معالجة الصور الرقمية

Digital Image Processing

د. إياد محمد حاتم

جَـامعة
المَـنارة
MANARA UNIVERSITY

كلية الهندسة - قسم الميكاترونيك

20 تشرين الثاني 2020

فصل 1

مقدمة

1.1 ماهي معالجة الصور الرقمية؟

يمكن تعريف الصورة كتابع ثنائي البعد $f(x,y)$ حيث x و y هما الاحداثيات المكانية. وتدعى قيمة f عند أي زوج من الإحداثيات (x,y) بالكثافة أو السوية الرمادية للصورة عند تلك النقطة.
عندما تكون القيم x و y و f كلها مقادير متقطعة ومنتهية عندئذ ندعو الصورة بالصورة الرقمية.
يشير مجال معالجة الصور الرقمية إلى معالجة الصور الرقمية عن طريق الكمبيوتر الرقمي.
تتكون الصورة الرقمية من عدد محدود من العناصر ، لكل منها موقع وقيمة. تسمى هذه العناصر بالبكسل.
على عكس البشر ، الذين يقتصر استخدامهم على النطاق المرئي للطيف الكهرومغناطيسي (EM) ، فإن آلات التصوير تغطي طيف EM بأكمله تقريبًا ، بدءًا من موجات جاما إلى موجات الراديو.
لا يوجد اتفاق عام بين المؤلفين فيما يتعلق بالمكان الذي تتوقف فيه معالجة الصور والمجالات الأخرى ذات الصلة ، مثل تحليل الصور ورؤية الكمبيوتر ، التي تبدأ.
على الرغم من عدم وجود حدود واضحة في السلسلة المتصلة من معالجة الصور في أحد طرفيها إلى رؤية الكمبيوتر في الطرف الآخر ، فإن أحد النماذج المفيدة هو اعتبار ثلاثة أنواع من العمليات في هذه السلسلة المتصلة:

- تتميز العملية منخفضة المستوى بحقيقة أن كل من المدخلات والمخرجات عبارة عن صور.
- تتميز العملية المتوسطة المستوى بحقيقة أن مدخلاتها بشكل عام عبارة عن صور ، لكن مخرجاتها هي سمات مستخرجة من تلك الصور.
- تتضمن العمليات ذات المستوى الأعلى التعرف على الأشياء وتحليل الصور وأداء الوظائف المعرفية المرتبطة بالرؤية.

2.1 أصول معالجة الصور الرقمية؟

كان أحد التطبيقات الأولى للصور الرقمية في صناعة الصحف ، عندما تم إرسال الصور لأول مرة عن طريق كابل بحري بين لندن ونيويورك. أدى إدخال نظام نقل صور الكابلات Bartlane في أوائل العشرينات من القرن الماضي إلى تقليل

الوقت اللازم لنقل الصورة عبر المحيط الأطلسي من أكثر من أسبوع إلى أقل من ثلاث ساعات.

FIGURE 1.1 A digital picture produced in 1921 from a coded tape by a telegraph printer with special type faces. (McFarlane.†)

شكل 1.1

كانت بعض المشكلات الأولية في تحسين الجودة المرئية لهذه الصور الرقمية المبكرة تتعلق باختيار إجراءات الطباعة وتوزيع مستويات الكثافة.

تم التخلي عن طريقة الطباعة المستخدمة للحصول على الشكل 1.1 في نهاية عام 1921 لصالح تقنية تعتمد على الاستنساخ الفوتوغرافي المصنوع من أشرطة مثقبة في محطة استقبال التلغراف.

FIGURE 1.2 A digital picture made in 1922 from a tape punched after the signals had crossed the Atlantic twice. (McFarlane.)

شكل 2.1

كانت أنظمة Bartlane المبكرة قادرة على ترميز الصور في خمسة مستويات من الرمادي. تمت زيادة هذه القدرة إلى 15 مستوى في عام 1929.

FIGURE 1.3
Unretouched cable picture of Generals Pershing and Foch, transmitted in 1929 from London to New York by 15-tone equipment. (McFarlane.)

شكل 3.1

يرتبط تاريخ معالجة الصور الرقمية بتطوير الكمبيوتر الرقمي.
ظهرت أولى أجهزة الكمبيوتر القوية بما يكفي للقيام بمهام معالجة صور ذات مغزى في أوائل الستينيات.

FIGURE 1.4 The first picture of the moon by a U.S. spacecraft. *Ranger 7* took this image on July 31, 1964 at 9 : 09 A.M. EDT, about 17 minutes before impacting the lunar surface. (Courtesy of NASA.)

شكل 4.1

بالتوازي مع التطبيقات الفضائية ، تم استخدام تقنيات معالجة الصور الرقمية في التصوير الطبي ، ورصد موارد الأرض عن بعد ، وعلم الفلك في أواخر الستينيات وأوائل السبعينيات.

يعتبر اختراع التصوير المقطعي المحوري (CAT) في أوائل السبعينيات ، والذي يُطلق عليه أيضًا التصوير المقطعي المحوسب (CT) ، أحد أهم الأحداث في تطبيق معالجة الصور في التشخيص الطبي.

نما مجال معالجة الصور بقوة منذ الستينيات ، وتستخدم تقنيات معالجة الصور الآن في مجموعة واسعة من التطبيقات.

بخلاف المعالجة المخصصة للتفسير البشري ، هناك مجال مهم آخر لتطبيقات معالجة الصور الرقمية وهو حل المشكلات التي تتعامل مع إدراك الآلة.

المشاكل النموذجية في إدراك الآلة التي تستخدم بشكل روتيني تقنيات معالجة الصور هي التعرف التلقائي على الأحرف ، ورؤية الآلة الصناعية ، والتعرف العسكري ، ومعالجة بصمات الأصابع ، والعديد من المهام الأخرى.

أدى الانخفاض المستمر في نسبة سعر الكمبيوتر إلى الأداء والتوسع في عرض النطاق الترددي للشبكات والاتصالات عبر شبكة الويب العالمية والإنترنت إلى خلق فرص غير مسبوقة للنمو المستمر في معالجة الصور الرقمية.

3.1 أمثلة على مجالات التي تستخدم معالجة الصور الرقمية

واحدة من أبسط الطرق لتطوير فهم أساسي لمدى تطبيقات معالجة الصور هو تصنيف الصور وفقًا لمصدرها.

مصدر الطاقة الرئيسي للصور المستخدمة اليوم هو طيف الطاقة الكهرومغناطيسي .(EM)

يمكن تصور الموجات الكهرومغناطيسية على أنها انتشار موجات جيبية ذات أطوال موجية متفاوتة ، أو يمكن أن تكون على شكل تيار من الجسيمات عديمة الكتلة تنتقل في نمط موجي وتتحرك بسرعة الضوء. يحتوي كل جسيم عديم الكتلة على كمية معينة (أو حزمة) من الطاقة.

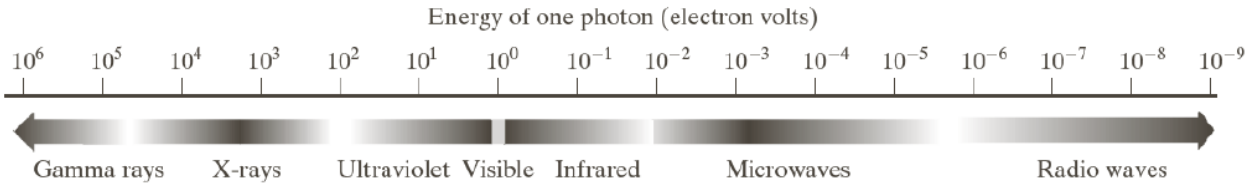
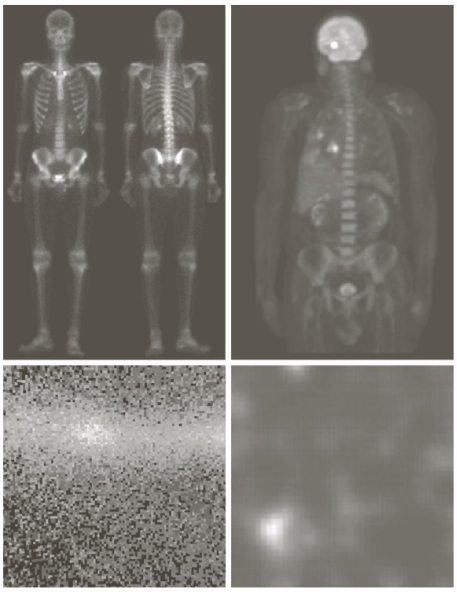


FIGURE 1.5 The electromagnetic spectrum arranged according to energy per photon.

شكل 5.1

التصوير بأشعة جاما

تشمل الاستخدامات الرئيسية للتصوير المستند إلى أشعة جاما الطب النووي والأرصاد الفلكية. يتم إنتاج الصور من الانبعاثات التي تم جمعها بواسطة أجهزة الكشف عن أشعة جاما.
يوضح الشكل 6.1 بعض الأمثلة على التصوير بأشعة جاما.



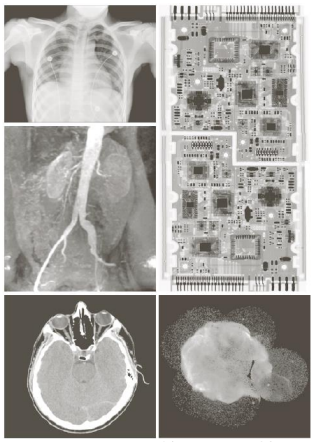
a b
c d

FIGURE 1.6 Examples of gamma-ray imaging. (a) Bone scan. (b) PET image. (c) Cygnus Loop. (d) Gamma radiation (bright spot) from a reactor valve. (Images courtesy of (a) G.E. Medical Systems, (b) Dr. Michael E. Casey, CTI PET Systems, (c) NASA, (d) Professors Zhong He and David K. Wehe, University of Michigan.)

شكل 6.1

التصوير بالأشعة السينية

تعد الأشعة السينية من بين أقدم مصادر الإشعاع الكهرومغناطيسي المستخدمة في التصوير. يوضح الشكل 7.1 بعض الأمثلة على التصوير بالأشعة السينية.

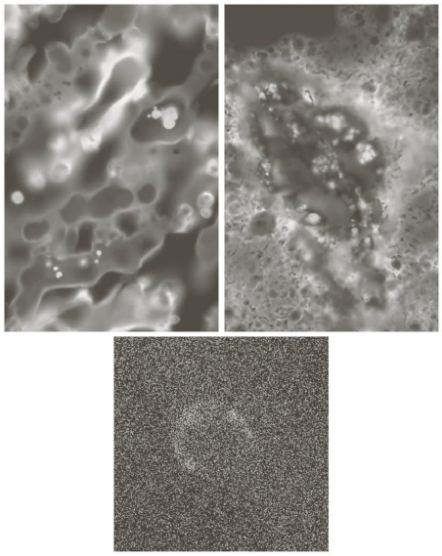


a b c d e **FIGURE 1.7** Examples of X-ray imaging. (a) Chest X-ray. (b) Aortic angiogram. (c) Head CT. (d) Circuit boards. (e) Cygnus Loop. (Images courtesy of (a) and (c) Dr. David R. Pickens, Dept. of Radiology & Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center; (b) Dr. Thomas R. Gest, Division of Anatomical Sciences, University of Michigan Medical School; (d) Mr. Joseph E. Pascente, Lixi, Inc.; and (e) NASA.)

شكل 7.1

التصوير في نطاق الأشعة فوق البنفسجية

تتنوع تطبيقات "الضوء" فوق البنفسجي. وهي تشمل الطباعة الحجرية والتفتيش الصناعي والفحص المجهري والليزر والتصوير البيولوجي والملاحظات الفلكية. يوضح الشكل 8.1 بعض الأمثلة على التصوير فوق البنفسجي.



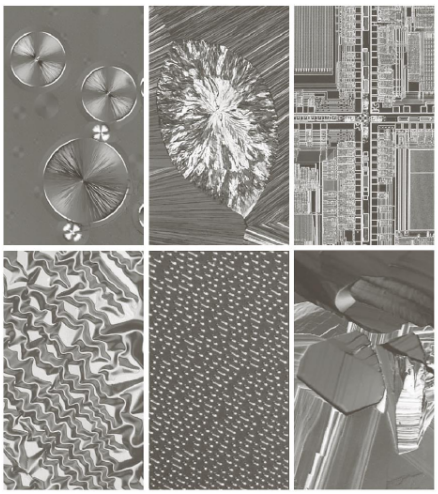
a b
c

FIGURE 1.8
Examples of ultraviolet imaging.
(a) Normal corn.
(b) Smut corn.
(c) Cygnus Loop.
(Images courtesy of (a) and (b) Dr. Michael W. Davidson, Florida State University, (c) NASA.)

شكل 8.1

التصوير في النطاقين المرئي والأشعة تحت الحمراء

غالبًا ما يتم استخدام نطاق الأشعة تحت الحمراء بالتزامن مع التصوير المرئي. يوضح الشكل 9.1 بعض الأمثلة على الصور التي تم الحصول عليها باستخدام المجهر الضوئي.



a b c
d e f

FIGURE 1.9 Examples of light microscopy images. (a) Taxol (anticancer agent), magnified 250×. (b) Cholesterol—40×. (c) Microprocessor—60×. (d) Nickel oxide thin film—600×. (e) Surface of audio CD—1750×. (f) Organic superconductor—450×. (Images courtesy of Dr. Michael W. Davidson, Florida State University.)

شكل 9.1

مجال رئيسي آخر للمعالجة البصرية هو الاستشعار عن بعد ، والذي يتضمن عدة نطاقات في المناطق المرئية والأشعة تحت الحمراء من الطيف.

Band No.	Name	Wavelength (μm)	Characteristics and Uses
1	Visible blue	0.45–0.52	Maximum water penetration
2	Visible green	0.52–0.60	Good for measuring plant vigor
3	Visible red	0.63–0.69	Vegetation discrimination
4	Near infrared	0.76–0.90	Biomass and shoreline mapping
5	Middle infrared	1.55–1.75	Moisture content of soil and vegetation
6	Thermal infrared	10.4–12.5	Soil moisture; thermal mapping
7	Middle infrared	2.08–2.35	Mineral mapping

TABLE 1.1 Thematic bands in NASA's LANDSAT satellite.

شكل 10.1

يوضح الجدول 1.1 ما يسمى بالنطاقات المواضيعية في القمر الصناعي LANDSAT التابع لناسا. تتمثل الوظيفة الأساسية لـ LANDSAT في الحصول على صور الأرض ونقلها من الفضاء لأغراض مراقبة الظروف البيئية للكوكب. يوضح الشكل 1.10 صورة واحدة لكل نطاق من نطاقات الطيف في الجدول 1.1.

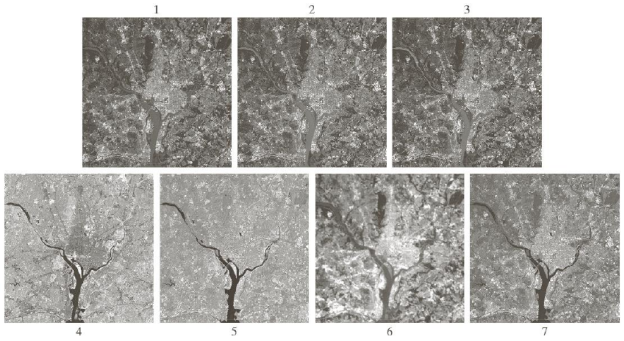


FIGURE 1.10 LANDSAT satellite images of the Washington, D.C. area. The numbers refer to the thematic bands in Table 1.1. (Images courtesy of NASA.)

شكل 11.1

تعتبر مراقبة الطقس والتنبؤ به من التطبيقات الرئيسية للتصوير متعدد الطيف من السواتل. الشكل 11.1 صورة لإعصار كاترينا.

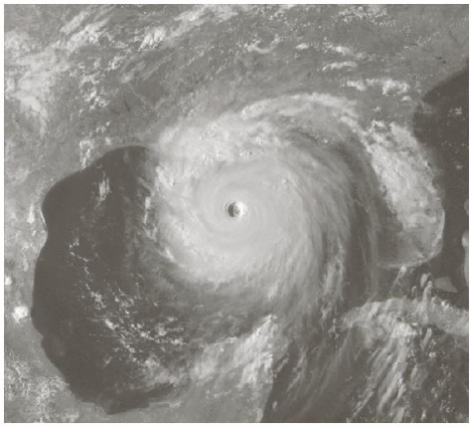


FIGURE 1.11 Satellite image of Hurricane Katrina taken on August 29, 2005. (Courtesy of NOAA.)

شكل 12.1

يوضح الشكل 12.1 والشكل 13.1 تطبيق التصوير بالأشعة تحت الحمراء. هذه الصور هي جزء من مجموعة بيانات World Lights Nighttime ، والتي توفر قائمة جرد عالمية للمستوطنات البشرية.

FIGURE 1.12
Infrared satellite images of the Americas. The small gray map is provided for reference. (Courtesy of NOAA.)

شكل 13.1

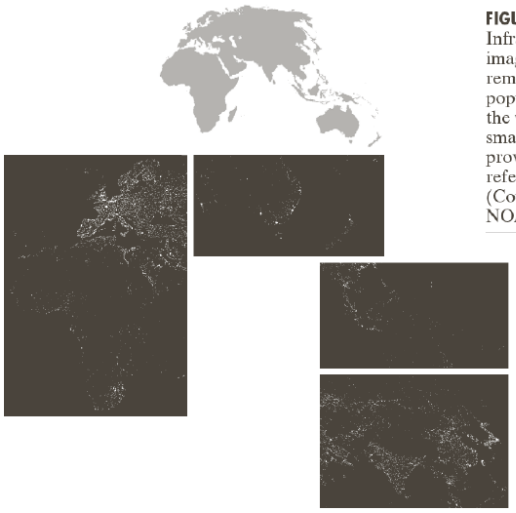
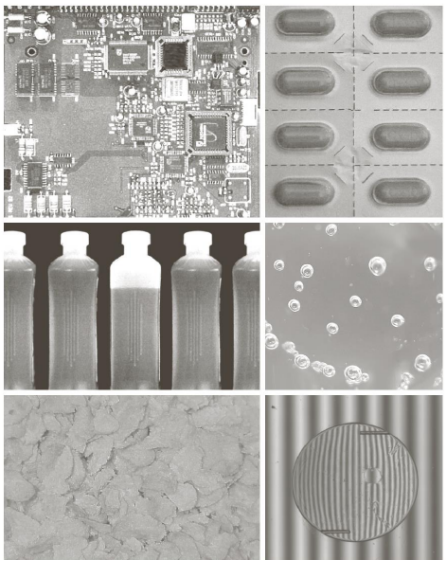


FIGURE 1.13
Infrared satellite images of the remaining populated part of the world. The small gray map is provided for reference. (Courtesy of NOAA.)

شكل 14.1

يمثل أحد المجالات الرئيسية للتصوير في الطيف المرئي في الفحص البصري الآلي للسلع المصنعة. يوضح الشكل 14.1 بعض الأمثلة.



a b
c d
e f

FIGURE 1.14
Some examples of manufactured goods often checked using digital image processing. (a) A circuit board controller. (b) Packaged pills. (c) Bottles. (d) Air bubbles in a clear-plastic product. (e) Cereal. (f) Image of intraocular implant. (Fig. (f) courtesy of Mr. Pete Sites, Perceptics Corporation.)

