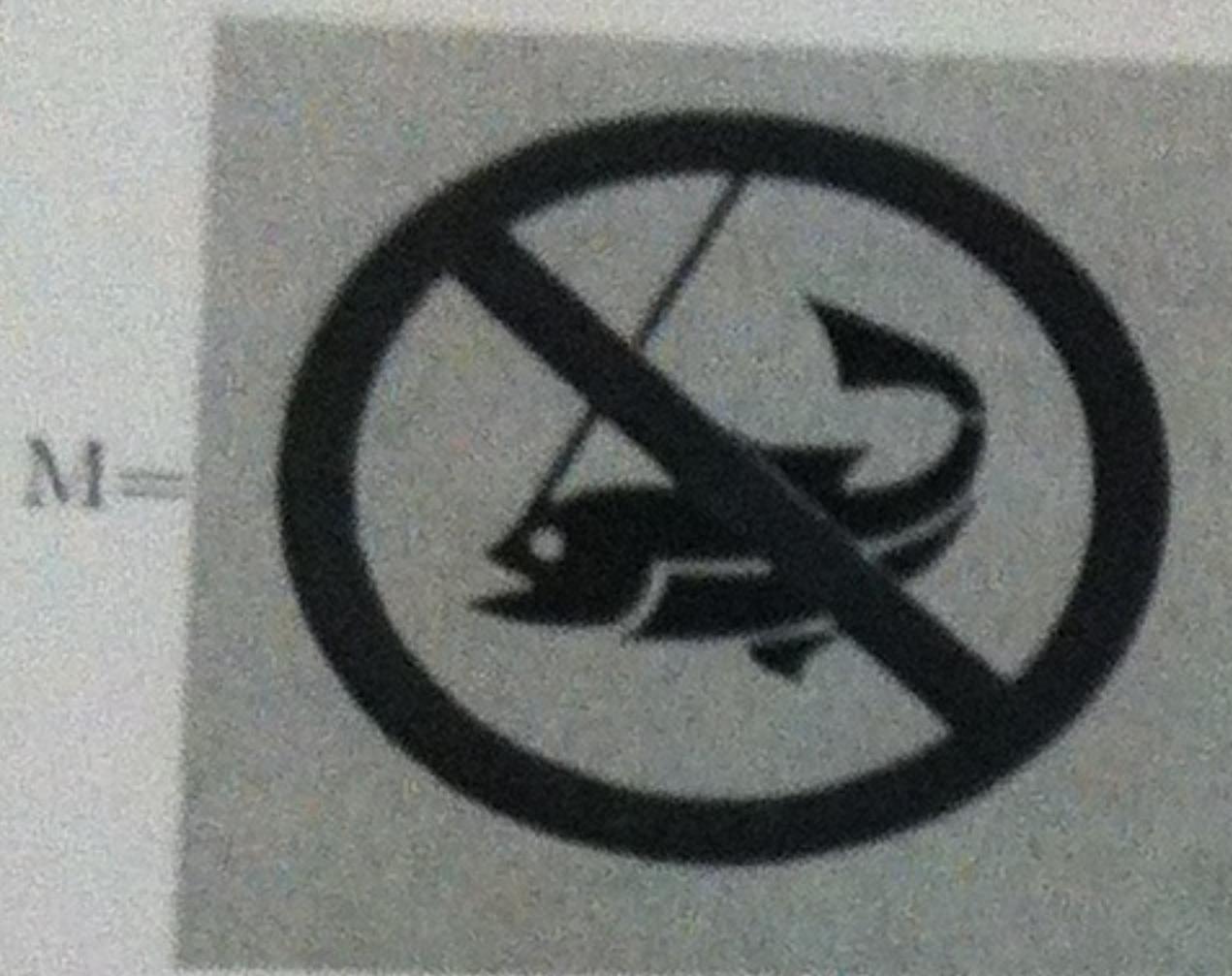
## Binärbilder



## Grauwertbilder

0

255



# I DISKRETE GERADEN UND MORPHOLOGIE (5)

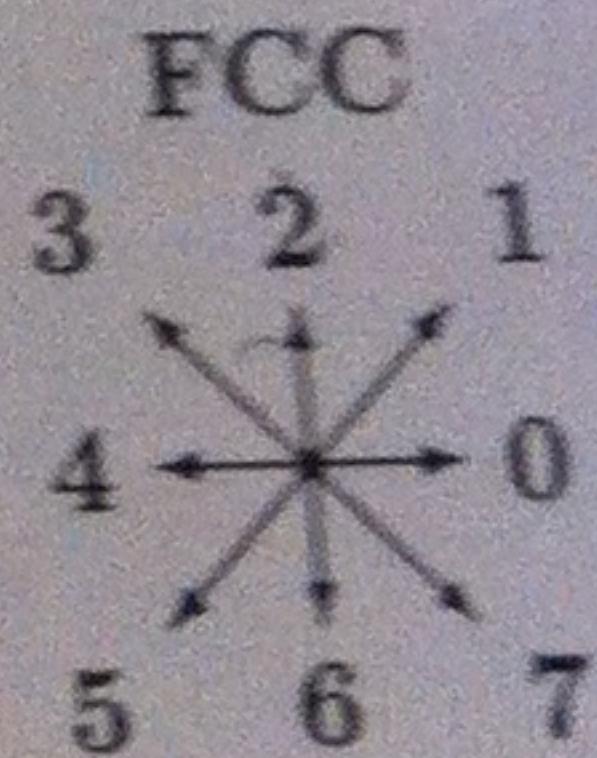