شكل 15.1

يوضح الشكل 15.1 بعض الأمثلة الإضافية للتصوير في الطيف البصري.

a b
c
d

FIGURE 1.15
Some additional examples of imaging in the visual spectrum. (a) Thumb print. (b) Paper currency. (c) and (d) Automated license plate reading. (Figure (a) courtesy of the National Institute of Standards and Technology. Figures (c) and (d) courtesy of Dr. Juan Herrera, Perceptics Corporation.)

شكل 16.1

التصوير في نطاق الموجات الدقيقة

التطبيق السائد للتصوير في نطاق الموجات الصغرية هو الرادار. الميزة الفريدة لرادار التصوير هي قدرته على جمع البيانات عبر أي منطقة تقريبًا في أي وقت ، بغض النظر عن الطقس أو ظروف الإضاءة المحيطة.

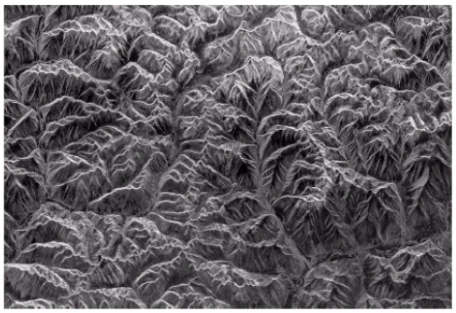


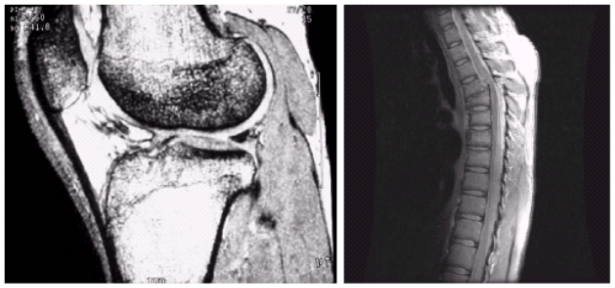
FIGURE 1.16
Spaceborne radar image of mountains in southeast Tibet. (Courtesy of NASA.)

شكل 17.1

يوضح الشكل 1.16 صورة رادار محمولة في الفضاء.

التصوير في نطاق الراديو

التطبيقات الرئيسية للتصوير في النطاق الراديوي هي في الطب وعلم الفلك. في الطب ، تستخدم موجات الراديو في التصوير بالرنين المغناطيسي .(MRI) يوضح الشكل 17.1 صور التصوير بالرنين المغناطيسي لركبة بشرية وعمود الفقري.



a b

FIGURE 1.17 MRI images of a human (a) knee, and (b) spine. (Image (a) courtesy of Dr. Thomas R. Gest, Division of Anatomical Sciences, University of Michigan Medical School, and (b) Dr. David R. Pickens, Department of Radiology and Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center.)

شكل 18.1

يوضح الشكل 18.1 صور Pulsar Crab التي تغطي الطيف الكهرومغناطيسي.

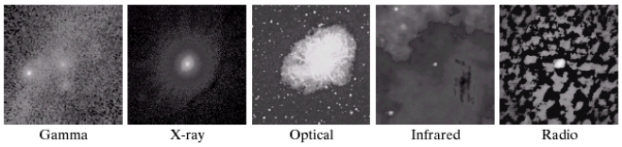


FIGURE 1.18 Images of the Crab Pulsar (in the center of images) covering the electromagnetic spectrum. (Courtesy of NASA.)

شكل 19.1

أمثلة على طرق التصوير الأخرى المستخدمة

على الرغم من أن التصوير في الطيف الكهرومغناطيسي هو المسيطر إلى حد بعيد ، إلا أن هناك عددًا من طرائق التصوير الأخرى المهمة أيضًا. التصوير باستخدام "الصوت" يستخدم في الاستكشاف الجيولوجي والصناعة والطب. يوضح الشكل 19.1 صورة مقطعية لنموذج زلزالي.

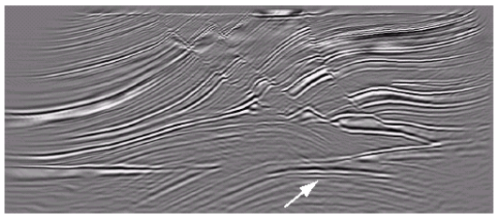
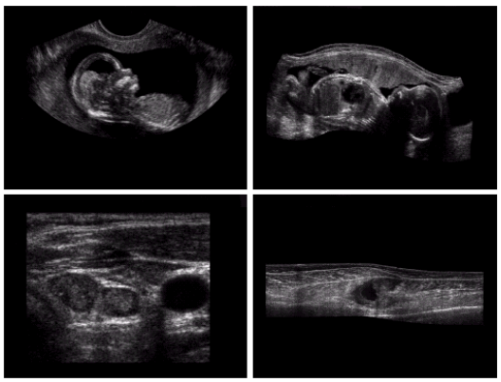


FIGURE 1.19 Cross-sectional image of a seismic model. The arrow points to a hydrocarbon (oil and/or gas) trap. (Courtesy of Dr. Curtis Ober, Sandia National Laboratories.)

شكل 20.1

في الشكل 19.1 ، يشير السهم إلى مصيدة هيدروكربون (نفط و / أو غاز). هذا الهدف أكثر سطوعًا من الطبقات المحيطة لأن التغيير في المنطقة المستهدفة أكبر. أفضل تطبيقات التصوير بالموجات فوق الصوتية المعروفة هي في الطب ، وخاصة في التوليد ، حيث يتم تصوير الأطفال الذين لم يولدوا بعد لتحديد صحة نموهم. يوضح الشكل 20.1 بعض الأمثلة على التصوير بالموجات فوق الصوتية.



a b
c d

FIGURE 1.20 Examples of ultrasound imaging. (a) Baby. (2) Another view of baby. (c) Thyroids. (d) Muscle layers showing lesion. (Courtesy of Siemens Medical Systems, Inc., Ultrasound Group.)

شكل 21.1

4.1 الخطوات الأساسية في معالجة الصور الرقمية

يوضح الشكل 23.1 لمحة موجزة عن المادة الموجودة في الكتاب المدرسي.

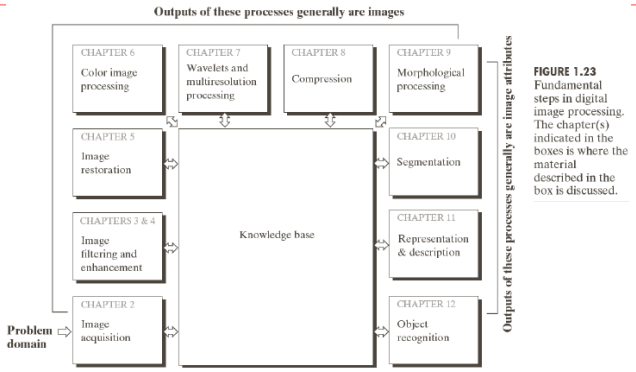


FIGURE 1.23 Fundamental steps in digital image processing. The chapter(s) indicated in the boxes is where the material described in the box is discussed.

شكل 22.1

5.1 مكونات نظام معالجة الصور

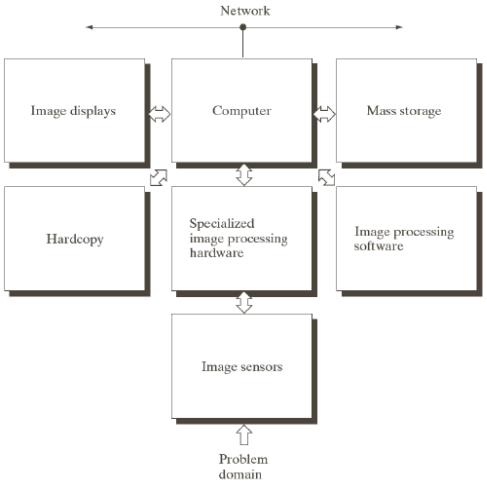


FIGURE 1.24 Components of a general-purpose image processing system.

شكل 23.1

فصل 2

أساسيات الصورة الرقمية

الغرض من هذا الفصل هو تقديم عدد من المفاهيم الأساسية في معالجة الصور الرقمية ، والتي سيتم استخدامها خلال هذه الدورة.

1.2 عناصر الإدراك البصري

على الرغم من أن مجال معالجة الصور الرقمية مبني على أساس الصياغات الرياضية ، يلعب الحدس والتحليل البشريان دورًا رئيسيًا في اختيار تقنية مقابل أخرى ، والتي غالبًا ما يتم إجراؤها بناءً على أحكام ذاتية ومرئية.
نحن نركز اهتمامنا على الميكانيكا والمعلمات المتعلقة بكيفية تكوين الصور وإدراكها من قبل البشر.

بنية العين البشرية

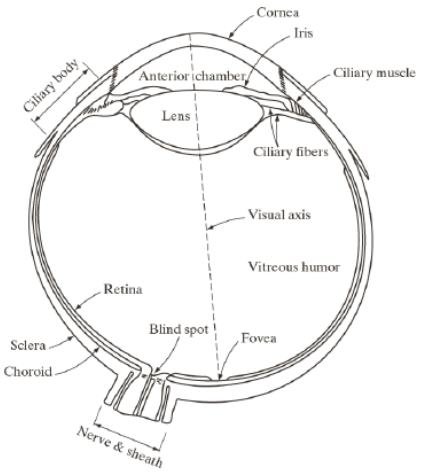


FIGURE 2.1
Simplified diagram of a cross section of the human eye.

شكل 1.2

تكوين الصورة في العين

في العين البشرية ، تكون المسافة بين العدسة ومنطقة التصوير (الشبكية) ثابتة ، ويتم الحصول على البعد البؤري اللازم لتحقيق التركيز المناسب عن طريق تغيير شكل العدسة.

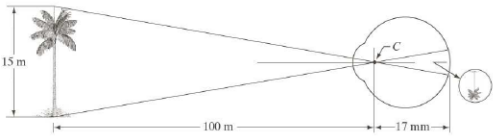


FIGURE 2.3 Graphical representation of the eye looking at a palm tree. Point *C* is the optical center of the lens.

شكل 2.2

في كاميرا التصوير العادية ، العكس هو الصحيح. العدسة لها طول بؤري ثابت ، ويتم تحقيق التركيز على مسافات مختلفة من خلال تغيير المسافة بين العدسة ومستوى التصوير.

التكيف مع السطوع وتمييزه

نظرًا لعرض الصور الرقمية كمجموعة منفصلة من الشدة ، فإن قدرة العين على التمييز بين مستويات الشدة المختلفة هي قضية مهمة.
نطاق مستويات شدة الضوء التي يتكيف معها النظام البصري البشري هائل ، في حدود 10^{10} ، من عتبة scotopic إلى حد الوهج. تشير الأدلة التجريبية إلى أن السطوع الذاتي هو وظيفة لوغاريتمية لحادث شدة الضوء على العين.
يوضح الشكل 4.2 أن النظام المرئي لا يمكن أن يعمل عبر هذا النطاق في وقت واحد.

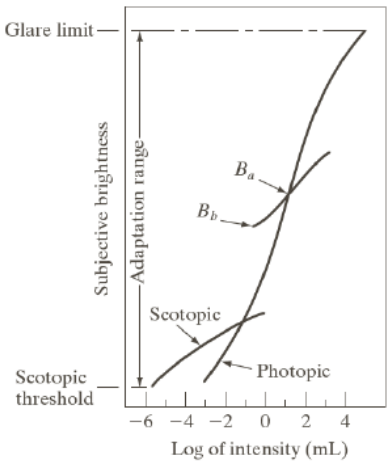


FIGURE 2.4 Range of subjective brightness sensations showing a particular adaptation level.

شكل 3.2

النطاق الإجمالي لمستويات الشدة المتميزة التي يمكن للعين تمييزها في وقت واحد صغير نوعًا ما عند مقارنتها بمدى التكيف الكلي.
بالنسبة لأي مجموعة معينة من الشروط ، يُطلق على مستوى الحساسية الحالي للنظام المرئي مستوى تكييف السطوع ، على

سبيل المثال ، كما هو موضح في الشكل 4.2. إنه يمثل نطاق السطوع الذاتي الذي يمكن للعين إدراكه عند تكييفها مع هذا المستوى.

قضية أخرى مهمة هي قدرة العين على التمييز بين التغيرات في شدة الضوء في أي مستوى تكيف محدد. يوضح الشكل 5.2 فكرة تجربة أساسية لتحديد النظام البصري البشري لتمييز السطوع.

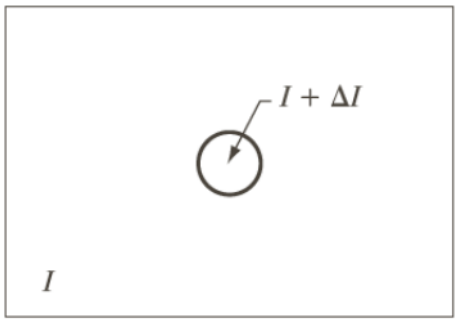


FIGURE 2.5 Basic experimental setup used to characterize brightness discrimination.

شكل 4.2

تتم إضافة زيادة الإضاءة ،ΔI، إلى الحقل على شكل وميض قصير المدة. إذا لم تكن الزيادة ΔI ساطعة بدرجة كافية ، يقول الكائن "لا". كلما أصبحت الزيادة أقوى ، قد يعطي الكائن ردًا إيجابيًا بـ "نعم" أخيرًا ، عندما تصبح قيمة ΔI كبيرة بدرجة كافية ، سيعطي الكائن إجابة إيجابية بـ" نعم "طوال الوقت.

لتكن ΔI تشير إلى زيادة الإضاءة القابلة للتمييز بنسبة 50 ٪ من الوقت مع إضاءة خلفية I. يطلق عليها نسبة ويبر.

تعني القيمة الصغيرة لـ I_c/I أن تغييرًا طفيفًا في الكثافة يمكن تمييزه. إنه يمثل تمييز سطوع "جيد". يبين الشكل 5.2 رسما بيانياً لـ I_c/I كتابع لـ $logI$.

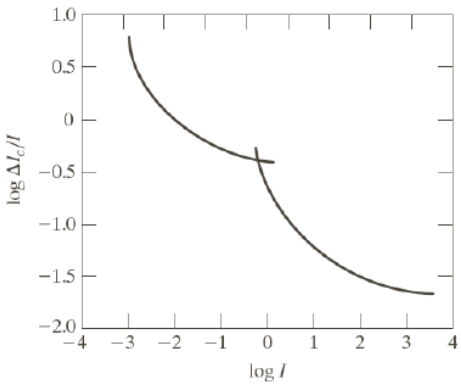
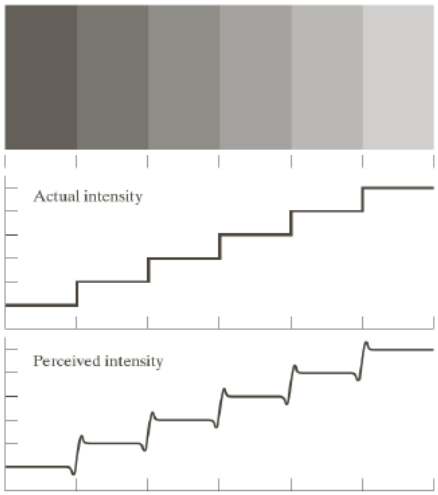


FIGURE 2.6 Typical Weber ratio as a function of intensity.

شكل 5.2

يوضح الشكل 6.2 أن تمييز السطوع يتحسن بشكل ملحوظ مع زيادة إضاءة الخلفية. ظاهرتان تدلان على أن السطوع المدرك ليس تابع بسيطة للقوة.



a
b
c

FIGURE 2.7 Illustration of the Mach band effect. Perceived intensity is not a simple function of actual intensity.

شكل 6.2

يوضح الشكل 7.2 (أ) حقيقة أن النظام المرئي يميل إلى التقليل من الهدف أو تجاوزه حول حدود المناطق ذات الشدة المختلفة.

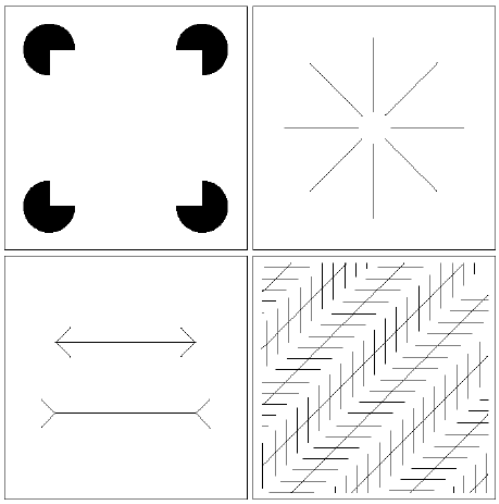
كما هو مبين في الشكل 7.2 (ج) ، على الرغم من أن السوية الرمادية للخطوط ثابتة ، فإننا في الواقع ندرك نمط سطوع متعرج بشدة بالقرب من الحدود.
ظاهرة أخرى ، تسمى التباين المتزامن ، ترتبط بحقيقة أن السطوع المدرك للمنطقة لا يعتمد ببساطة على شدته.

a b c

FIGURE 2.8 Examples of simultaneous contrast. All the inner squares have the same intensity, but they appear progressively darker as the background becomes lighter.

شكل 7.2

في الشكل 8.2 ، تتمتع جميع المربعات المركزية بنفس الكثافة تمامًا ، على الرغم من أنها تبدو للعين أكثر قتامة حيث تصبح الخلفية أفتح.
الأمثلة الأخرى لظواهر الإدراك البشري هي الأوهام البصرية ، حيث تملأ العين المعلومات غير الموجودة أو تدرك بشكل خاطئ الخصائص الهندسية للأشياء.



a b
c d
FIGURE 2.9 Some well-known optical illusions.

شكل 8.2

2.2 الضوء والطيف الكهرومغناطيسي

في عام 1666 ، اكتشف السير إسحاق نيوتن أنه عندما يتم تمرير شعاع من ضوء الشمس عبر منشور زجاجي ، فإن شعاع الضوء الناشئ يتكون من طيف مستمر من الألوان من البنفسجي في أحد الطرفين إلى الأحمر في الطرف الآخر.

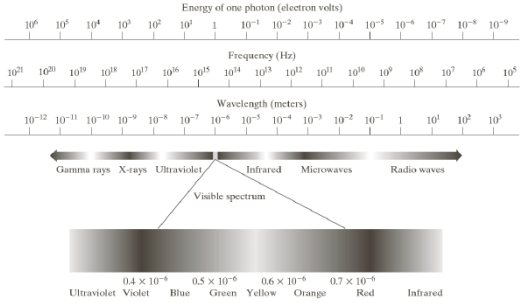


FIGURE 2.10 The electromagnetic spectrum. The visible spectrum is shown zoomed to facilitate explanation, but note that the visible spectrum is a rather narrow portion of the EM spectrum.

شكل 9.2

كما يوضح الشكل 10.2 أن نطاق الألوان الذي ندركه في الضوء المرئي يمثل جزءًا صغيرًا جدًا من الطيف الكهرومغناطيسي. الطول الموجي λ والتردد ν يرتبطان بالعلاقة

$$\lambda = c/\nu \qquad (1)$$

حيث c هي سرعة الضوء (2.998×10^8 م / ث). يتم إعطاء طاقة المكونات المختلفة للطيف الكهرومغناطيسي بواسطة

$$E = h\nu \qquad (2)$$

حيث h هو ثابت بلانك.