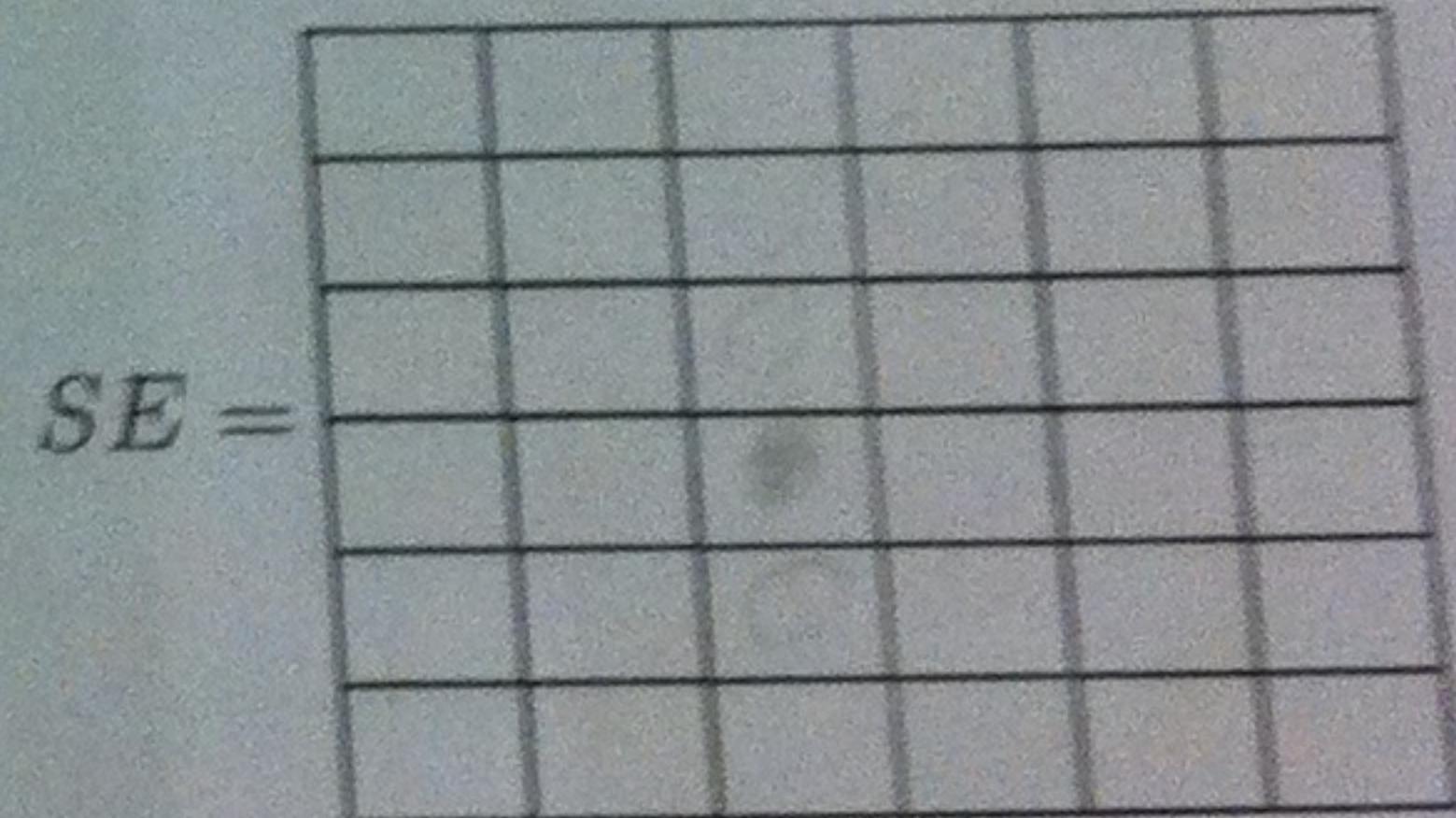
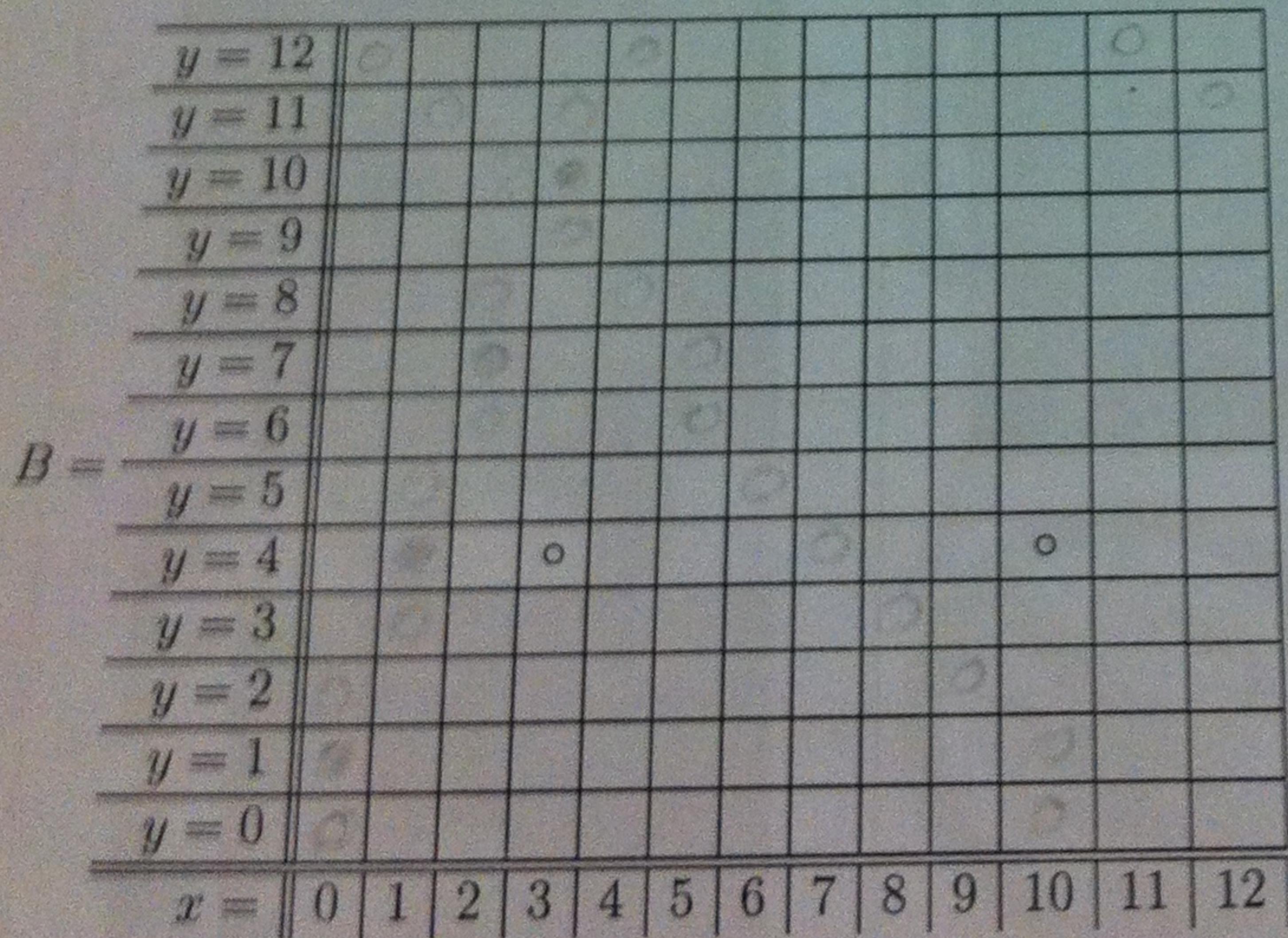
Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 6.12.2011
Mat.Nr.	Name	Studium