يمكن تصور الموجة الكهرومغناطيسية على أنها تموجات جيبية تنتشر بطول موجة ، أو يمكن اعتبارها تيارًا من الجسيمات عديمة الكتلة تنتقل في نمط موجي. يحتوي كل جسيم عديم الكتلة على حزمة من الطاقة تسمى الفوتون.

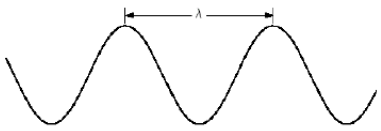


FIGURE 2.11
Graphical representation of one wavelength.

شكل 10.2

بالنسبة إلى (2-2.2) ، تتناسب الطاقة مع التردد ، لذا فإن الظواهر الكهرومغناطيسية ذات التردد العالي تحمل طاقة أكبر لكل فوتون.

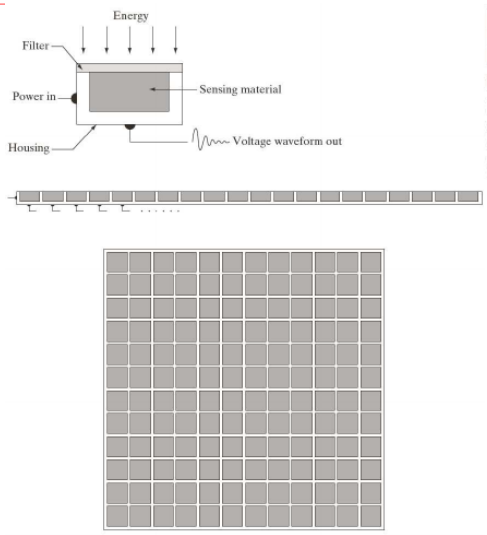
الضوء هو نوع معين من الإشعاع الكهرومغناطيسي الذي يمكن أن تستشعره العين البشرية. يمتد النطاق المرئي للطيف الكهرومغناطيسي من حوالي 43.0 ميكرون (بنفسجي) إلى حوالي 79.0 ميكرون (أحمر).

يتم تحديد الألوان التي يدركها الإنسان في كائن من خلال طبيعة الضوء المنعكس من الكائن. يسمى الضوء الخالي من اللون الضوء أحادي اللون. السمة الوحيدة للضوء أحادي اللون هي شدته أو كميته.

نظرًا لأنه يُنظر إلى الكثافة على أنها تختلف من الأسود إلى الأبيض ، يتم استخدام مصطلح المستوى الرمادي للإشارة إلى كثافة أحادية اللون. يتم استخدام المصطلحين شدة ومستوى الرمادي بالتبادل في هذا الكتاب المدرسي. عادةً ما يُطلق على نطاق القيم المقاسة للضوء أحادي اللون من الأسود إلى الأبيض النطاق الرمادي ، وغالبًا ما يشار إلى الصور أحادية اللون على أنها صور ذات مقياس رمادي.

3.2 تحسس الصور والتقاطها

يوضح الشكل 12.2 ترتيبات التحسس الرئيسية الثلاثة المستخدمة لتحويل طاقة الإضاءة إلى صور رقمية.



a
b
c

FIGURE 2.12
(a) Single imaging sensor.
(b) Line sensor.
(c) Array sensor.

شكل 11.2

يتم تحويل الطاقة الواردة إلى جهد من خلال الجمع بين الطاقة الكهربائية المدخلة ومواد التحسس التي تستجيب لنوع معين من الطاقة يتم اكتشافه. شكل موجة الجهد الناتج هو استجابة الحساس (الحساسات) ، ويتم الحصول على كمية رقمية من كل حساس عن طريق رقمنة استجابته.

الحصول على الصورة باستخدام حساس واحد

من أجل إنشاء صورة ثنائية الأبعاد باستخدام حساس واحد ، يجب أن يكون هناك إزاحة نسبية في كلا الاتجاهين x و y بين الحساس والمنطقة المراد تصويرها. يوضح الشكل 13.2 الترتيب المستخدم في المسح عالي الدقة.

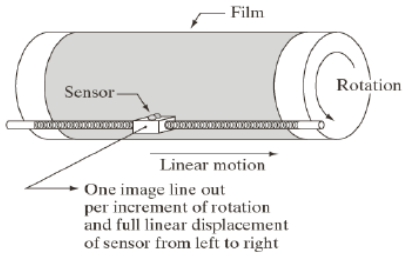


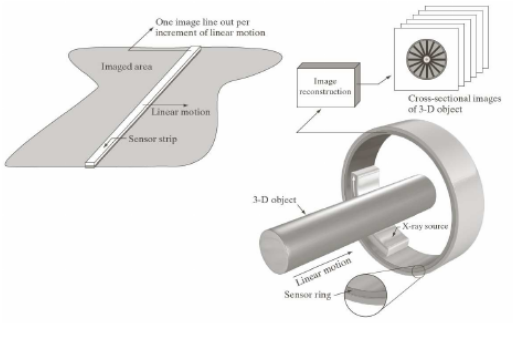
FIGURE 2.13
Combining a single sensor with motion to generate a 2-D image.

شكل 12.2

تستخدم الترتيبات الميكانيكية المماثلة الأخرى سريرًا مسطحًا ، حيث يتحرك الحساس في اتجاهين خطيين.
مثال آخر على التصوير بجهاز حساس واحد يضع مصدر ليزر متزامنًا مع الحساس. تُستخدم المرايا المتحركة للتحكم في الشعاع الخارج في نمط مسح وتوجيه إشارة الليزر المنعكسة إلى الحساس.

الحصول على الصورة باستخدام شرائط الحساس

كما يوضح الشكل 12.2 (ب) ، يتم استخدام الترتيب المباشر لأجهزة التحسس في شكل شريط حساس أكثر بكثير من جهاز حساس واحد. يوضح الشكل 14.2 (أ) نوع الترتيب المستخدم في معظم الماسحات الضوئية ذات القاعدة المسطحة.



a b

FIGURE 2.14 (a) Image acquisition using a linear sensor strip. (b) Image acquisition using a circular sensor str

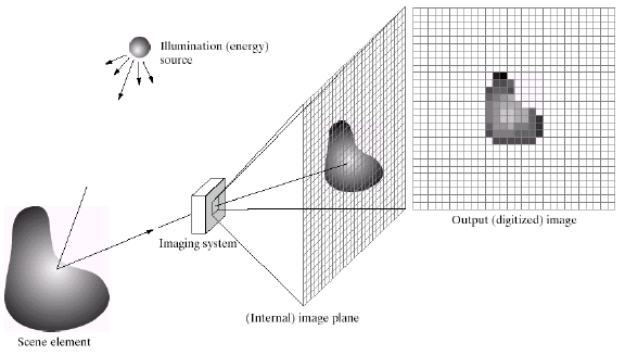
شكل 13.2

تُستخدم شرائط التحسس المثبتة في تكوين الحلقة في التصوير الطبي والصناعي للحصول على صور مقطعية لكائنات ثلاثية الأبعاد ، كما يوضح الشكل 14.2 (ب).

الحصول على الصورة باستخدام مصفوفات التحسس

يوضح الشكل 12.2 (ج) أجهزة تحسس فردية مرتبة في شكل صفيف ثنائي الأبعاد. هذا هو الترتيب السائد الموجود في الكاميرات الرقمية.

نظراً لأن مصفوفة التحسس ثنائية الأبعاد ، فإن ميزتها الرئيسية هي أنه يمكن الحصول على صورة كاملة من خلال تركيز نمط الطاقة على سطح المصفوفة. يوضح الشكل 15.2 الطريقة الرئيسية التي تستخدم بها مجسات المصفوفة.



a b c d e

FIGURE 2.15 An example of the digital image acquisition process. (a) Energy ("illumination") source. (b) An element of a scene. (c) Imaging system. (d) Projection of the scene onto the image plane. (e) Digitized image.

شكل 14.2

نموذج بسيط لتكوين الصورة

نشير إلى الصور بتوابع ثنائية الأبعاد من الشكل $f(x\,y)$. قيمة fعند الإحداثيات $(x\,y)$ هي كمية قياسية موجبة يتم تحديد معناها المادي من خلال مصدر الصورة.
يجب أن يكون التابع $f(x\,y)$ غير صفري ومحدود

$$0 < f(x,y) < \infty \tag{3}$$

يمكن تمييز التابع $f(x\,y)$ بمكونين:

- مقدار إضاءة المصدر الساقطة على المشهد الذي يتم مشاهدته ؛
- مقدار الإضاءة التي تعكسها الأشياء الموجودة في المشهد.

تسمى هذه مكونات الإضاءة والانعكاس ويشار إليها بـ $i(x\,y)$ و $r(x\,y)$.
تتحد هاتان الوظيفتان لتشكيل $f(x\,y)$:

$$f(x,y) = i(x,y)r(x.y) \tag{4}$$

حيث

$$0 < i(x,y) < \infty \tag{5}$$

و

$$0 < r(x,y) < 1 \tag{6}$$

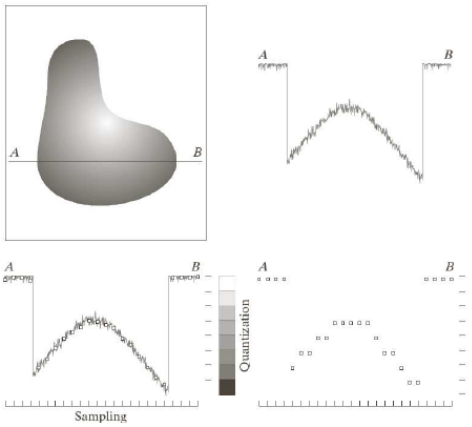
مما يعني أن الانعكاس محدود بين قيمة 0 (الامتصاص الكلي) و 1 (الانعكاس الكلي).

4.2 اعتيان وتكميم الصور

لتكوين صورة رقمية نحتاج الى معطيات محسوسة مستمرة الى شكل رقمي. وهذا يتضمن عمليتان: الاعتيان والتكميم.

المفاهيم الأساسية للاعتيان والتكميم

لتحويل صورة إلى شكل رقمي ، يتعين علينا اعتيان التابع في كلا الاحداثيين وفي الطويلة. يسمى رقمنة قيم الإحداثيات بالاعتيان. ويسمى رقمنة قيم الطويلة بالتكمية.
يوضح الشكل 16.2 الفكرة الأساسية وراء أخذ العينات والتقدير.



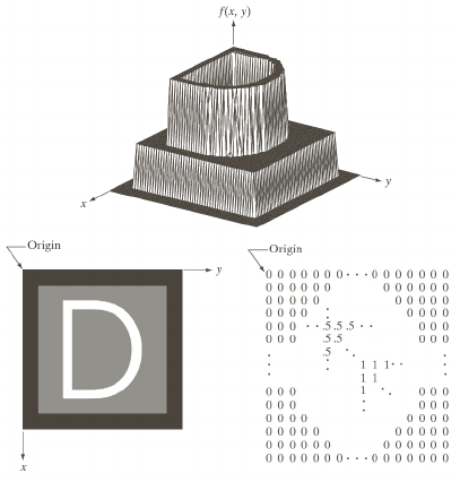
a b
c d
FIGURE 2.16
Generating a digital image. (a) Continuous image. (b) A scan line from A to B in the continuous image, used to illustrate the concepts of sampling and quantization. (c) Sampling and quantization. (d) Digital scan line.

شكل 15.2

عند استخدام مصفوفة الحساس لالتقاط الصور ، نعتبر عدم وجود حركة ويمثل عدد الحساسات في المصفوفة حدود أخذ العينات في كلا الاتجاهين.

5.2 تمثيل الصور الرقمية

من خلال تطبيق الاعتيان والتكميم، يمكننا تحويل تابع صورة مستمر لمتغيرين مستمرين ،$f(s\,t)$ ، إلى صورة رقمية $f(x\,y)$ ، والتي تحتوي على صفوف M و N عمود . $(x\,y)$ هي إحداثيات منفصلة: $x = 0\,1\,2\,\ldots\,M-1$ و $y = 0\,1\,2\,\ldots\,N-1$.
بشكل عام ، يتم الإشارة إلى قيمة الصورة في أي إحداثيات $(x\,y)$ بواسطة $f(x\,y)$ ، حيث x و y أعداد صحيحة.
يسمى جزء المستوى الحقيقي الممتد بإحداثيات الصورة بالمجال المكاني.



a
b c
FIGURE 2.18
(a) Image plotted as a surface. (b) Image displayed as a visual intensity array. (c) Image shown as a 2-D numerical array (0, .5, and 1 represent black, gray, and white, respectively).

شكل 16.2

يوضح الشكل 18.2 ثلاث طرق أساسية لتمثيل $f(x\,y)$. التمثيلات في الشكل 18.2 (ب) و (ج) هي الأكثر فائدة.

تتيح لنا عروض الصور عرض النتائج في لمحة ، ويتم استخدام المصفوفات العددية للمعالجة وتطوير الخوارزمية. سوف نقوم بتمثيل مصفوفة عددية ذات أبعاد M × N كمساواة

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \tag{7}$$

في بعض المناقشات ، نستخدم صيغة المصفوفة التقليدية للإشارة إلى الصورة الرقمية كعناصرها:

$$A = \begin{bmatrix} a_{0,0} & a_{0,1} & \dots & a_{0,N-1} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & \dots & a_{1,N-1} \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ . & . & & . \\ a_{M-1,0} & a_{M-1,1} & \dots & a_{M-1,N-1} \end{bmatrix} \tag{8}$$

نظراً لاعتبارات التخزين والقياس الكمي للأجهزة ، يكون عدد مستويات السوية الرماديةقوة مرفوعة للأس 2:

$$L = 2^k \tag{9}$$

نفترض أن المستويات المتقطعة متباعدة بشكل متساوٍ وأنها أعداد صحيحة في المجال $[0, L-1]$.

نحدد النطاق الديناميكي لنظام التصوير ليكون نسبة أقصى سوية رمادة قابلة للقياس إلى أدنى مستوى سوية رمادية يمكن اكتشافه في النظام. كقاعدة عامة ، يتم تحديد الحد الأعلى بالإشباع والحد الأدنى بالضجيج.

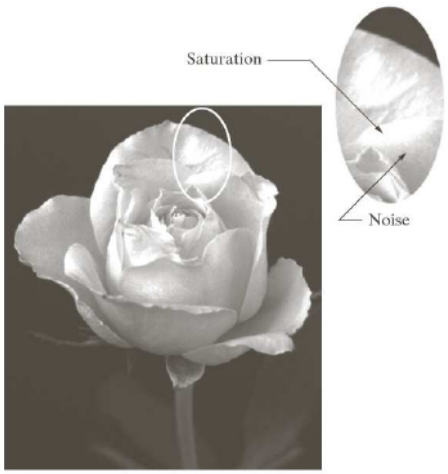


FIGURE 2.19 An image exhibiting saturation and noise. Saturation is the highest value beyond which all intensity levels are clipped (note how the entire saturated area has a high, *constant* intensity level). Noise in this case appears as a grainy texture pattern. Noise, especially in the darker regions of an image (e.g., the stem of the rose) masks the lowest detectable true intensity level.

شكل 17.2

يرتبط تباين الصورة ارتباطًا وثيقًا بمفهوم النطاق الديناميكي ، والذي يُعرَّف بأنه الاختلاف في السوية بين أعلى وأدنى مستويات السوية الرمادية في الصورة.

إن عدد البتات المطلوبة لتخزين صورة رقمية هو

$$b = M \times N \times k \tag{10}$$

وعندما يكون $M = N$ تصبح العلاقة

$$b = N^2 \times k \tag{11}$$

TABLE 2.1
Number of storage bits for various values of N and k.

N/k	1 (L = 2)	2 (L = 4)	3 (L = 8)	4 (L = 16)	5 (L = 32)	6 (L = 64)	7 (L = 128)	8 (L = 256)
32	1,024	2,048	3,072	4,096	5,120	6,144	7,168	8,192
64	4,096	8,192	12,288	16,384	20,480	24,576	28,672	32,768
128	16,384	32,768	49,152	65,536	81,920	98,304	114,688	131,072
256	65,536	131,072	196,608	262,144	327,680	393,216	458,752	524,288
512	262,144	524,288	786,432	1,048,576	1,310,720	1,572,864	1,835,008	2,097,152
1024	1,048,576	2,097,152	3,145,728	4,194,304	5,242,880	6,291,456	7,340,032	8,388,608
2048	4,194,304	8,388,608	12,582,912	16,777,216	20,971,520	25,165,824	29,369,128	33,554,432
4096	16,777,216	33,554,432	50,331,648	67,108,864	83,886,080	100,663,296	117,440,512	134,217,728
8192	67,108,864	134,217,728	201,326,592	268,435,456	335,544,320	402,653,184	469,762,048	536,870,912

شكل 18.2

الدقة المكانية والدقة اللونية

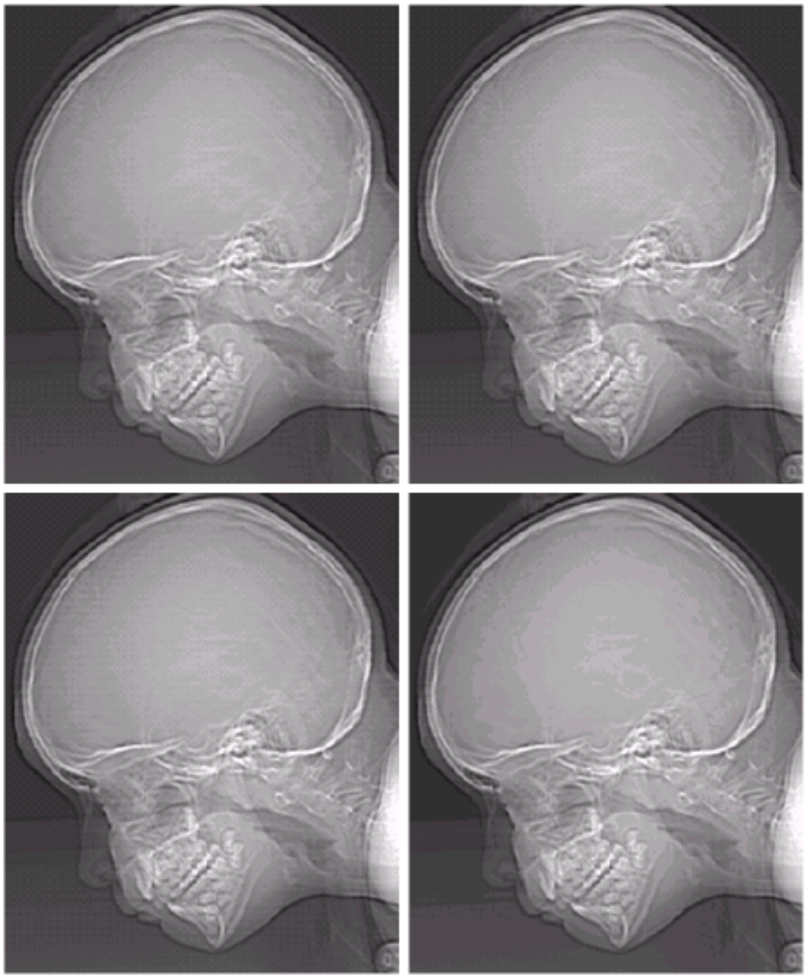
الدقة المكانية

هي مقياس لأصغر تفصيل يمكن تمييزه في الصورة.

a b
c d

FIGURE 2.20 Typical effects of reducing spatial resolution. Images shown at: (a) 1250 dpi, (b) 300 dpi, (c) 150 dpi, and (d) 72 dpi. The thin black borders were added for clarity. They are not part of the data.