## Teil II: Mathematisches Nachvollziehen (20)

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

### 1 Diskrete Geraden und Morphologie (5)

1. 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  $d$ :  $c^n d c^n d \dots$
2. Wählen Sie  $c, d, n$  in Abhängigkeit der Ziffern Ihrer Matrikelnummer  $M$  wie folgt:  
 $c = \text{argmax}\{M_i | i = 1, 2, \dots, 7\} = \boxed{\phantom{0}}$ ,  $d = c - 1 = \boxed{\phantom{0}}$ ,  $n = \max\{2, c - 2\} = \boxed{\phantom{0}}$ .
3. Den Startpixel tragen Sie am Rand des Bildes so ein ( $\circ$ ), dass die Gerade  $c^n d c^n d \dots$  das Bildfenster quert. Das Binärbild  $B = \{\circ\}$  inkludiert alle Pixel der Gerade und auch die vorgegebenen Störpixel.
4. Mit welchem morphologischen Operator und welchem Strukturelement (SE) werden die Stufen der Gerade (jeweils 1.Pixel der Läufe  $c^n$ ) erkannt?  $B_1 = \{\bullet\} = \boxed{\phantom{0000000000000000}} (B, SE)$ . Markiere die erkannten Stufenpixel mit  $\bullet$ .



## 2 Hough-Transformation (5)

1. Zwei Parameter bestimmen den Hough-Akkumulator:  $a = 10 - \min\{M_i|i=1,\dots,7\} = \square$ ,  
 $b = \begin{cases} a-1 & \text{if median } \{M_i|i=1,\dots,7\} = \square > 5 \\ a-2 & \text{sonst} \end{cases} = \square$ .

2. 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:

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

3. Die Hesse'schen Normalform  $r = \boxed{\dots}$  lässt sich für die drei Winkel<sup>1</sup> in ganzzahligen Koordinaten ausdrücken, wenn die Terme mit  $x$  und  $y$  auf die linke Seite gebracht werden:

$\theta$	$f(x, y) = g(r_1(\theta))$	$g(r_2(\theta))$	$g(r_3(\theta))$
$0^\circ$	$x = \dots$		
$90^\circ$	$y = \dots$		
$135^\circ$	$x + y = \dots$		

4. Jedes Element  $H(\theta, r)$  entspricht der Anzahl von Pixel auf der durch  $\theta$  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	13										

<sup>1</sup> $\sin 135^\circ = 1/\sqrt{2}$

### 3 MEDIANPYRAMIDE (5 P)

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 6.12.2011
Mat.Nr.	Name	Studium

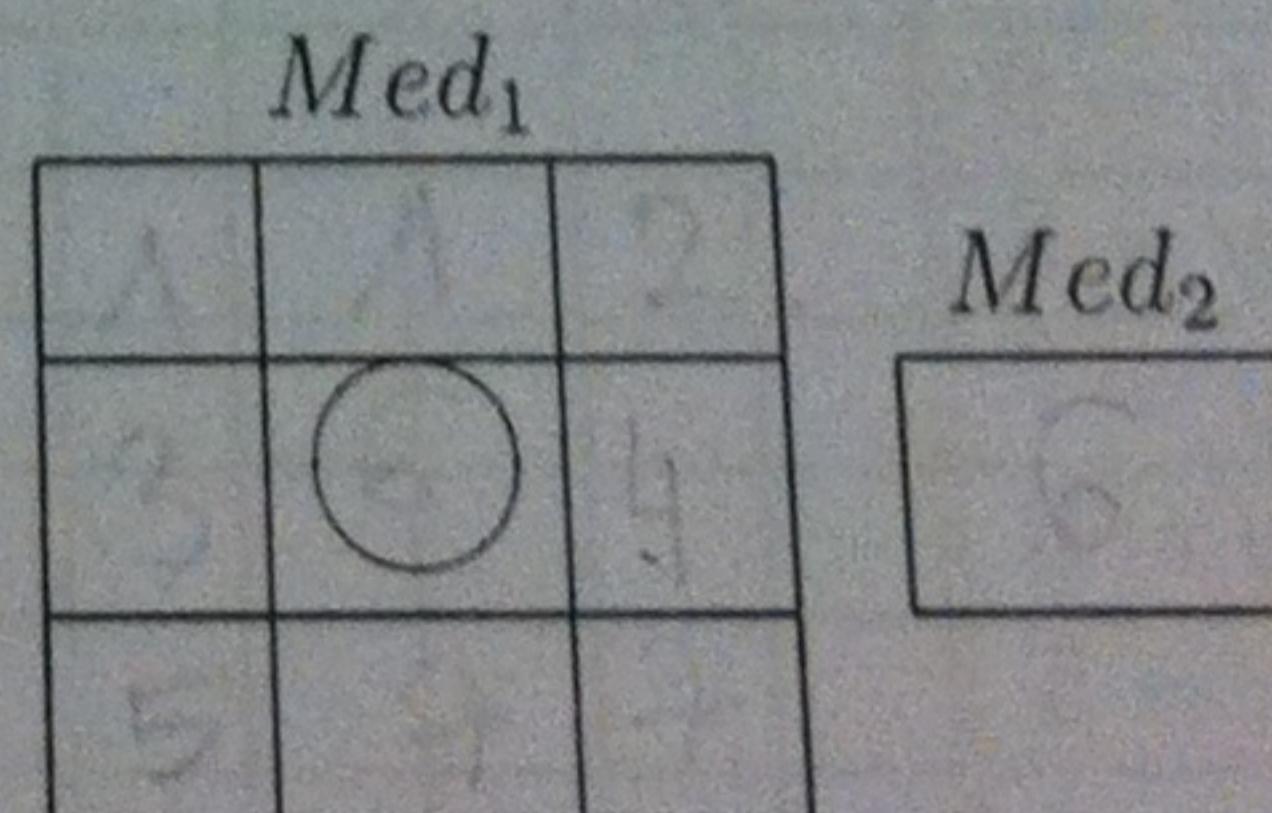
### 3 Medianpyramide (5 P)

1. Die Häufigkeit der Grauwerte 0 bis 6 der Grundebene  $Med_0$  wird durch Ziffern Ihrer Matrikelnummer bestimmt:  $H_0(g-1) = M_g, g = 1, 2, \dots, 7$ . Der Rest der  $7 \times 7$ -Grundebene ist mit dem Grauwert 7 aufgefüllt.

$g =$	0	1	2	3	4	5	6	7
$H_0(g) =$								
$K_0(g) =$								49
$H_1(g) =$								
$CC(g + 0.5) =$								$x$

2. Zur Bestimmung des Median dient das kumulative Histogramm  $K_0(g) = \sum_{i=0}^g H_0(i)$ .
3. Das zentrale Element von  $Med_0, Med_1, Med_2$  wird mit dem Median aller 49 Pixel der Grundebene  $Med_0$  gefüllt.
4. Das Histogramm der Ebene 1 der  $3 \times 3/4$  Medianpyramide wird durch  $H_1(g) \approx [H_0(g)/5]$  ermittelt. Beachte, dass 'ausgewogen' gerundet wird und die Gesamtpixelanzahl der Ebene 1 genau 9 sein und der Median vorkommen muss!
5. Als Reduktionsfunktion soll der Median des  $3 \times 3$  Reduktionsfensters dienen.
6. Verteile die Grauwerte der Histogramme  $H_0, H_1$  so auf die Ebenen der Medianpyramide, dass
- der Median jedes  $3 \times 3$  Reduktionsfensters genau dem Elternpixel entspricht;
  - Grauwerte  $g$  in der Grundebene möglichst in Zeile  $g$  oder Spalte  $g$  eingetragen werden.