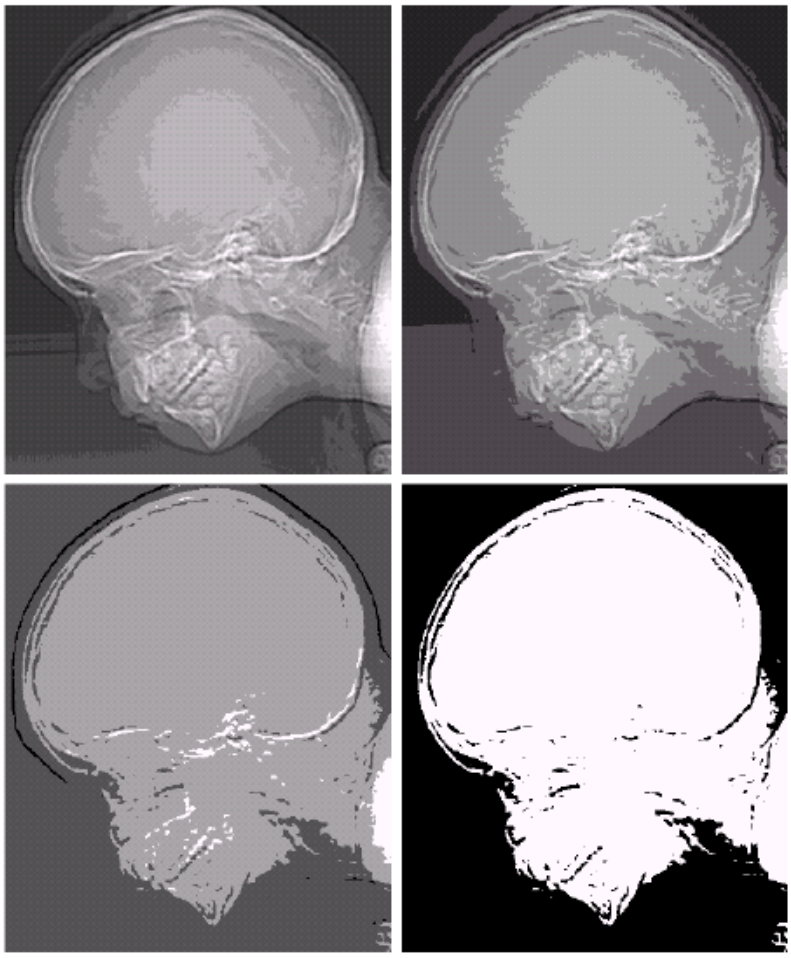
شكل 19.2



a b
c d

FIGURE 2.21
(a) 452 × 374, 256-level image. (b)–(d) Image displayed in 128, 64, and 32 gray levels, while keeping the spatial resolution constant.

شكل 20.2



e f
g h

FIGURE 2.21
(Continued)
(e)–(h) Image displayed in 16, 8, 4, and 2 gray levels. (Original courtesy of Dr. David R. Pickens, Department of Radiology & Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center.)

شكل 21.2

توضح النتائج الموضحة في المثالين 2.2 و 3.2 التأثيرات الناتجة على جودة الصورة عن طريق تغيير N و k بشكل مستقل.

a b c

FIGURE 2.22 (a) Image with a low level of detail. (b) Image with a medium level of detail. (c) Image with a relatively large amount of detail. (Image (b) courtesy of the Massachusetts Institute of Technology.)

شكل 22.2

يوضح الشكل 22.2 التأثيرات على جودة الصورة الناتجة عن تغيير N و k في وقت واحد. تم إنشاء مجموعات من هذه الأنواع الثلاثة من الصور من خلال تباين N و k ، ثم طُلب من المراقبين ترتيبها وفقًا لجودتها الذاتية.

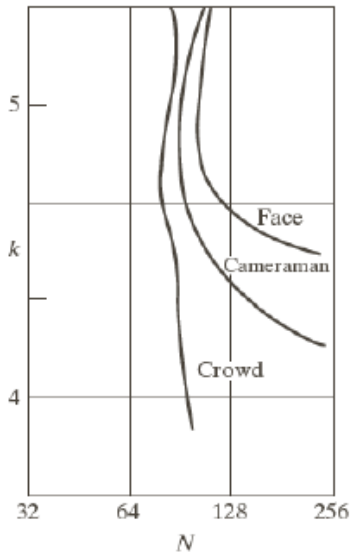


FIGURE 2.23 Typical isopreference curves for the three types of images in Fig. 2.22.

شكل 23.2

تمثل كل نقطة في المستوى Nk صورة لها قيم N و k تساوي إحداثيات تلك النقطة.

استيفاء الصور

الاستيفاء هو أداة أساسية تستخدم على نطاق واسع في مهام مثل التكبير والتصغير والتدوير والتصحيحات الهندسية.
في الأساس ، الاستيفاء هو عملية استخدام بيانات معروفة لتقدير قيم في مواقع غير معروفة.
على سبيل المثال ، نريد تغيير حجم صورة بحجم 500 × 500 بكسل إلى 750 × 750 بكسل. للقيام بإسناد سوية الشدة لأي بكسل في الصورة الناتجة ، نبحث عن أقرب بكسل لها في الصورة الأصلية ونخصص شدتها للبكسل الجديد في شبكة 750 × 750. هذه الطريقة تسمى الاستيفاء لأقرب جار interpolation. neighbour nearest . الطريقة الأكثر ملاءمة هي الاستيفاء ثنائي الخطوط interpolation bilinear حيث نستخدم أقرب أربعة جيران لتقدير سوية الشدة في موقع معين. لتكن (x, y) تشير إلى إحداثيات الموقع الذي نريد أن نخصص له قيمة سوية الشدة ، ولتكن $v(x, y)$ تشير إلى قيمة سوية الشدة هذه. بالنسبة إلى الاستيفاء ثنائي الخطوط ، يتم الحصول على القيمة المخصصة باستخدام المعادلة

$$v(x, y) = ax + by + cxy + d \tag{12}$$

حيث يتم تحديد المعاملات الأربعة من المعادلات الأربع في أربعة مجاهيل يمكن كتابتها باستخدام أقرب أربعة جيران للنقطة $(x\ y)$. المستوى التالي من التعقيد هو الاستيفاء التكعيبي interpolation bicubic ، والذي يتضمن أقرب ستة عشر جيرانًا لنقطة ما:

$$v(x,y) = \sum_{i=0}^{3}\sum_{j=0}^{3} a_{ij}x^i y^j \qquad (13)$$

حيث يتم تحديد المعاملات الستة عشر من المعادلات الستة عشر ذات ستة عشر مجهول التي يمكن كتابتها باستخدام أقرب ستة عشر نقطة من الجيران (x,y).

من الممكن استخدام المزيد من الجيران في الاستيفاء ، وهناك تقنيات أكثر تعقيدًا.

5.2

6.2 بعض العلاقات الأساسية بين البكسل

هنا ، نعتبر بعض العلاقات المهمة بين وحدات البكسل في صورة رقمية.

جيران بكسل

بالنسبة إلى بكسل p عند الإحداثيات (x,y) يمتلك أربعة جيران أفقية ورأسية: $(x+1,y),(x-1,y),(x,y+1),(x,y-1)$.
تسمى هذه المجموعة من البيكسلات بالجيران الأربعة 4-neighbuors لـ p ، ويُشار إليها بالرمز $N_4(p)$.
الجيران الأربعة القطرية لـ p هم $(x+1,y+1),(x+1,y-1),(x-1,y+1),(x-1,y-1)$ ، ويتم الإشارة إليها بواسطة $N_D(p)$.

التجاور والاتصال والمناطق والحدود

Boundaries and Regions, Connectivity, Adjacency,

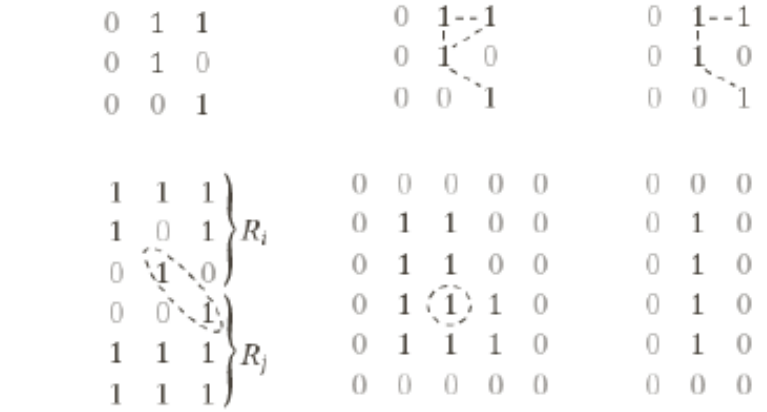
لتكن V مجموعة قيم الشدة المستخدمة لتحديد التجاور Adjacency. في الصورة الثنائية تكون ، $V = 1$ إذا كنا نشير إلى تجاور وحدات البكسل بالقيمة 1.
في صورة ذات سوية رمادية ، تحتوي المجموعة V عادةً على المزيد من العناصر. على سبيل المثال ، مع مجموعة من قيم الكثافة المحتملة من 0 إلى 255 ، يمكن أن تكون المجموعة V أي مجموعة جزئية من هذه القيم البالغ عددها 256 قيمة.
ضع في اعتبارك ثلاثة أنواع من الجوار:

- التجاور-4 4-adjacency. يكون بكسلان p و q قيمتيهما تنتمي إلى V بتجاور من نوع 4 إذا كانت q في المجموعة $N_4(p)$.
- التجاور-8 8-adjacency. يكون بكسلان p و q قيمتيهما تنتمي إلى V بتجاور من نوع 8 إذا كانت q في المجموعة $N_8(p)$.
- التجاور-m (تجاور مختلط). البكسلان p و q بقيم من V هما m-adjacency إذا
  - q موجود في $N_4(p)$ أو

– q موجود في $N_D(p)$ والمجموعة $N_4(p) \cap N_4(q)$ لا تحتوي على وحدات بكسل تكون قيمها من V.

التجاور المختلط adjacency Mixed هو تعديل للتجاور-8.

على سبيل المثال ، لنأخذ الترتيب الموضح في الشكل 25.2 (أ) لـ $V = 1$. تُظهر البكسلات الثلاثة الموجودة في أعلى الشكل 25.2 (ب) تجاور-8 غامض ، و نزيل هذا الغموض باستخدام التقارب-m ، كما هو موضح في الشكل 25.2 (ج).



a b c
d e f

FIGURE 2.25 (a) An arrangement of pixels. (b) Pixels that are 8-adjacent (adjacency is shown by dashed lines; note the ambiguity). (c) *m*-adjacency. (d) Two regions that are adjacent if 8-adjecency is used. (e) The circled point is part of the boundary of the 1-valued pixels only if 8-adjacency between the region and background is used. (f) The inner boundary of the 1-valued region does not form a closed path, but its outer boundary does.

شكل 24.2

نعرف المسار path من بكسل ذات إحداثيات (x, y) إلى بكسل q بالإحداثيات (s, t) هو تسلسل من وحدات البكسل المميزة بإحداثيات $(x_0, y_0) = (x, y), (x_n, y_n) = (s, t)$, حيث $(x_0, y_0), (x_1, y_1), \ldots (x_n, y_n)$, والبكسلان (x_i, y_i) و $(xi\ yi{-}1)$ متجاورة من أجل $n \leq i \geq 1$. n هو طول المسار. إذا كانت $(x_0\ y_0) = (x_n\ y_n)$ ، يكون المسار مسارًا مغلقًا.

يمكننا تحديد مسارات من نوع 4 أو 8 أو m اعتمادًا على نوع الجوار.

المسار الموضح في الشكل 25.2 (ب) بين النقاط اليمنى العلوية والسفلية هو من نوع مسار-8 ،بينما المسار في الشكل 25.2 (ج) هو مسار-m.

لنفترض أن S تمثل مجموعة جزئية من بكسلات في صورة. نقول إن البكسلان p و q متصلان في S إذا كان هناك مسار بينهما يتكون بالكامل من بكسلات تنتمي لـ S. وإذا احتوى على مكون واحد فقط متصل ، فإن المجموعة S تسمى مجموعة متصلة.

لنفترض أن R مجموعة جزئية من البكسلات في صورة. نسمي R منطقة من الصورة إذا كانت R مجموعة متصلة.

يقال إن منطقتين ، R_i و R_j متجاورتان إذا كان اجتماعهما يشكل مجموعة متصلة. يقال إن المناطق غير المتجاورة منفصلة. المنطقتان (ذات القيم 1) في الشكل 25.2 (d) متجاورتان فقط إذا تم استخدام تجاور-8 .

افترض أن الصورة تحتوي على مناطق منفصلة عددها K ، $R_k\ k = 1\ 2 \ldots K$، ولا يلامس أي منها حدود الصورة.

ولتكن R_u تشير إلى اجتماع جميع المناطق K ، ولتكن $(R_u)^c$ تشير إلى مكملها. ندعو جميع النقاط الموجودة في R_u بأمامية الصورة foreground ، وجميع النقاط الموجودة في $(R_u)^c$ خلفية الصورة background . تخوم boundary (وتسمى أيضًا الحدود border أو المحيط contour) المنطقة R هي مجموعة النقاط المجاورة للنقاط في مكمل R.
مرة أخرى ، يجب أن نحدد الاتصال المستخدم لتحديد التجاور. على سبيل المثال ، النقطة المحاطة بدائرة في الشكل 25.2 (e) ليست عضوًا في حدود المنطقة ذات القيمة 1 إذا تم استخدام الاتصالية من نوع 4 بين المنطقة وخلفيتها.
كقاعدة عامة ، يتم تحديد التجاور بين النقاط في منطقة ما وخلفيتها بدلالة تجاور من نوع 8 للتعامل مع حالات مثل أعلاه.
يشار إلى التعريف السابق على أنه الحدود الداخلية للمنطقة لتمييزها عن حدودها الخارجية ، وهي الحدود الموافة في الخلفية. هذه المسألة مهمة في تطوير خوارزميات تتبع الحدود. عادة ما يتم صياغة هذه الخوارزميات لتتبع الحدود الخارجية من أجل ضمان أن النتيجة ستشكل مسارًا مغلقًا.
على سبيل المثال ، الحدود الداخلية للمنطقة ذات القيمة 1 في الشكل 25.2 (f) هي المنطقة نفسها.
إذا كانت R كامل الصورة ، فسيتم تعريف حدودها على أنها مجموعة البكسلات في الصفوف والأعمدة الأولى والأخيرة من الصورة. هذا التعريف الإضافي مطلوب لأن الصورة ليس لها جيران خارج حدودها.

مقاييس المسافة

Measures Distance

من أجل ثلاثة بكسلات p و q و z ذات احداثيات $(x, y), (s, t), (v, w)$ يكون D تابع مسافة أو مقياس مسافة إذا تحقق مايلي

(a) $D(p, q) \geq 0 (D(p, q) = 0 iff p = q)$
(b) $D(p, q) = D(q, p)$, and
(c) $D(p, z) \leq D(p, q) + D(q, z)$.

ونعرف المسافة الإقليدية بين p و q كما يلي

$$D_e(p, q) = [(x-s)^2 + (y-t)^2]^{1/2}. \quad (14)$$

ونعرف المسافة D_4 (التي تدعى بمسافة كتلة الأبنية) بين p و q كما يلي

$$D_4(p, q) = |x-s| + |y-t|. \quad (15)$$

: **مثال** إن البكسلات التي تبعد مسافة D_4 أقل او تساوي 2 عن (x, y) تشكل المحيطات التالية ذات البعد الثابت:

$$\begin{matrix} & & 2 & & \\ & 2 & 1 & 2 & \\ 2 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ & 2 & 1 & 2 & \\ & & 2 & & \end{matrix}$$

والبكسلات ذات البعد $D_4 = 1$ هي الجيران الأربع لـ (x, y) .
تعرف المسافة D_8 (وتدعى بمسافة رقعة الشطرنج) بين p و q كما يلي

$$D_8(p, q) = max(|x-s|, |y-t|). \quad (16)$$

إن البكسلات التي تبعد مسافة D_8 أقل او تساوي 2 عن (x, y) تشكل المحيطات **مثال** التالية ذات البعد الثابت:

$$\begin{matrix} 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 1 & 1 & 2 \\ 2 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 2 & 1 & 1 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \end{matrix}$$

والبكسلات ذات البعد $D_8 = 1$ هي الجيران الثمانية لـ (x, y) .

7.2 مقدمة للأدوات الرياضية المستخدمةفي معالجة الصور الرقمية

هناك هدفان أساسيان لهذه الفقرة:(1) تقديم الأدوات الرياضية المختلفة التي سنستخدمها في الفصول اللاحقة ، (2) لتطوير "الإحساس" بكيفية استخدام هذه الأدوات من خلال تطبيقها على مجموعة متنوعة من مهام معالجة الصور الأساسية.

عمليات الصف مقابل عمليات المصفوفة

يتم تنفيذ عملية الصفيف التي تتضمن صورة واحدة أو أكثر على أساس بكسل مقابل بكسل.
هناك العديد من الحالات التي يتم فيها تنفيذ العمليات بين الصور باستخدام نظرية المصفوفات.
لنأخذ الصورتين التاليتين ببعد 2 × 2:

$$\begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \text{ و } \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$$

لجداء الصفيف لهاتين الصورتين هو

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} & a_{12}b_{12} \\ a_{21}b_{21} & a_{22}b_{22} \end{bmatrix}$$

بينما جداء المصفوفات يعطى كما يلي

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} + a_{12}b_{21} & a_{11}b_{12} + a_{12}b_{22} \\ a_{21}b_{11} + a_{22}b_{21} & a_{21}b_{12} + a_{22}b_{22} \end{bmatrix}$$

سنقوم باستخدام عمليات الصفيف خلال هذا المقرر مالم نشير الى مايخالف ذلك.

العمليات الخطية مقابل العمليات اللاخطية

من أهم تصنيفات طريقة معالجة الصور ما إذا كانت خطية أو غير خطية.
لنأخذ عملية عامة، H ، تعطي صورة خرج ،$g(x\ y)$ ، وذلك من أجل صورة دخل معينة ، $f(x\ y)$:

$$H[f(x\ y)] = g(x\ y). \tag{17}$$

نقول عن العملية H عملية خطية إذا تحقق مايلي

$$H[a_i f_i(x,y) + a_j f_j(x,y)] = a_i H[f_i(x,y)] + a_j H[f_j(x,y)] = a_i g_i(x,y) + a_j g_j(x,y), \tag{18}$$

حيث $a_i, a_j, f_i(x,y)$ هي ثوابت وصور اعتباطية.
مثال :عملية لاخطية.
ليكن لدينا الصورتين التاليتين لتطبيق عملية max بينهما $\begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}$ و $\begin{bmatrix} 6 & 5 \\ 4 & 7 \end{bmatrix}$
وليكن
و

- لنجري اختبار الخاصية الخطية سنبدأ بالجانب الأيس من المعادلة ( ):

$$max\left\{(1)\begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 2 & 3 \end{bmatrix} + (-1)\begin{bmatrix} 6 & 5 \\ 4 & 7 \end{bmatrix}\right\} = max\left\{\begin{bmatrix} -6 & -3 \\ -2 & -4 \end{bmatrix}\right\} = -2$$

ثم نقوم بالعمل على الجانب الأيمن

$$(1)max\left\{\begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}\right\} + (-1)max\left\{\begin{bmatrix} 6 & 5 \\ 4 & 7 \end{bmatrix}\right\} = 3 + (-1)7 = 4$$

كما نرى فإن الجانب الأيسر والجانب الأيمن للمعادلة غير متساويين في هذه الحالة وبالتالي نكون قد برهنا أنه بشكل عام فإن عملية max غير خطية.