$Med_0$						
	○		○		○	
	○		○		○	
	○		○		○	
	○		○		○	



7. Bestimme die Anzahl der 4-Zusammenhangskomponenten  $CC(t)$  des Binärbildes  $\{Med_0(x, y) < t\}$  für die Schwellwerte  $t = 0.5, 1.5, \dots, 6.5$  (in obiger Tabelle 1. in Zeile  $CC(g + 0.5)$  eintragen).

#### 4 MINIMALE PFADE MIT WÜRFELN (5)

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 6.12.2011
Mat. Nr.	Name	Studium

## 4 Minimale Pfade mit Würfeln (5)

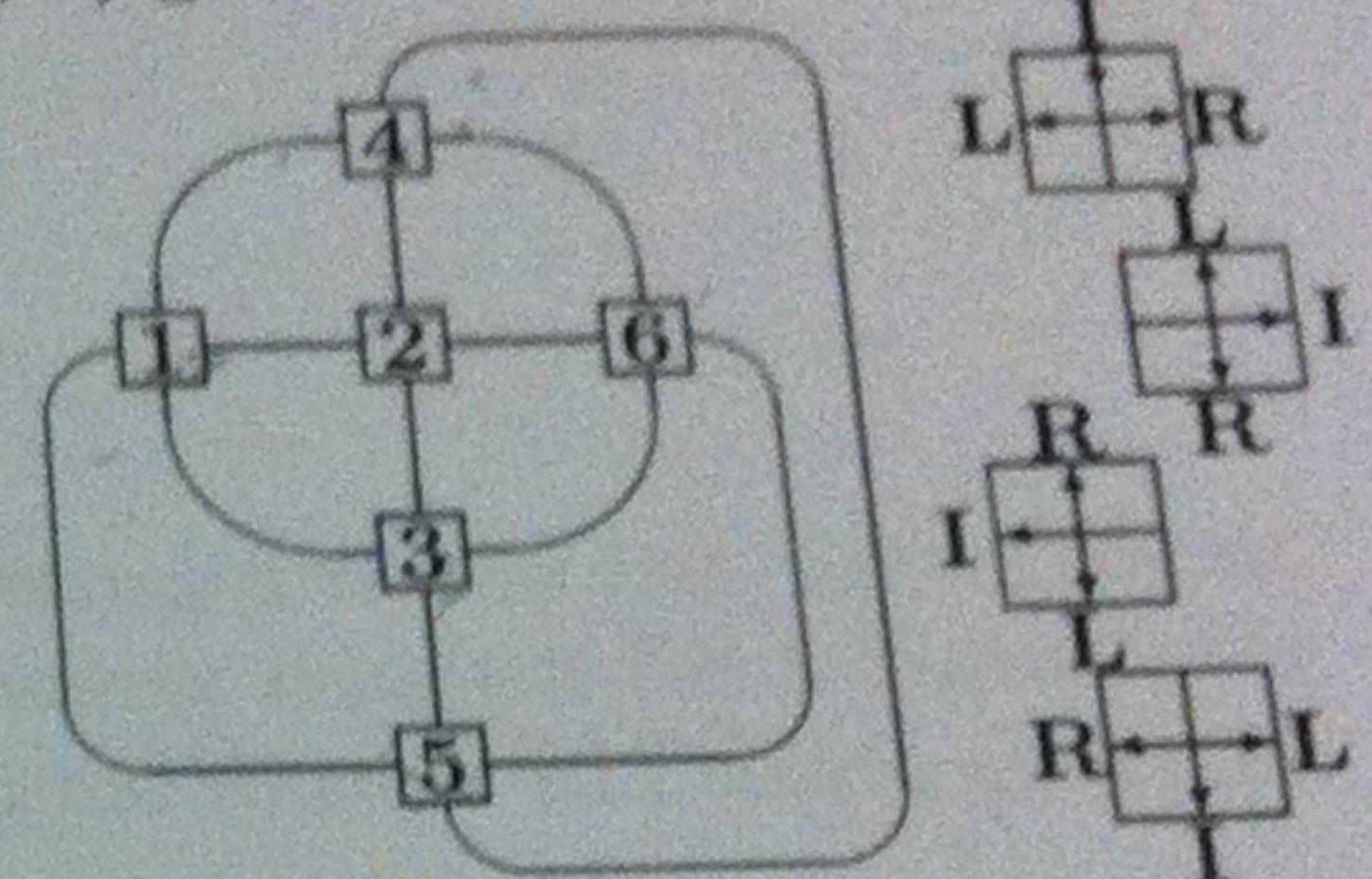
Ein Würfel wird im linken unteren Eck eines  $3 \times 10$  Bildrasters gelegt. Die oben aufscheinende Augenzahl wird in dem darunterliegende Pixel eingetragen. Durch Kippen des Würfels über eine seiner 4 Kanten kommt der Würfel auf dem jeweils benachbarten Pixel zu liegen. Auch hier wird die nun oben liegende Augenzahl im Pixel eingetragen. Durch wiederholtes Kippen wird ein Pfad von 4-benachbarten Pixeln mit den Augenzahlen des Würfels (1, 2, ..., 6) gefüllt.

Die Struktur des Würfels ist durch seinen Aspectgraphen festgelegt, wobei nur die jeweils oben liegende Augenzahl sichtbar ist und ein einmaliges Kippen durch eine Kante ausgedrückt wird. Eine Folge von Kippbewegungen (z.B. 3,2,4,5,6,3) wird durch eine RULI-chain beschrieben. Das Beispiel startet mit 3 ostwärts:

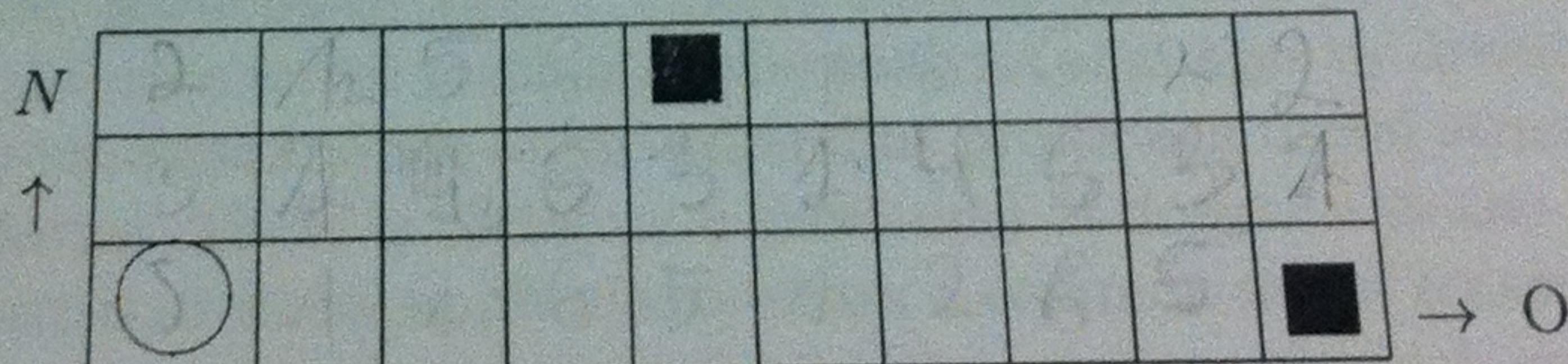
$I^3RL$  korrespondiert 

3	2	4	5	
			6	3

. Entsprechende Bewegungen (L...links, R...rechts, I...in dieselbe Richtung) erfolgen auch auf dem Pixelraster.



1. Platzieren einen Würfel mit der Augenzahl  $\text{argmax}\{M_i | i = 1, 2, 3, \dots, 6\} = \circlearrowleft$  (bei Mehrdeutigkeiten die vordere Ziffer) im linken unteren Eck des  $3 \times 10$  Feldes und trage die Augenzahl im markierten Feld ein. Von hier starten Pfade in zwei Richtungen N und O. Die durch  $\blacksquare$  gekennzeichneten Pixel stellen jeweils ein Hindernis dar und werden ausgelassen.
2. Sie haben die Aufgabe, jede der 29 restlichen Positionen durch schrittweises Kippen des Würfels und Eintragen der oben liegenden Augenzahl zu füllen. Alle Pfade beginnen im linken unteren Feld und führen jeweils zu Pixeln, die weiter rechts (O) oder weiter oben (N) liegen. Jeder Pixel oberhalb und rechts des Startpixels hat daher in seinen Paden ein oder zwei Vorgänger!
3. Im Falle von zwei Vorgängern wird nur jener Pfad eingetragen und fortgesetzt, der im Pixel die kleinere Augenzahl speichert. Die Lösung wird erleichtert, wenn die Kante des unterbrochenen Pades markiert wird.



4. Auf welchem Pfad wird der Würfel vom Startpunkt zum rechten oberen Pixel bewegt?

Folge der Augenzahlen: .....

korrespondierende RLI-chain: .....

Grundlagen der Digitalen Bildverarbeitung LV 183.126		Datum: 6.12.2011
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 Literaturausschnitte (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 Literaturausschnitte in folgender Tabelle weg**:

$M_6$	Zu streichende Literaturausschnitte
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 dazugehörigen 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 Literaturausschnitte

A In practice, dilations and erosions are usually employed in pairs, either dilation of an image followed by the erosion of the dilated result, or image erosion followed by dilation. In either case, the result of iteratively applied dilations and erosions is an elimination of specific image detail smaller than the structuring element without the global geometric distortion of unsuppressed features. For example, opening an image with a disk structuring element smooths the contour, breaks narrow isthmuses, and eliminates small islands and sharp peaks or capes. Closing an image with a disk structuring element smooths the contours, fuses narrow breaks and long thin gulfs, eliminates small holes, and fills gaps on the contours.

B ... detectors of some kind, particularly step ..., have been an essential part of many computer vision systems. The ... process serves to simplify the analysis of images by drastically reducing the amount of data to be processed, while at the same time preserving useful structural information about object boundaries. There is certainly a great deal of diversity in the applications of ... detection, but it is felt that many applications share a common set of requirements. These requirements yield an abstract edge detection problem, the solution of which can be applied in any of the original problem domains.

## 5 ABSTRACTS UND LITERATURAUSSCHNITTE

C One of the advantages of the ... is that they provide a "spatial view" of the image. One way to represent a ... consists of associating a vertex at each region and an edge at each pair of adjacent regions. By definition, this region ... provides a simple-connectivity view of the image, such as this illustrated in Fig. 4(b). Beyond this simple-connectivity view, this ... gives also a high-level connectivity view of the image. Thus, considering the Fig. 4, we can observe that regions 1 and 2 are adjacent, likewise regions 2 and 3 are adjacent, that leads us to note that regions 1 and 3 present a second-order connectivity relationships. In fact the simple-connectivity view contains inherently all high-level connectivity relationships of the image, moreover it can be considered as the dual of the regions partitioning of the image (see Fig. 5).