تعطى العمليات الحسابية الأربعة والتي تعتبر عمليات صفيف كما يلي

$$\begin{aligned} s(x,y) &= f(x,y) + g(x,y) \\ d(x,y) &= f(x,y) - g(x,y) \\ p(x,y) &= f(x,y) \times g(x,y) \\ v(x,y) &= f(x,y) \div g(x,y) \end{aligned} \tag{19}$$

مثال :إضافة (أخذ القيمة المتوسطة) لصور مشوشة من أجل تقليل الضجيج.
لنفترض أن $g(x\,y)$ صورة تالفة تكونت عن طريق إضافة ضجيج ،$\eta(x\,y)$ ، إلى صورة خالية من الضجيج $f(x\,y)$:

$$g(x,y) = f(x,y) + \eta(x,y) \tag{20}$$

حيث يفترض أن $\eta(x,y)$ غير مرتبطة بمتوسط قيمة صفري. الهدف من الإجراء التالي هو تقليل محتوى التشويش عن طريق إضافة مجموعة من الصور المشوشة ، $g_i(x,y)$. مع الافتراض أعلاه ، يمكن إظهار أنه إذا تم تكوين صورة $g(x,y)$ عن طريق حساب متوسط K من الصور المشوشة المختلفة ،

$$\bar{g}(x,y) = \frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K} g_i(x,y) \tag{21}$$

فنحصل على

$$E\{\bar{g}(x,y)\} = f(x,y), \tag{22}$$

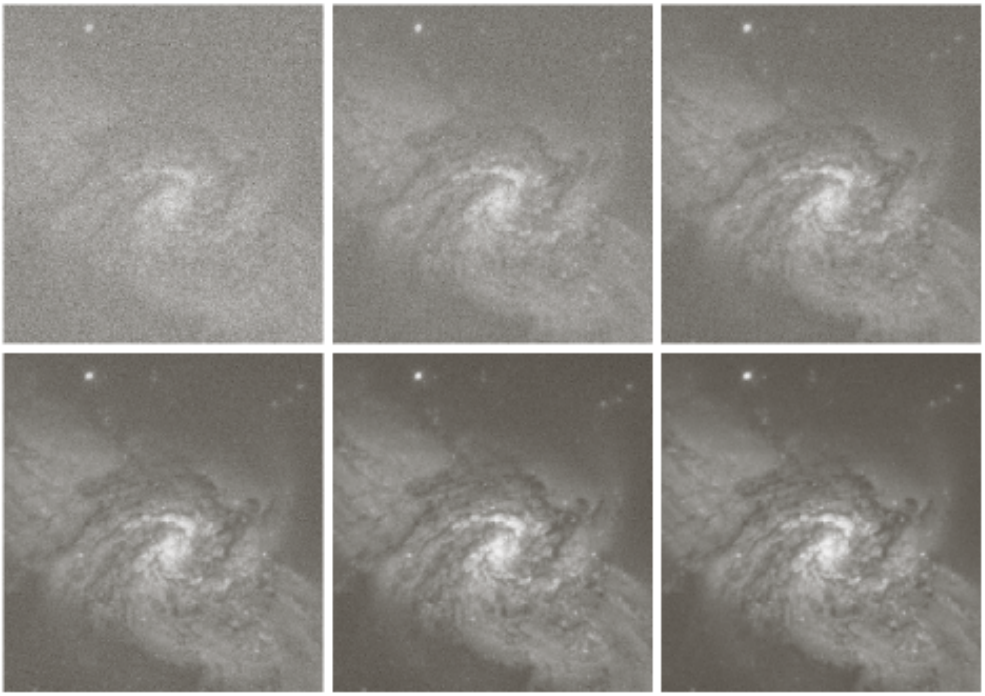
و

$$\sigma^2_{\bar{g}(x,y)} = \frac{1}{K}\sigma^2_{\eta(x,y)} \tag{23}$$

حيث $E\{\bar{g}(x,y)\}$ تمثل القيمة المتوقع لـ $\bar{g}$ و $\sigma^2_{\bar{g}(x,y)}$ و $\sigma^2_{\eta(x,y)}$ هما تباين القيمتين $\bar{g}$ و η وكل هذه القيم عند الاحداثي (x,y) . وتعطى قيمة الانحراف المعياري (الجذر التربيعي للتباين) عند اي نقطة في الصورة الوسطية بالعلاقة

$$\sigma_{\bar{g}(x,y)} = \frac{1}{\sqrt{K}}\sigma_{\eta(x,y)} \tag{24}$$

تشير المعادلتين (23.2) و (24.2) إلى أنه بازدياد قيمة K يتناقص مقدار تغير قيم البكسلات عند كل موقع (x,y) . وهذا يعني أن قيمة $\bar{g}(x,y)$ تتقارب من $f(x,y)$ كلما ازداد عدد الصور المشوشة المستخدمة في عملية حساب القيمة المتوسطة لهذه الصور.
الشكل يبين نتائج حساب القيمة المتوسطة لعدد مختلف من الصور المشوشة وذلك لصورة المجرة NGC Pair Galaxy 3314.



a b c
d e f

FIGURE 2.26 (a) Image of Galaxy Pair NGC 3314 corrupted by additive Gaussian noise. (b)–(f) Results of averaging 5, 10, 20, 50, and 100 noisy images, respectively. (Original image courtesy of NASA.)

شكل 25.2

مثال : طرح الصور لتعزيز الاختلافات أحد التطبيقات المستخدمة بشكل متكرر لطرح الصور هو تعزيز الاختلافات بين الصور.

a b c

FIGURE 2.27 (a) Infrared image of the Washington, D.C. area. (b) Image obtained by setting to zero the least significant bit of every pixel in (a). (c) Difference of the two images, scaled to the range [0, 255] for clarity.

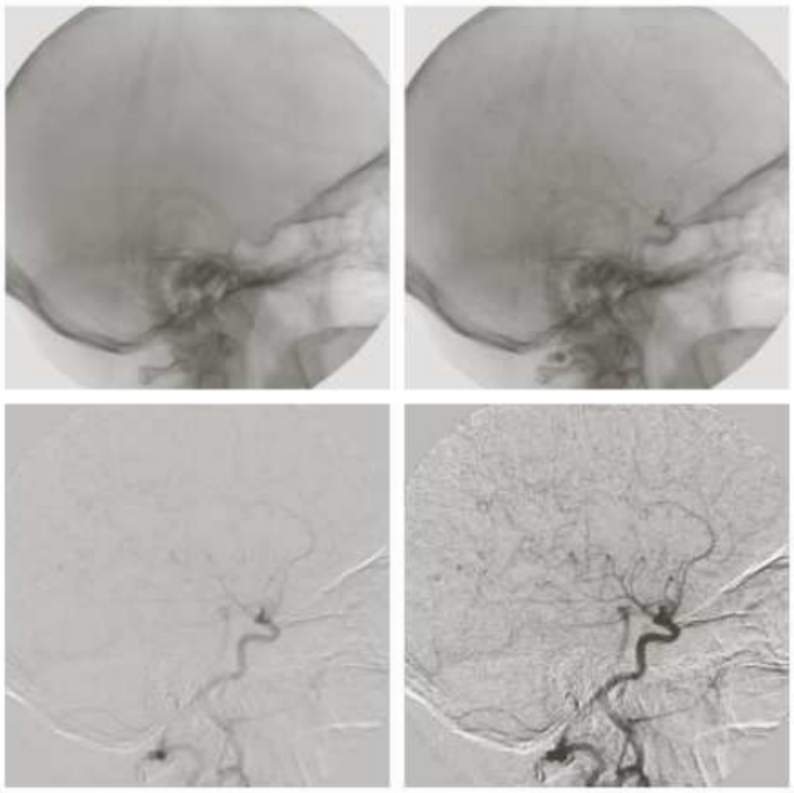
شكل 26.2

كتوضيح آخر ، نناقش موضوع من التصوير الطبي يسمى التصوير الشعاعي بوضع القناع. لنأخذ فرق صورتين من

الشكل

$$g(x,y) = f(x,y) - h(x,y). \tag{25}$$

حيث $h(x,y)$ القناع وهو صورة أشعة سينية لمنطقة من جسم المريض مأخوذة بكاميرا فيديو مكثفة متوضعة في المكان المعاكس لمصدر الأشعة السينية.



a b
c d

FIGURE 2.28 Digital subtraction angiography. (a) Mask image. (b) A live image. (c) Difference between (a) and (b). (d) Enhanced difference image. (Figures (a) and (b) courtesy of The Image Sciences Institute, University Medical Center, Utrecht, The Netherlands.)

شكل 27.2

مثال: استخدام جداء وقسمة الصور لتصحيح الظل

من التطبيقات الهامة لجداء الصور (وقسمتها) هو تصحيح الظل.

بفرض لدينا حساس تصوير ينتج صور يمكن نمذجتها كجداء "الصورة المثالية" $f(x,y)$ مع تابع الظل ، $h(x,y)$:

$g(x,y) = f(x,y)h(x,y)$.

في حال كانت قيمة $h(x,y)$ معروفة عندئذ نحصل على $f(x,y)$ من خلال المعادلة $f(x,y) = g(x,y)/h(x,y)$.

أما إذا كانت قيمة $h(x,y)$ غير معروفة ولكن من الممكن الوصول إلى نظام التصوير يمكننا الحصول على تقريب لتابع الظل من خلال تصوير هدف معين ذو سوية رمادية ثابتة.

الشكل 29.2 يظهر مثال لتصحيح الظل.

a b c

FIGURE 2.29 Shading correction. (a) Shaded SEM image of a tungsten filament and support, magnified approximately 130 times. (b) The shading pattern. (c) Product of (a) by the reciprocal of (b). (Original image courtesy of Mr. Michael Shaffer, Department of Geological Sciences, University of Oregon, Eugene.)

شكل 28.2

عمليات المجموعات والعمليات المنطقية

العمليات الأساسية للمجموعات

لتكن A مجموعة مؤلفة من أزواج مرتبة من الأعداد الحقيقية. وإذا كان $a = a_1, a_2)$ عنصر في A عندئذ يمكننا كتابة مايلي

$$a \in A \tag{26}$$

وبشكل مشابه إذا كان a ليس عنصرا في A عندها نكتب

$$a \notin A \tag{27}$$

المجموعة التي لا تحتوي عناصر تسمى المجموعة الفارغة أو الخالية ويُشار إليها بالرمز ϕ .
يتم تحديد المجموعة بواسطة محتويات قوسين: $\{\cdot\}$ فمثلا ، تعبير من الشكل

$$C = \{w | w = -d, d \in D\}$$

يعني أن المجموعة C هي مجموعة العناصر ، w ، بحيث يتم تشكيل w بضرب كل عنصر من عناصر المجموعة D بالعدد -1.
إذا كان كل عنصر في المجموعة A هو أيضًا عنصر من عناصر المجموعة B ، فيُقال إن A مجموعة جزئية من B ، ويُشار إليها على أنها

$$A \subseteq B \tag{28}$$

اجتماع مجموعتين A و B ، يرمز لهما

$$C = A \bigcup B \tag{29}$$

هي مجموعة العناصر التي تنتمي إما إلى A أو B أو كليهما.

وبشكل مشابه فإن تقاطع مجموعتين A و B الذي يشار إليه كما يلي

$$C = A \cap B \tag{30}$$

هو مجموعة العناصر التي تنتمي لكلا المجموعتين.

يُقال إن المجموعتين A و B منفصلتان أو متنافيتان إذا لم يكن لديهما عناصر مشتركة

$$A \cap B = \phi \tag{31}$$

المجموعة الشاملة ، U ، هي مجموعة كل العناصر في تطبيق معين.

مكمل المجموعة A هي مجموعة العناصر غير الموجودة في :A

$$A^c = \{w | w \notin A\} \tag{32}$$

يتم تعريف الفرق بين المجموعتين A و B ، B - A ، على أنه

$$A - B = \{w | w \in A, \notin B\} = A \cap B^c \tag{33}$$

كمثال ، سنعرّف A^c بدلالة U وعملية الفرق بين مجموعتين:

$A^c = U - A$ الشكل 31.2 يوضح المفاهيم السابقة.

a b c

FIGURE 2.29 Shading correction. (a) Shaded SEM image of a tungsten filament and support, magnified approximately 130 times. (b) The shading pattern. (c) Product of (a) by the reciprocal of (b). (Original image courtesy of Mr. Michael Shaffer, Department of Geological Sciences, University of Oregon, Eugene.)

شكل 29.2

مثال : عمليات المجموعات التي تتضمن السويات الرمادية للصورة لتكن عناصر الصورة ذات المقياس الرمادي ممثلة بواسطة مجموعة A عناصرها ثلاثيات من الشكل x) ، y ، (z ، حيث x و y إحداثيات خاصة و z تدل على السوية الرمادية.

يمكننا تعريف مكمل A كمجموعة

$$A^c = (x, y, K - z) | (x, y, z) \in A$$

والتي تشير إلى مجموعة البكسلات من A التي تم طرح قيمة سويتها الرمادية من قيمة ثابتة K. الثابت K يساوي $2^k - 1$ ، حيث k هو عدد بتات شدة السوية الرمادية المستخدمة لتمثيل z.

لنفترض أن A تشير إلى الصورة ذات المقياس الرمادي 8 بت في الشكل 32.2 .(a)
لتكوين الصورة السلبية لـ A باستخدام عمليات المجموعة ، يمكننا تشكيل

$$A_n = A^c = (x, y, 255-z)|(x, y, z) \in A$$

تظهر هذه الصورة في الشكل 32.2 .(b)
يمكن تعريف اجتماع مجموعتين من المقياس الرمادي A و B على أنه المجموعة

$$A \cup B = \left\{ \max_z(a, b)|a \in A, b \in B \right\}$$

على سبيل المثال ، افترض أن A يمثل الصورة في الشكل 32.2 (a) ، وليكن B يشير إلى مصفوفة من نفس حجم A ، ولكن قيم z تساوي 3 أضعاف متوسط السوية الرمادية ، m ، لعناصر A . يوضح الشكل 32.2 (ج) النتيجة.

a b c

FIGURE 2.32 Set operations involving gray-scale images. (a) Original image. (b) Image negative obtained using set complementation. (c) The union of (a) and a constant image. (Original image courtesy of G.E. Medical Systems.)

شكل 30.2

العمليات المنطقية

عند التعامل مع الصور الثنائية ، من الشائع الإشارة إلى الاجتماع والتقاطع والمكمل على أنها عمليات OR و AND و NOT المنطقية. يوضح الشكل 33.2 بعض العمليات المنطقية.

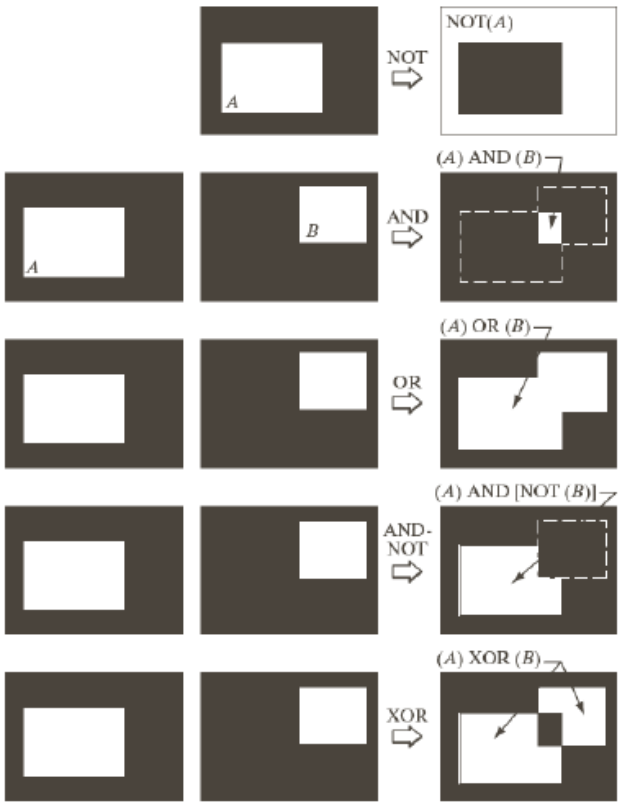


FIGURE 2.33
Illustration of logical operations involving foreground (white) pixels. Black represents binary 0s and white binary 1s. The dashed lines are shown for reference only. They are not part of the result.

شكل 31.2

يُظهر الصف الرابع من الشكل 33.2 نتيجة العملية التي تنتمي إليها مجموعة وحدات البكسل الأمامية التي تنتمي إلى A وليس B ، وهو تعريف عملية الفرق للمجموعات كما يلي

$$A - B = \{w | w \in A, \notin B\} = A \cap B^c \qquad (34)$$

يُظهر الصف الأخير عملية OR XOR) الحصرية) ، وهي مجموعة وحدات البكسل الأمامية التي تنتمي إلى A أو B ، ولكن ليس إلى كليهما. العمليات الثلاثة ، OR ، AND ، و NOT ،تعتبر كاملة وظيفيًا.

العمليات المكانية

تطبق العمليات المكانية مباشرة على بكسلات الصورة المعطاة.

عمليات أحادية البكسل

هذه أبسط عملية نقوم بها على صورة رقمية لتغيير قيم البكسلات الفردية بناءً على شدتها:

$$s = T(z) \qquad (35)$$

حيث T هو تابع تحويل ، z السوية الرمادية للبكسل في الصورة الأصلية ، و s السوية الرمادية للبكسل الموافق في الصورة المعالجة.

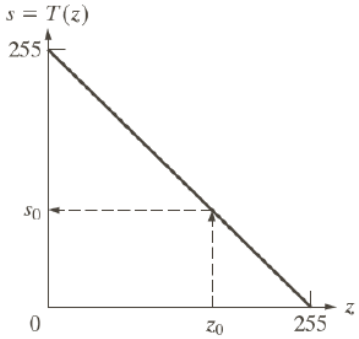
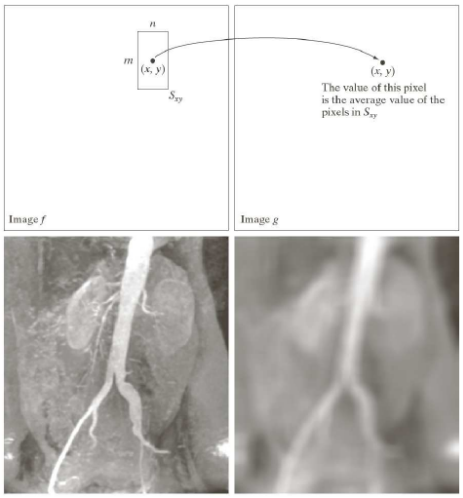


FIGURE 2.34 Intensity transformation function used to obtain the negative of an 8-bit image. The dashed arrows show transformation of an arbitrary input intensity value z_0 into its corresponding output value s_0.