D In two dimensions it was shown that marking ... points at maxima of gradient magnitude in the gradient direction is equivalent to finding zero-crossings of a certain nonlinear differential operator. It was shown that when ... contours are locally straight, highly directional operators will give better results than operators with a circular support. A method was proposed for the efficient generation of highly directional masks at several orientations, and their integration into a single description. Among the possible extensions of the work, the most interesting unsolved problem is the integration of different ... detector outputs into a single description. A scheme which combined the ... and ridge detector outputs using feature synthesis was implemented, but the results were inconclusive.

E Previous studies have found that pixels belonging to skin region exhibit similar Cb and Cr values. Furthermore, it has been shown that skin color model based on Cb and Cr values can provide good coverage of all human races. This is based on the conjecture that the different skin color that viewers perceived from the image cannot be differentiated from the chrominance information of that image region. The apparent difference in skin color that viewers perceived is mainly due to the darkness or fairness of the skin. These features are characterized by the difference in the brightness of the color, which is governed by Y but not Cb and Cr.

F For a given video, each frame is segmented into a number of regions using region segmentation technique. Then, Region Adjacency Graph (RAG) is obtained by converting each region into node, and spatial relationships among regions into edges [4, 5]. RAG is good for representing spatial relationships among nodes indicating the segmented regions. However, it cannot represent temporal characteristics of video. We propose a new graph-based data structure for video, Spatio Temporal Region Graph (STRG) which is temporally connected RAGs. The STRG can handle both temporal and spatial characteristics of video.

G The ... maps each image pixel into its smallest distance to regions of interest [Rosenfeld and Pfaltz 1966]. It is a fundamental geometrical operator with great applicability in computer vision and graphics, shape analysis, pattern recognition, and computational geometry. ... methods are useful propagation schemes that efficiently construct a solution to the eikonal differential equation [John 1982] in the integer lattice. This in turn, is related to many other important entities such as medial axes, Voronoi diagrams, shortest-path computation, and image segmentation. The ... can be defined in terms of arbitrary metrics. The Euclidean distance is often necessary in many applications, as it is the adequate model to numerous geometrical facts of the human-scale world. However, as in pure mathematics, some non-Euclidean metrics are much easier to manipulate and to compute.

- H These three conditions determine the good arrangement of vertices in sets of nearly similar vertices, that implies also regions underlying of vertices. Thus, the first condition implies that two adjacent regions can be merged only if they are closed enough. Likewise, the second and the third condition stipulate that this merging can not be performed at the disadvantage of sets of regions already done. That is to say local and global homogeneity criteria prevail to punctual homogeneity criterion. These three criteria enable us to gather the current region to a set of regions being processed, not because only one region of this set is adjacent and sufficiently similar to the current one, but above all because most of adjacent regions already belonging to the set of regions being processed, are also similar to the current one.
- I ... is widely used for contrast enhancement in a variety of applications due to its simple function and effectiveness. Examples include medical image processing and radar signal processing. One drawback of the ... can be found on the fact that the brightness of an image can be changed after the ..., which is mainly due to the flattening property of the .... Thus, it is rarely utilized in consumer electronic products such as TV where preserving original input brightness may necessary in order not to introduce unnecessary visual deterioration. This paper proposes a novel extension of ... to overcome such drawback of the .... The essence of the proposed algorithm is to utilize independent ... separately over two subimages obtained by decomposing the input image based on its mean with a constraint that the resulting equalized subimages are bounded by each other around the input mean.
- J Dilation by disk structuring elements correspond to isotropic swelling or expansion algorithms common to binary image processing. Dilation by small squares ( $3 \times 3$ ) is a neighborhood operation easily implemented by adjacency connected array architectures (grids) and is the one many image processing people know by the name "fill," "expand," or "grow." Some example dilation transformations are illustrated in Figs. I and 2. Neighborhood connected image processors such as CLIP, Cytocomputer, and MPP can implement some dilations (not all) by structuring elements larger than the neighborhood size by iteratively dilating with a sequence of neighborhood structuring elements.
- K For instance, the ability to locate image object such as a face can be exploited for image coding, editing, indexing or other user interactivity purposes. Moreover, face localization also provides a good stepping stone in facial expression studies. It is fair to say that the most popular approach to face localization is the use of color information, whereby estimating areas with skin color is often the first vital step of such strategy.
- L The method is an extension of the ... data structure described in [25]. The ... holds at the point  $(x, y)$  in the image the sum of all the pixels contained in the rectangular region defined by the top-left corner of the image and the point  $(x, y)$ . This image allows to compute the sum of the pixels on arbitrary rectangular regions by considering the 4 ... values at the corners of the region - in other words in (very short) constant time independent of the size of the region. In order to extract ... over arbitrary rectangular regions, in the ... we build for each bin of the ... an ... counting the cumulative number of pixels falling into that bin. Then by accessing these ... we can immediately compute the number of pixels in a given region which fall into every bin, and hence we obtain the ... of that rectangular region.