شكل 32.2

عمليات الجوار

لتكن S_{xy} تشير إلى مجموعة إحداثيات جوار يتمحور حول نقطة عشوائية $(x\ y)$ في صورة ، f. ينتج عن معالجة الجوار بكسلًا موافقا بنفس الإحداثيات في صورة الخرج ، g. يتم تحديد قيمة هذا البكسل من خلال عملية محددة تتضمن البكسلات في S_{xy} .



a b
c d

FIGURE 2.35 Local averaging using neighborhood processing. The procedure is illustrated in (a) and (b) for a rectangular neighborhood. (c) The aortic angiogram discussed in Section 1.3.2. (d) The result of using Eq. (2.6-21) with $m = n = 41$. The images are of size 790×686 pixels.

شكل 33.2

يوضح الشكل 35.2 عملية يتم إجراؤها في جوار بحجم $m \times n$ ، والتي يمكن التعبير عنها في شكل معادلة:

$$g(x,y) = \frac{1}{mn} \sum_{(r,c)\in S_{xy}} f(r,c) \qquad (36)$$

حيث r و c هما إحداثيات الصف والعمود للبكسلات التي إحداثياتها هي أرقام في المجموعة S_{xy}.

تعدل التحويلات الهندسية العلاقة المكانية بين البكسلات في الصورة.
يتكون التحويل الهندسي من عمليتين أساسيتين:
(1) التحول المكاني للإحداثيات ، و
(2) استيفاء السوية الرمادية الذي يسند قيمة سوية رمادية للبكسل المحول مكانيًا.
يمكن التعبير عن تحويل الإحداثيات كـ

$$(x, y) = T(v, w) \tag{37}$$

حيث (v, w)هي إحداثيات البكسل في الصورة الأصلية و (x, y)هي إحداثيات البكسل المقابلة في الصورة المحولة.
على سبيل المثال ، التحول

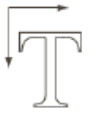
$$(x, y) = T(v, w) = (v/2, w/2) \tag{38}$$

يقلص الصورة الأصلية إلى النصف.
إن أحد أكثر تحويلات الإحداثيات المكانية شيوعًا هو التحويل الأفيني ، الذي له الشكل العام

$$[x\ y\ 1] = [v\ w\ 1]\mathbf{T} = [v\ w\ 1] \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} \\ t_{21} & t_{22} \end{bmatrix} \tag{39}$$

يمكن لهذا التحويل تغيير حجم مجموعة من نقاط الإحداثيات أو تدويرها أو نقلها أو قصها ، اعتمادًا على القيمة المختارة لعناصر المصفوفة **T**.
يوضح الجدول 2.2 قيم المصفوفة المستخدمة لتنفيذ هذه التحولات.

Affine transformations based on Eq. (2.6.–23).

Transformation Name	Affine Matrix, T	Coordinate Equations	Example
Identity	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v$ $y = w$	
Scaling	$\begin{bmatrix} c_x & 0 & 0 \\ 0 & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = c_x v$ $y = c_y w$	
Rotation	$\begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v\cos\theta - w\sin\theta$ $y = v\cos\theta + w\sin\theta$	
Translation	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix}$	$x = v + t_x$ $y = w + t_y$	
Shear (vertical)	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ s_v & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v + s_v w$ $y = w$	
Shear (horizontal)	$\begin{bmatrix} 1 & s_h & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v$ $y = s_h v + w$	

شكل 34.2

في الممارسة العملية ، يمكننا استخدام المعادلة (23-6.2) بطريقتين أساسيتين.

الإقتران الأمامي

وهو يتألف من مسح وحدات البكسل للصورة المدخلة ، وفي كل موقع $(v\ w)$ ، وحساب الموقع المكاني ، $(x\ y)$ ، من البكسل المقابل في صورة الخرج باستخدام المعادلة(23-6.2) مباشرة.

تتمثل إحدى المشكلات في طريقة الإقتران الأمامي في أنه يمكن تحويل اثنين أو أكثر من البكسلات في صورة الدخل إلى نفس الموقع في صورة الخرج. من الممكن أيضًا ألا يتم اقتران بكسل على الإطلاق لبعض مواقع الخرج.

الإقتران العكسي

يقوم بمسح مواقع بكسل الخرج ، وفي كل موقع $(x\ y)$ ، يحسب الموقع الموافق في صورة الدخل باستخدام $(v, w) = T^{-1}(x, y)$ ثم يقوم بعملية استيفاء بين أقرب وحدات بكسل الدخل لتحديد شدة قيمة البكسل الناتج.

مثال 9.2: دوران الصورة واستيفاء السوية الرمادية.

a b c d

FIGURE 2.36 (a) A 300 dpi image of the letter T. (b) Image rotated 21° clockwise using nearest neighbor interpolation to assign intensity values to the spatially transformed pixels. (c) Image rotated 21° using bilinear interpolation. (d) Image rotated 21° using bicubic interpolation. The enlarged sections show edge detail for the three interpolation approaches.

شكل 35.2

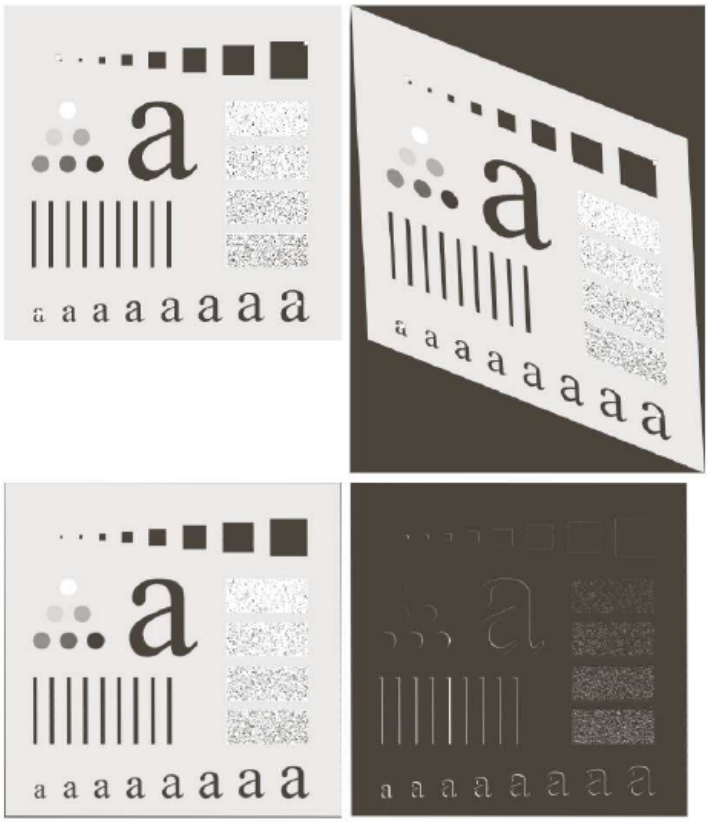
يعد **تسجيل الصور Image Registration** أحد التطبيقات المهمة لمعالجة الصور الرقمية المستخدمة لمحاذاة صورتين أو أكثر من نفس المشهد.
في تسجيل الصورة ، لدينا صور الدخل والخرج ، لكن التحويل المحدد الذي ينتج صورة الخرج من الدخل بشكل عام غير معروف. نحتاج إلى تقدير تابع التحويل ثم استخدامه لتسجيل الصورتين.
على سبيل المثال ، قد يكون من المفيد محاذاة (تسجيل) صورتين أو أكثر تم التقاطهما في نفس الوقت تقريبًا ، ولكن باستخدام أنظمة تصوير مختلفة. أو ، تم التقاط الصور في أوقات مختلفة باستخدام نفس الجهاز.
تتمثل إحدى الطرق الرئيسية في استخدام نقاط ربط (نقاط تحكم) ، وهي نقاط موافقة تُعرف مواقعها بدقة في الصور المدخلة والمرجعية (الصور التي نريد تسجيل الدخل على أساسها).
هناك عدة طرق لتحديد نقاط الربط ، بدءًا من الاختيار التفاعلي إلى تطبيق الخوارزميات التي تحاول اكتشاف هذه النقاط تلقائيًا.
مشكلة تقدير تابع التحويل هي مشكلة نمذجة. افترض أن لدينا مجموعة من أربع نقاط ربط في كل صورة دخل وصورة مرجعية. يعطى نموذج بسيط يعتمد على تقريب ثنائي الخطوط بالعلاقة

$$x = c_1 v + c_2 w + c_3 v w + c_4 \tag{40}$$

و

$$y = c_5 v + c_6 w + c_7 v w + c_8 \tag{41}$$

أثناء مرحلة التقدير ، $(v\ w)$ و $(x\ y)$ هي إحداثيات نقاط الربط في صور الدخل والصور المرجعية.
بمجرد أن نحصل على المعامِلات ، تصبح المعادلتين (2.6-24) و (2.6-25) وسيلتنا لتحويل جميع البكسلات في صورة الدخل لإنشاء الصورة الجديدة المطلوبة. إذا تم اختيار نقاط الربط بشكل صحيح ، فيجب تسجيل الصورة الجديدة بالصورة المرجعية.



a b
c d

FIGURE 2.37 Image registration. (a) Reference image. (b) Input (geometrically distorted image). Corresponding tie points are shown as small white squares near the corners. (c) Registered image (note the errors in the borders). (d) Difference between (a) and (c), showing more registration errors.

شكل 36.2

تحويلات الصورة

في بعض الحالات ، تتم صياغة مهام معالجة الصور بشكل أفضل عن طريق تحويل صور الدخل ، وإنجاز المهمة المحددة في مجال تحويل ، ثم تطبيق التحويل العكسي للعودة إلى المجال المكاني.

يمكن التعبير عن فئة هامة بشكل خاص من التحويلات الخطية ثنائية الأبعاد ، المشار إليها بـ $T(u,v)$ بالشكل العام

$$T(u,v) = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)r(x,y,u,v) \qquad (42)$$

حيث $f(x,y)$ هي صورة الدخل، و $r(x,y,u,v)$ تسمى نواة التحويل الأمامي. تسمى المتغيرات u و v متغيرات التحويل.

بفرض لدينا $T(u,v)$ ، يمكننا استرداد $f(x,y)$ باستخدام التحويل العكسي لـ $T(u,v)$

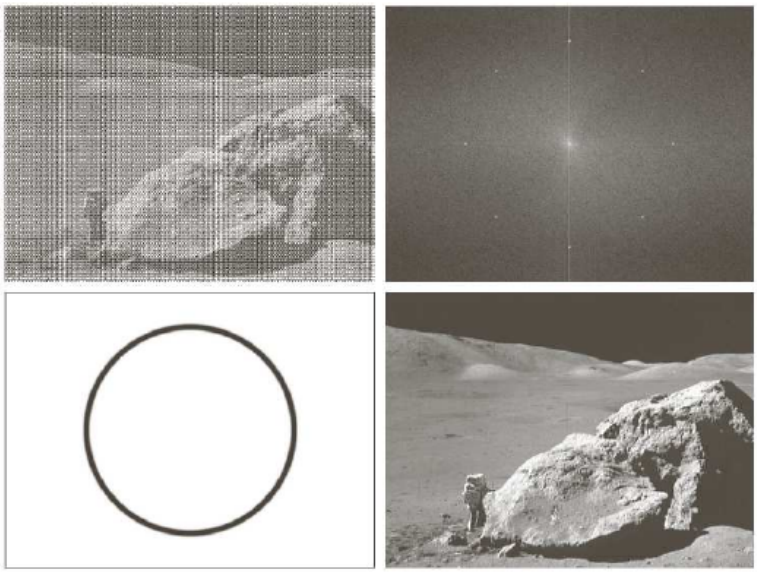
$$f(x,y) = \sum_{u=0}^{M-1}\sum_{v=0}^{N-1} T(u,v)s(x,y,u,v) \qquad (43)$$

حيث $s(x,y,u,v)$ تسمى نواة التحويل العكسي.

معًا ، تسمى المعادلتان (6.2-30) و (6.2-31) زوج التحويل.

FIGURE 2.39 General approach for operating in the linear transform domain.

شكل 37.2



a b
c d

FIGURE 2.40 (a) Image corrupted by sinusoidal interference. (b) Magnitude of the Fourier transform showing the bursts of energy responsible for the interference. (c) Mask used to eliminate the energy bursts. (d) Result of computing the inverse of the modified Fourier transform. (Original image courtesy of NASA.)

شكل 38.2

يُقال أن نواة التحويل الأمامي قابلة للفصل إذا تحقق مايلي

$$r(x, y, u, v) = r_1(x, u)r_2(y, v) \tag{44}$$

يُقال أن النواة متماثلة إذا كانت $r1(x, y)$ تساوي وظيفياً $r2(x, y)$ ، بحيث

$$r(x, y, u, v) = r_1(x, u)r_1(y, v). \tag{45}$$

فصل 3

تحويلات السوية الرمادية والترشيح المكاني

Intensity Transformations and Spatial Filtering

يشير المجال المكاني إلى مستوي الصورة نفسه ، وتعتمد طرق معالجة الصور في هذه الفئة على المعالجة المباشرة لوحدات البكسل في الصورة. هناك فئتان رئيسيتان للمعالجة المكانية هما تحويلات السوية الرمادية والترشيح المكاني. تعمل تحويلات السوية الرمادية على وحدات بكسل مفردة للصورة بغرض معالجة التباين وتحديد عتبة الصورة. يتعامل الترشيح المكاني مع تنفيذ العمليات ، مثل زيادة حدة الصورة ، من خلال العمل في منطقة مجاورة لكل بكسل في الصورة.

1.3 تمهيد

أساسيات تحويلات السوية الرمادية والترشيح المكاني

بشكل عام ، تعد تقنيات المجال المكاني أكثر كفاءة من الناحية الحسابية وتتطلب موارد معالجة أقل لتنفيذها.
يمكن الإشارة إلى عمليات المجال المكاني بالتعبير

$$g(x,y) = T[f(x,y)] \tag{1}$$

حيث $f(x\,y)$ هي صورة الإدخال ، و $g(x\,y)$ هي صورة الإخراج ، و T هو عملية على f مُعرَّفة عبر منطقة مجاورة للنقطة $(x\,y)$. يمكن للعملية أن تطبق على صورة واحدة أو على مجموعة من الصور.

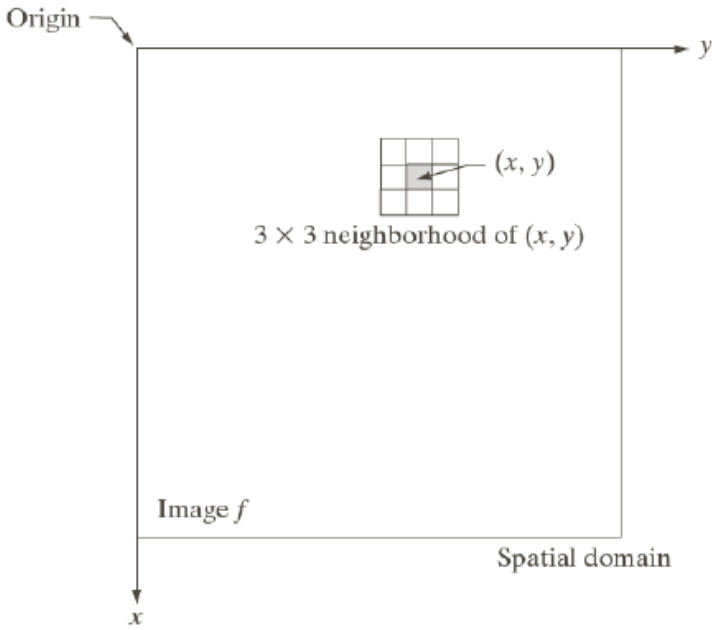


FIGURE 3.1 A 3×3 neighborhood about a point (x, y) in an image in the spatial domain. The neighborhood is moved from pixel to pixel in the image to generate an output image.

شكل 1.3

عادةً ما يكون شكل منطقة الجيران مستطيلاً ويتوسطه $(x\ y)$.، وأصغر بكثير من الصورة.

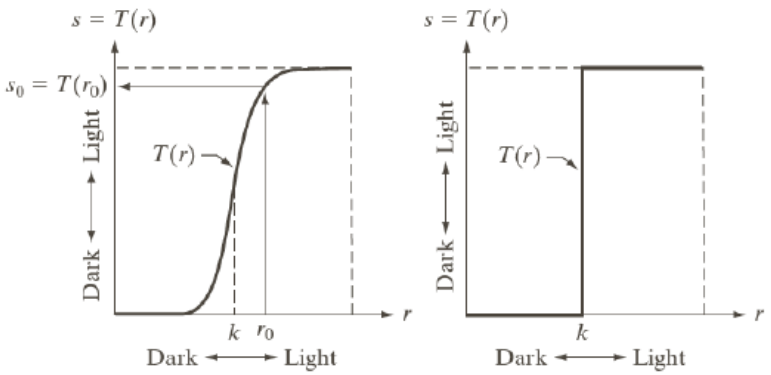
مثال: افترض أن منطقة الجيران هي عبارة عن مربع بحجم 3×3 وأن العملية T مُعرَّفة على أنها "احسب متوسط السوية الرمادية في منطقة جيران البكسل."

في موقع اعتباطي في صورة ، على سبيل المثال $(10\ 15)$، يتم حساب الناتج $g(10\ 15)$ كمجموع $f(10\ 15)$ ويتم تقسيم الجيران الثمانية على 9.

يتم بعد ذلك نقل مركز منطقة الجيران إلى الموقع التالي ويتم تكرار الإجراء لإنشاء القيمة التالية للصورة الناتجة g.

إن أصغر منطقة جيران ممكنة هي بحجم 1×1.

مثال:



a b

FIGURE 3.2 Intensity transformation functions. (a) Contrast-stretching function. (b) Thresholding function.

شكل 2.3

بعض توابع تحويل السوية الرمادية الأساسية

تعد تحويلات السوية الرمادية من بين أبسط تقنيات معالجة الصور. نستخدم التعبير التالي للإشارة إلى تحويل $s = T(r)$ حيث T هو تحويل يعين قيمة البكسل r في قيمة البكسل s.

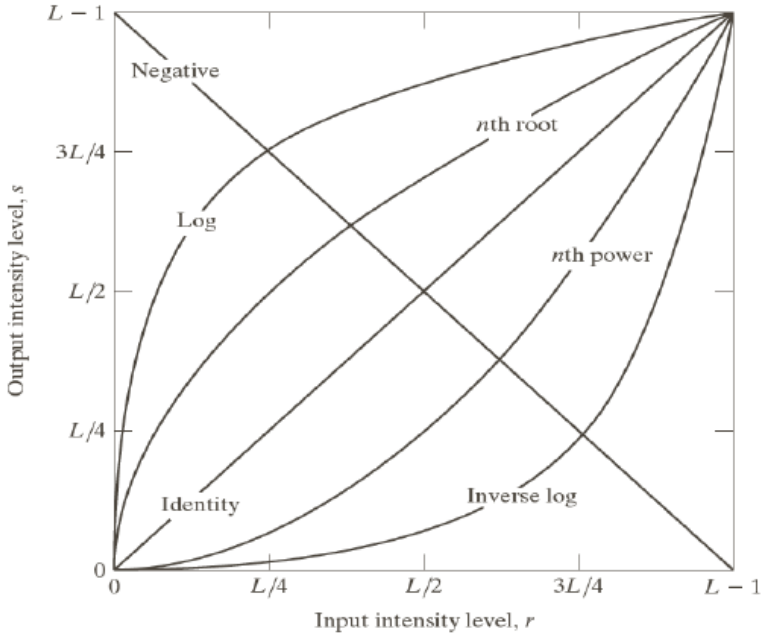


FIGURE 3.3 Some basic intensity transformation functions. All curves were scaled to fit in the range shown.