## 5 ABSTRACTS UND LITERATURAUSSCHNITTE

- M As mentioned in the Introduction, the chain coded description is very useful to speed up matching time for contour images. However, for the contour images which are very complicated in shape, it is very difficult to find the corresponding contour image before examining the similarity between the two contour images. To avoid this intricate problem, in the proposed method, only registered contour images are described by chain codes ...
- N In this work we propose a new graph-based data structure, ... representing spatial and temporal relationships among objects in a video. After an ... is construed, it is decomposed into its subgraphs called object graphs (OGs), which represent each semantic object in a video sequence. Since an STRG provides not only spatial view of individual frame but also temporal relationships between consecutive frames, we can detect video objects more accurately. For unsupervised learning, we cluster similar OGs into a group, in which we match two OGs. For this ..., we introduced a new distance measure, extended graph edit distance (EGED) which can handle temporal characteristics of OGs. For actual clustering, we employed a model-based EM clustering with EGED. It can cluster video objects semantically.
- O Another example which shows the limitation of the ... is illustrated in Fig. 4, where the first image is a given original image F16 and the second one is the result of .... The respective histograms of those images are shown in Fig. 5 and the transform function associated with (3) is depicted in Fig. 6. First, unnatural enhancement can be seen from this example around the cloud after the .... In other words, one would perceive totally different visual recognition around the cloud after the .... Moreover, if we investigate closely the images before and after the ..., one can observe that the contrasts around the letters and the emblem on the airplane are degraded. The reason for such limitations of the ... for this example can be easily understood from Fig. 6.
- P ... In our ... authentication system, the isodensity contours has been introduced to differentiate between the facial features. These isodensity contours can be transformed into chain codes. By using these coded isodensity contours, remarkable improvement in the processing performance can be expected in terms of the processing time and memory requirements. From the computer simulation performed using images of 50 people, it turned out clear that the processing time was decreased to approximately one-seventh compared to the conventional method. With respect to memory requirement, it was reduced to a quarter.
- Q The efficient and sequential EDT algorithms can be classified in terms of the order in which the pixels are processed. In the so-called ordered propagation algorithms, the smallest ... is computed starting from the seeds (0 distance) and progressively transmitting the information to other pixels in order of increasing distance. On the other hand, the raster scanning algorithms use 2D masks to guide the processing of pixels line by line, top to bottom, then bottom to top. Independent scanning schemes process each row of the image, independently of the other, and then process each column of the result. This process is similar to separable linear transforms, such as computing the Fourier transform of an image by a sequence of 1D transforms in orthogonal directions [Brigham 1988].
- R Contour representations of binary images of handwritten words afford considerable reduction in storage requirements while providing lossless representation. On the other hand, the one-dimensional nature of contours presents interesting challenges for processing images for handwritten word recognition. Our experiments indicate that significant gains are to be realized in both speed and recognition accuracy by using a contour representation in handwriting applications.

S A second issue, inherent in the use of ..., is the loss of spatial information. This issue has been addressed by several works. In [26] the authors introduce a new similarity measure between the template and image regions, which replaces the original Bhattacharyya metric. This measure takes into account both the intensities and their position in the window. The measure is further computed efficiently by using the Fast Gauss Transform. In [12], the spatial information is taken into account by using oriented kernels - this approach is additionally shown to be useful for wide baseline matching. Recently, [4] has addressed this issue by adding the spatial mean and covariance of the pixel positions who contribute to a given bin in the ... - naming this approach as spatiograms.

T Given a binary image, it is scanned from top to bottom and right to left and transitions from white (background) to black (foreground) are detected. The contour is then traced counter-clockwise (clockwise for interior contours) and expressed as an array of contour elements (Fig. 1a). Each contour element represents a pixel on the contour, and contains fields for the x, y coordinates of the pixel, the slope or direction of the contour into the pixel, and auxiliary information such as curvature. The slope convention used by the algorithms described is as shown in Fig. 1b.

6 WELCHE AUSSCHNITTE GEHÖREN ZU FOLGENDEN TITEL ?

**6 Welche Ausschnitte gehören zu folgenden Titel ?**

- 0 Image Analysis Using Mathematical Morphology

Ausschnitt(e): ..... A, J .....

Begründung(en): .....

- 1 A bayesian approach to skin color classification in YCBCR color space

Ausschnitt(e): ..... E, V .....

Begründung(en): .....

- 2 Robust Fragments-based Tracking using the Integral Histogram

Ausschnitt(e): ..... S, L .....

Begründung(en): .....

- 3 Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization

Ausschnitt(e): ..... O, I .....

Begründung(en): .....

- 4 A Computational Approach to Edge Detection

Ausschnitt(e): ..... D, B .....

Begründung(en): .....

- 5 Chaincode Contour Processing for Handwritten Word Recognition

Ausschnitt(e): ..... R, T .....

Begründung(en): .....

- 6 Fast template matching algorithm for contour images based on its chain coded description applied for human face identification

Ausschnitt(e): ..... P, M .....

Begründung(en): .....

- 7 2D Euclidean Distance Transform Algorithms: A Comparative Survey

Ausschnitt(e): ..... Q, G .....

Begründung(en): .....

- 8 Regions Adjacency Graph Applied to Color Image Segmentation

Ausschnitt(e): ..... C, H .....

Begründung(en): .....

- 9 Clustering of Video Objects by Graph Matching

Ausschnitt(e): ..... N, F .....

Begründung(en): .....