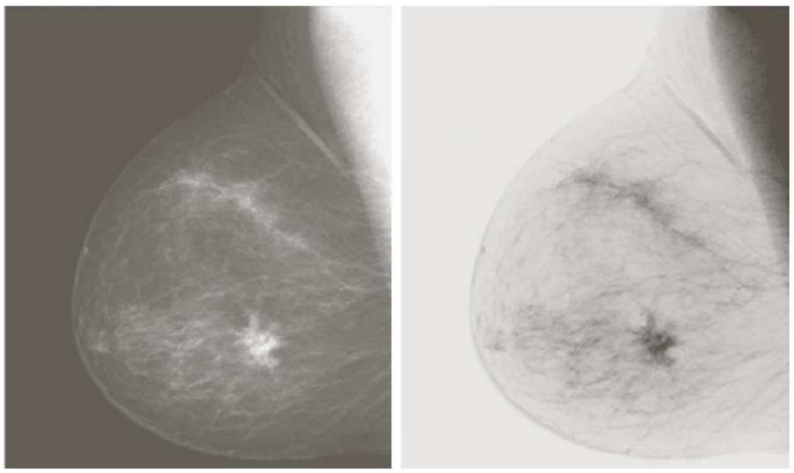
شكل 3.3

سلبيات الصورة

يتم الحصول على الصورة ذات مستويات السوية الرمادية السالبة في النطاق $[0\ L-1]$باستخدام التحويل السلبي الموضح في الشكل 3.3 ، والذي يعطى بواسطة

$$s = L{-}1{-}r \tag{2}$$

مثال:



a b

FIGURE 3.4
(a) Original digital mammogram. (b) Negative image obtained using the negative transformation in Eq. (3.2-1). (Courtesy of G.E. Medical Systems.)

شكل 4.3

يمكن استخدام التحويل السلبي لتحسين التفاصيل البيضاء أو الرمادية المضمنة في المناطق المظلمة من الصورة.

تحويلات اللغاريتم

الشكل العام لتحويلات اللغاريتم هو

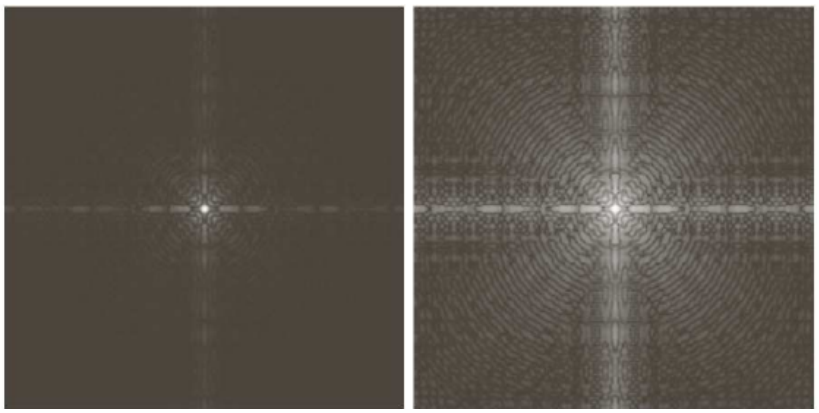
$$s = c \log(1 + r) \tag{3}$$

حيث c ثابت و $r \leq 0$.

يقوم تحويل اللغاريتم بإسناد نطاق ضيق من قيم السوية الرمادية المنخفضة في الدخل إلى نطاق أوسع من مستويات الخرج. نستخدم التحويل من هذا النوع لمدّ قيم البكسل الداكن في الصورة أثناء ضغط قيم المستوى الأعلى.

العكس صحيح بالنسبة للتحويل العكسي للوغاريتم.

مثال:



a b

FIGURE 3.5
(a) Fourier spectrum. (b) Result of applying the log transformation in Eq. (3.2-2) with $c = 1$.

شكل 5.3

يوضح الشكل 5.3 (أ) طيف فوريه بقيم تتراوح من 0 إلى 5.1 × 106.
يوضح الشكل 5.3 (ب) نتيجة تطبيق (2-2-2) على قيم الطيف ، والذي سيعيد مقياس القيم إلى المجال من 0 إلى 2.6 ، ويعرض النتائج بنظام 8 بتات.

تحويلات قانون الأس (جاما)

تحويلات قانون الأس لها الشكل الأساسي

$$s = cr^{\gamma} \tag{4}$$

حيث c و γثوابت موجبة.
إن العديد من الأجهزة المستخدمة لالتقاط الصور وطباعتها وعرضها تتبع لقانون الأس. عرفاً، يُشار إلى الأس في معادلة قانون الأس باسم جاما.

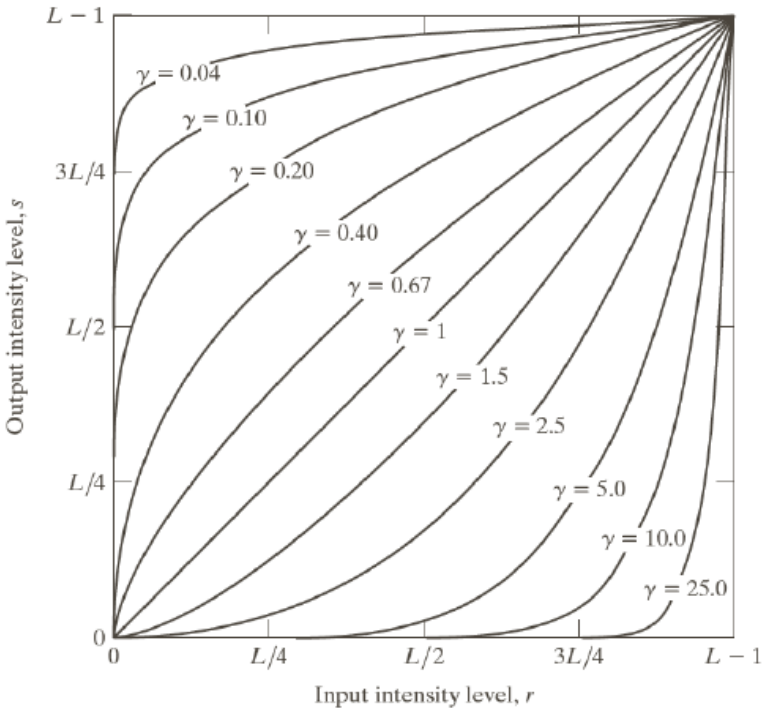
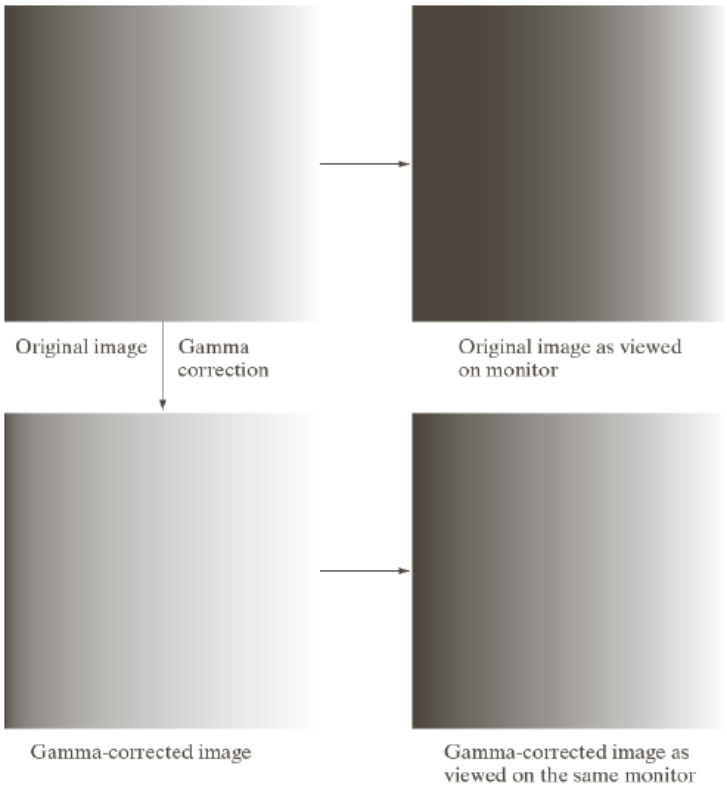


FIGURE 3.6 Plots of the equation $s = cr^{\gamma}$ for various values of γ ($c = 1$ in all cases). All curves were scaled to fit in the range shown.

شكل 6.3

على عكس تابع اللغاريتم ، فإن تغيير قيمة γ سيؤدي للحصول على مجموعة من التحويلات المحتملة. كما هو مبين في الشكل 6.3 ، فإن المنحنيات التي تم إنشاؤها بقيم $\gamma > 1$ لها تأثير معاكس تمامًا مثل تلك التي تم إنشاؤها بقيم $\gamma < 1$.
تسمى العملية المستخدمة لتصحيح ظاهرة استجابة قانون الأس هذه بتصحيح جاما.
مثال:



a b
c d

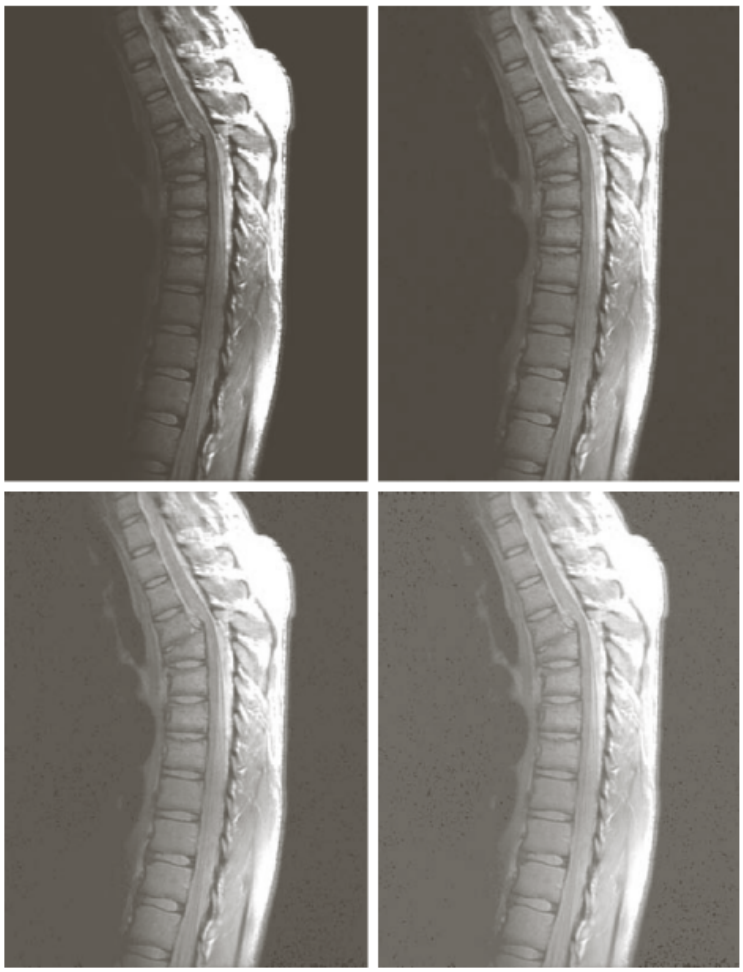
FIGURE 3.7
(a) Intensity ramp image. (b) Image as viewed on a simulated monitor with a gamma of 2.5. (c) Gamma-corrected image. (d) Corrected image as viewed on the same monitor. Compare (d) and (a).

شكل 7.3

يعد تصحيح جاما مهمًا إذا كان عرض صورة بدقة على شاشة الكمبيوتر أمرًا مثيرًا للقلق. وقد أصبح تصحيح جاما ذا أهمية متزايدة مع زيادة استخدام الصور الرقمية عبر الإنترنت.

بالإضافة إلى تصحيح جاما ، تعد تحويلات قانون الأس مفيدة جدًا لمعالجة التباين للأغراض العامة.

مثال: تحسين التباين باستخدام تحويلات قانون الأس.



a b
c d

FIGURE 3.8
(a) Magnetic resonance image (MRI) of a fractured human spine.
(b)–(d) Results of applying the transformation in Eq. (3.2-3) with $c = 1$ and $\gamma = 0.6$, 0.4, and 0.3, respectively. (Original image courtesy of Dr. David R. Pickens, Department of Radiology and Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center.)

شكل 8.3

مثال: توضيح آخر لتحويلات قانون الأس.

a b
c d

FIGURE 3.9
(a) Aerial image. (b)–(d) Results of applying the transformation in Eq. (3.2-3) with $c = 1$ and $\gamma = 3.0, 4.0$, and 5.0, respectively. (Original image for this example courtesy of NASA.)

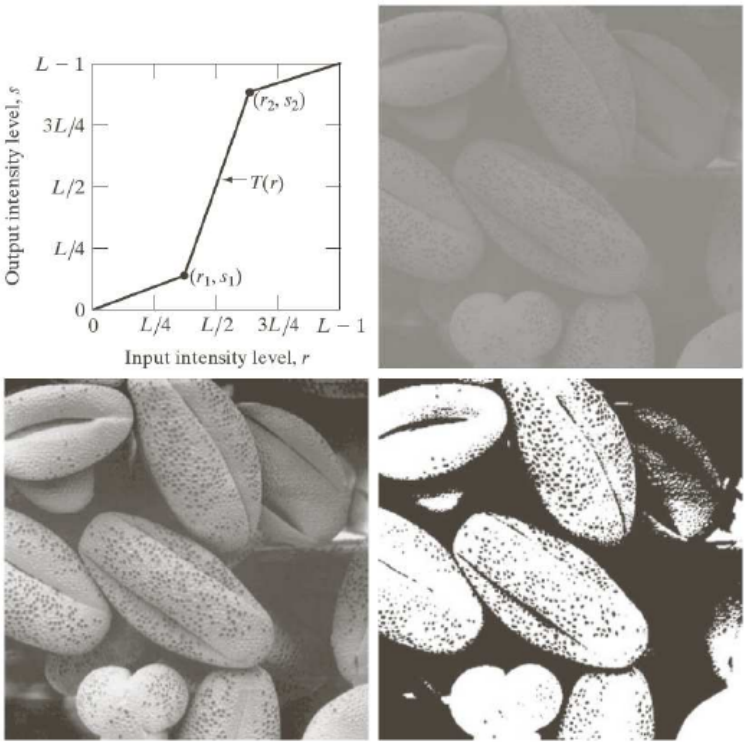
شكل 9.3

توابع التحويل الخطي المتقطع

النهج المكمل للطرق المذكورة أعلاه هو استخدام توابع خطية متعددة المقطع.

مد التباين

إن احد أبسط التوابع الخطية متعددة المقطع هو تحويل مد التباين. تحويل مد التباين هو عملية توسع لنطاق مستويات الشدة في صورة ما بحيث تمتد على نطاق الكثافة الكامل لوسيط التسجيل أو جهاز العرض.
مثال:



a b
c d

FIGURE 3.10 Contrast stretching. (a) Form of transformation function. (b) A low-contrast image. (c) Result of contrast stretching. (d) Result of thresholding. (Original image courtesy of Dr. Roger Heady, Research School of Biological Sciences, Australian National University, Canberra, Australia.)

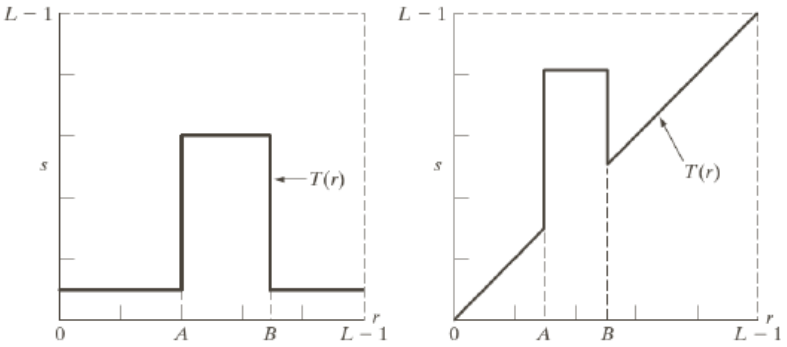
شكل 10.3

تقطيع سويات الشدة الرمادية

غالبًا ما يكون تسليط الضوء على نطاق معين من الشدة في صورة ما أمرًا مهمًا. يمكن تنفيذ العملية ، التي تسمى غالبًا التقطيع على مستوى الشدة ، بعدة طرق ، على الرغم من استخدام السمات الأساسية في الغالب.
يتمثل أحد الأساليب في عرض جميع القيم الموجودة في مجال الاهتمام بقيمة واحدة و جميع القيم الأخرى في قيمة أخرى ، كما هو موضح في الشكل 11.3 (أ).

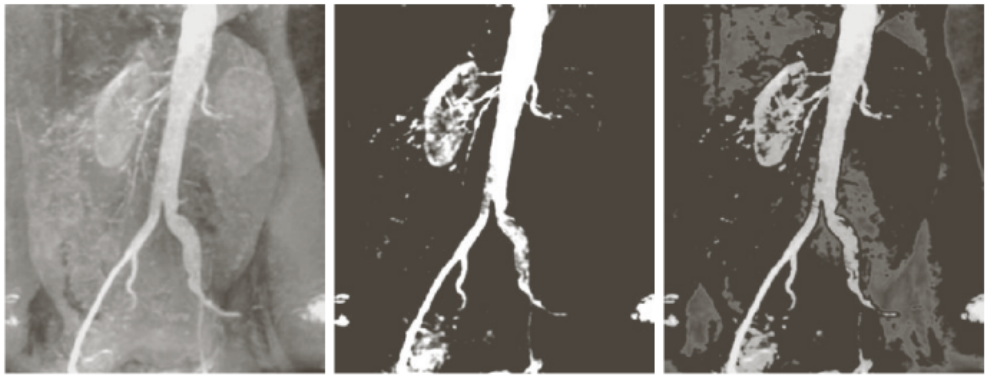
a b

FIGURE 3.11 (a) This transformation highlights intensity range $[A, B]$ and reduces all other intensities to a lower level. (b) This transformation highlights range $[A, B]$ and preserves all other intensity levels.



شكل 11.3

يعتمد نهج آخر على التحويل في الشكل 11.3 (ب) ، والذي يضيء (أو يغمّق) النطاق المطلوب من الشدة ولكنه يترك جميع مستويات الشدة الأخرى في الصورة دون تغيير.
مثال: تقطيع مستويات الشدة.



a b c

FIGURE 3.12 (a) Aortic angiogram. (b) Result of using a slicing transformation of the type illustrated in Fig. 3.11(a), with the range of intensities of interest selected in the upper end of the gray scale. (c) Result of using the transformation in Fig. 3.11(b), with the selected area set to black, so that grays in the area of the blood vessels and kidneys were preserved. (Original image courtesy of Dr. Thomas R. Gest, University of Michigan Medical School.)

شكل 12.3

يوضح الشكل 12.3 (ب) نتيجة استخدام التحويل في الشكل 11.3 (أ) مع النطاق الذي تم اختياره بالقرب من أعلى المقياس ، لأن النطاق ذو الاهتمام أكثر إشراقًا من الخلفية.
يوضح الشكل 12.3 (ج) نتيجة استخدام التحويل في الشكل 11.3 (ب) حيث أعطيت قيمة اللون الاسود لمجموعة قيم الشدة في المنطقة الرمادية الوسطى حول متوسط الكثافة ، بينما لم تتغير قيم جميع الشدة الأخرى.

تقطيع مستوى البت

بدلاً من تسليط الضوء على نطاقات مستوى الشدة ، يمكننا تسليط الضوء على المساهمة المقدمة بالنسبة لمظهر الصورة الإجمالي من خلال قيم بت محددة.

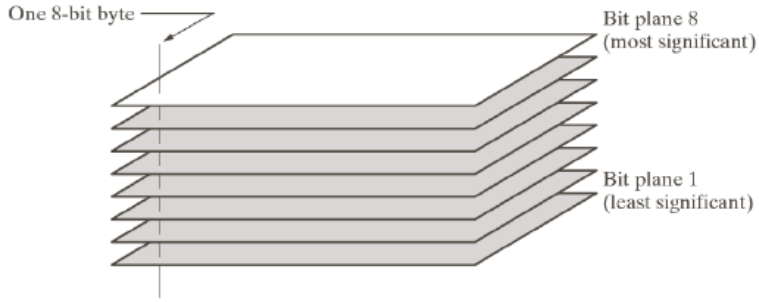


FIGURE 3.13 Bit-plane representation of an 8-bit image.

شكل 13.3

يوضح الشكل 13.3 صورة ذات 8 بتات ، والتي يمكن اعتبارها مكونة من ثمانية مستويات 1 بت ، حيث المستوى 1 يحتوي على البت ذو الترتيب الأدنى بين كل البكسلات في الصورة والمستوى 8 جميع البتات ذات الترتيب الأعلى.
مثال:

a b c
d e f
g h i

FIGURE 3.14 (a) An 8-bit gray-scale image of size 500 × 1192 pixels. (b) through (i) Bit planes 1 through 8, with bit plane 1 corresponding to the least significant bit. Each bit plane is a binary image.

شكل 14.3

لاحظ أن كل مستوى بت هو صورة ثنائية.
على سبيل المثال ، جميع وحدات البكسل الموجودة في الحدود لها قيم 11000010 ، وهو التمثيل الثنائي للعدد العشري 194. يمكن عرض هذه القيم في الشكل 14.3 (ب) إلى (i).
يعد تجزئة الصورة إلى مستويات البت الخاصة بها مفيدًا في تحليل الأهمية النسبية لكل بت في الصورة.
مثال:

a b c

FIGURE 3.15 Images reconstructed using (a) bit planes 8 and 7; (b) bit planes 8, 7, and 6; and (c) bit planes 8, 7, 6, and 5. Compare (c) with Fig. 3.14(a).

شكل 15.3

2.3 معالجة الهستوغرام

الهستوغرام لصورة رقمية ذات مستويات شدة في المجال $[0, L-1]$ هو تابع متقطع $h(r_k) = n_k$، حيث r_k هي قيمة كثافة ذات الترتيب k و n_k هو عدد وحدات البكسل في الصورة بكثافة r_k .
من الشائع تطبيع الهستوغرام عن طريق تقسيم كل مكون من مكوناته على العدد الإجمالي للبكسلات في الصورة ، والمشار إليها بواسطة MN ، حيث M و N هما أبعاد الصف والعمود في الصورة.
يتم إعطاء الهستوغرام المطبع بالعلاقة

$$p(r_k) = \frac{n_k}{MN}, for k = 0, 1, 2, ..., L-1.$$

يمكن اعتبار $p(r_k)$ بمثابة تقدير لاحتمال حدوث مستوى الشدة r_k في صورة ما. مجموع كل مكونات الهستوغرام المطبع يساوي 1. الهستوغرامات هي الأساس للعديد من تقنيات معالجة المجال المكاني.
مثال: يوضح الشكل 16.3 أشكال الهستوغرام لصور حبوب لقاح الطلع للشكل 10.3 موضحة في أربع خصائص كثافة أساسية: داكنة وساطعة ومع التباين المنخفض ومع التباين العالي .
يمثل المحور الرأسي في الشكل القيمة $h(r_k) = n_k$ وفي حال تم تطبيع القيم يعبر المحور عن القيمة $p(r_k) = n_k/MN$.

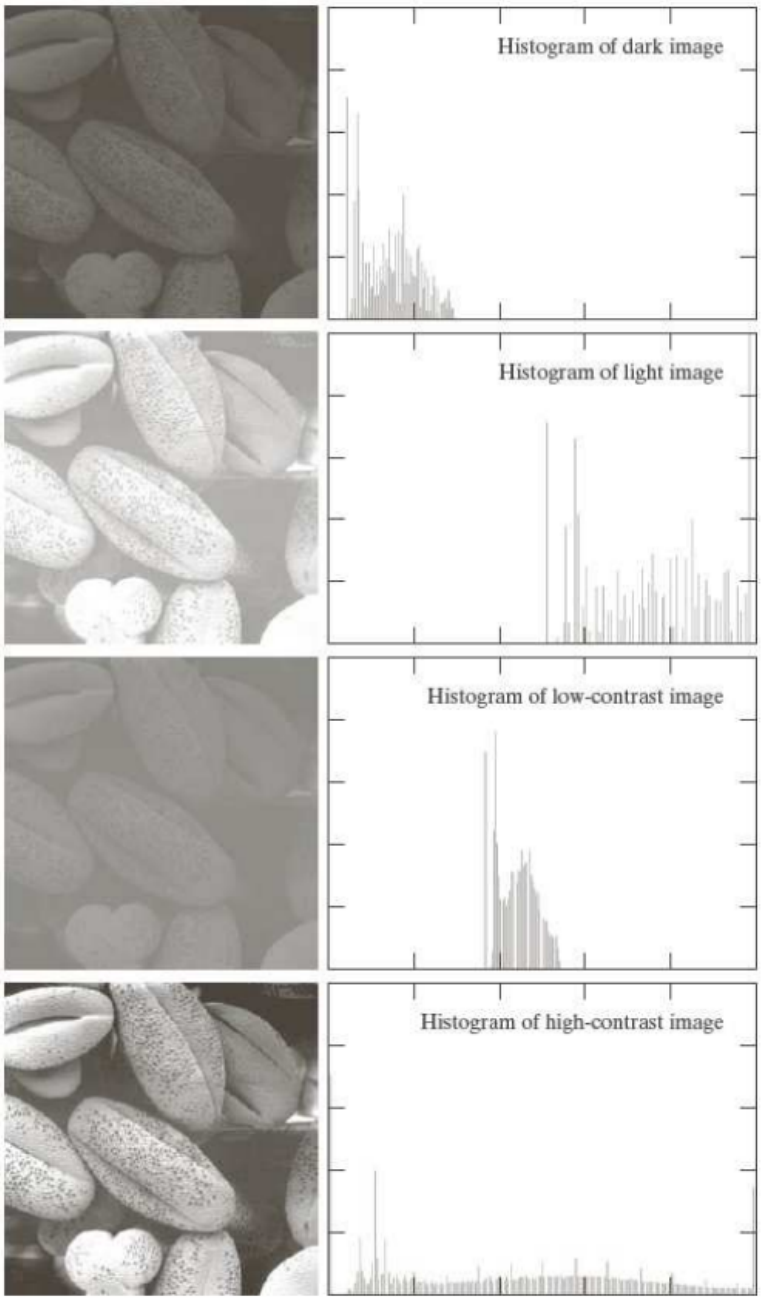


FIGURE 3.16 Four basic image types: dark, light, low contrast, high contrast, and their corresponding histograms.

شكل 16.3

مساواة الهستوغرام

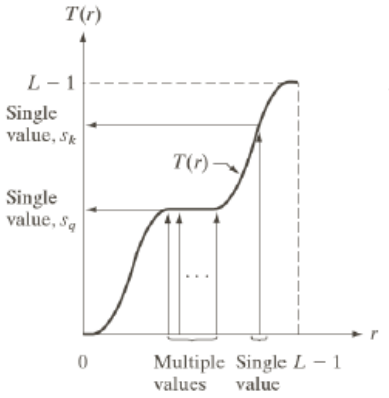
سنأخذ في الاعتبار قيم الشدة المستمرة وليكن المتغير r يشير إلى شدة الصورة. نفترض أن r يقع في النطاق $[0, L-1]$.
نحن نركز على التحويلات (اقترانات الكثافة) من الشكل

$$s = T(r) \qquad 0 \le r \le L-1 \tag{5}$$

التي تنتج مستوى شدة الخرج s لكل بكسل في صورة الدخل بكثافة r. افترض أن (أ) $T(r)$ هو تابع متزايد باطراد ضمن المجال $0 \le r \le L-1$ ، و
(ب) $0 \le T(r) \le L-1$ من أجل $0 \le r \le L-1$.
في بعض التشكيلات التي سنناقشها لاحقًا ، نستخدم المقلوب

$$r = T^{-1}(s) \qquad 0 \le s \le L-1 \tag{6}$$

في هذه الحالة نغير الشرط (أ) إلى (أ ') $T(r)$ هو تابع متزايد باطراد في المجال $0 \le r \le L-1$.
يوضح الشكل 17.3 (أ) تابع يستوفي الشرطين (أ) و (ب).



a b
FIGURE 3.17
(a) Monotonically increasing function, showing how multiple values can map to a single value. (b) Strictly monotonically increasing function. This is a one-to-one mapping, both ways.

شكل 17.3

يمكننا أن نرى من الشكل 17.3 (أ) ، أنه من الممكن قرن قيم متعددة مع قيمة واحدة مع استمرار تلبية هذين الشرطين ، (أ) و (ب). وهذا يعني أن تابع التحويل المضطرد يمكن أن ينجز اقتران واحد لواحد أو متعدد لواحد ، وهو أمر جيد تمامًا عند الاقتران من r إلى s.
ومع ذلك ، ستكون هناك مشكلة إذا أردنا استرداد قيم r بشكل فريد من القيم المقرنة.
كما يوضح الشكل 17.3 (ب) ، فإن اشتراط أن يكون $T(r)$ مضطردا بشكل صارم يضمن أن الاقترانات العكسية ستكون ذات قيمة واحدة. هذا مطلب نظري يسمح لنا باشتقاق بعض تقنيات معالجة الهستوغرام المهمة.
يمكن النظر إلى مستويات الشدة في صورة ما كمتغيرات عشوائية ضمن المجال $[0, L-1]$. إن الواصف الأساسي للمتغير العشوائي هو تابع كثافة الاحتمال (PDF).
بفرض $pr(r)$ و$ps(s)$تدل على توابع كثافة الاحتمال لـ r وs.

النتيجة الأساسية من نظرية الاحتماليات الأساسية هي أنه إذا كانت $p_r(r)$ و $T(r)$ معروفة ، وكانت $T(r)$ مستمرة وقابلة للتفاضل للاشتقاق على مجال قيم مطلوبة عندئذ يمكن الحصول على تابع PDF للمتغير المحول باستخدام المعادلة

$$p_s(s) = p_r(r)\left|\frac{dr}{ds}\right| \tag{7}$$

هناك تابع تحويل ذو أهمية خاصة في مالجة الصورة له الشكل

$$s = T(r) = (L-1)\int_0^r p_r(w)dw \tag{8}$$

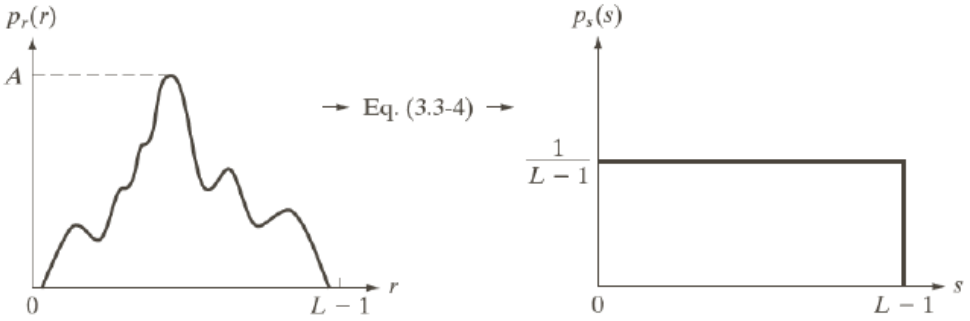
حيث متغير وهمي للتكامل.
يعرف الجانب الأيمن من المعادلة السابقة بتابع التوزيع التراكمي للمتغير العشوائي r. نظراً لأن توابع PDF تكون دائمًا موجبة ، فإن تابع التحويل في هذه المعادلة تفي بالشرط (أ) لأن المساحة الواقعة تحت التابع لا يمكن أن تتناقص مع زيادة r. عندما يكون الحد الأعلى في المعادلة هو $r = (L-1)$، تكون قيمة التكامل تساوي 1 (المنطقة الواقعة أسفل منحنى PDF هي دائمًا 1) ، وبالتالي فإن القيمة القصوى لـ s هي$(L-1)$ والشرط (ب) محقق كذلك.
باستخدام المعادلة (7.3) والتذكير بقاعدة لايبنيز التي تقول إن مشتق تكامل محدد بالنسبة لحده الأعلى هو التكامل الذي تم تقييمه عند الحد ، يكون لدينا دس دت (ص)

$$\frac{ds}{dr} = \frac{dT(r)}{dr} = (L-1)\frac{d}{dr}\left[\int_0^r p_r(w)dw\right] \tag{9}$$

باستبدال هذه النتيجة لـ dr/dsفي (7.3) ، ينتج

$$\begin{aligned} p_s(s) &= p_r(r)\left|\frac{dr}{ds}\right| \\ &= p_r(r)\left|\frac{1}{(L-1)p_r(r)}\right| \\ &= \frac{1}{L-1} \qquad 0 \le s \le L-1 \end{aligned} \tag{10}$$

هذه المعادلة تظهر أن $p_s(r)$ دائما منتظم لابرتبط بشكل التابع $p_r(r)$.



a b

FIGURE 3.18 (a) An arbitrary PDF. (b) Result of applying the transformation in Eq. (3.3-4) to all intensity levels, r. The resulting intensities, s, have a uniform PDF, independently of the form of the PDF of the r's.

شكل 18.3

لنفرض أن قيم الشدة المستمرة في صورة لها شكل تابع PDF التالي

$$p_r(r) = \begin{cases} \frac{2r}{(L-1)^2} & \text{for} \quad 0 \le r \le L-1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

من المعادلة (7.3)

$$\begin{aligned} s = T(r) &= (L-1)\int_0^r p_r(w)dw \\ &= \frac{2}{(L-1)}\int_0^r w dw = \frac{r^2}{L-1} \end{aligned} \tag{11}$$

لنفرض لدينا صورة ذات قيمة L=10 وبفرض لدينا بكسل عند الاحداثيات (x,y) في صورة الدخل ذات شدة لونية r=3 . عندئذ تكون قيمة البكسل عند الاحداثيات (x,y) في الصورة الجديدة تساوي $s = T(r) = r^2/9 = 1$. ويمكننا اثبات ان تابع الكثافة الاحتمالي لقيم الشدة اللونية في الصورة الجديدة هو تابع منتظم من خلال تعويض في المعادلة (12.3) وباستخدام حقيقة أن $s = r^2/(L-1)$ حيث r ذو قيمة غير سالبة و $L > 1$:

$$\begin{aligned} p_s(s) &= P_r(r)\left|\frac{dr}{ds}\right| \\ &= \frac{2r}{(L-1)^2}\left|\left[\frac{dr}{ds}\right]^{-1}\right| \\ &= \frac{2r}{(L-1)^2}\left|\left[\frac{d}{dr}\frac{r^2}{L-1}\right]^{-1}\right| \\ &= \frac{2r}{(L-1)^2}\left|\frac{(L-1)}{2r}\right| = \frac{1}{L-1} \end{aligned} \tag{12}$$

في القيم المتقطعة ، نتعامل مع احتمالات (قيم هستوغرام) وعمليات جمع بدلاً من توابع كثافة الاحتمال والتكاملات.

يتم تقريب احتمال حدوث مستوى الشدة r_kفي صورة رقمية بواسطة

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{MN} \qquad k = 0, 1, 2, ..., L-1 \tag{13}$$

حيث MN هو إجمالي عدد البكسلات في الصورة ، n_k هو عدد البكسلات ذات الشدة اللونية r_k ، و L هو عدد مستويات الشدة اللونية المحتملة في الصورة.
الشكل المتقطع للتحويل في

$$s = T(r) = (L-1)\int_0^r p_r(w)dw \tag{14}$$

هو

$$\begin{aligned} s_k = T(r_k) &= (L-1)\sum_{j=0}^{k} p_r(r_j) \\ &= \frac{(L-1)}{MN}\sum_{j=0}^{k} n_j \qquad k = 0, 1, 2, ..., L-1 \end{aligned} \tag{15}$$

يدعى التحويل (الاقتران) $T(r)$ في المعادلة (14.3) بتحويل مساواة الهستوغرام.

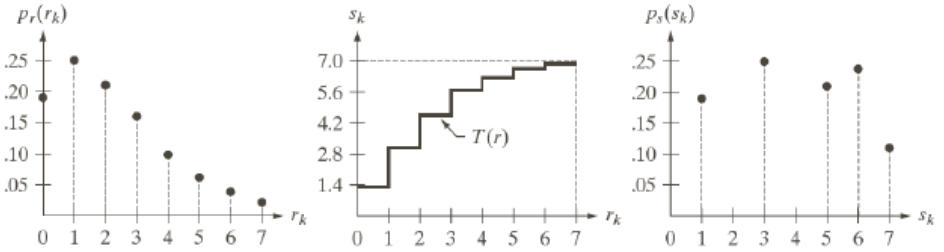
المثال 5.3: توضيح بسيط لمساواة الهستوغرام. افترض لدينا صورة من نوع 3 بت ($L = 8$) بحجم 64 × 64 بكسل (MN = 4096) له توزيع الكثافة الموضح في الجدول 1.3.

z_q	Specified $p_z(z_q)$	Actual $p_z(z_k)$
$z_0 = 0$	0.00	0.00
$z_1 = 1$	0.00	0.00
$z_2 = 2$	0.00	0.00
$z_3 = 3$	0.15	0.19
$z_4 = 4$	0.20	0.25
$z_5 = 5$	0.30	0.21
$z_6 = 6$	0.20	0.24
$z_7 = 7$	0.15	0.11

TABLE 3.2
Specified and actual histograms (the values in the third column are from the computations performed in the body of Example 3.8).

شكل 19.3

يوضح الشكل 19.3 هستوغرام الصورة المفروضة هنا.



a b c

FIGURE 3.19 Illustration of histogram equalization of a 3-bit (8 intensity levels) image. (a) Original histogram. (b) Transformation function. (c) Equalized histogram.

شكل 20.3

باستخدام العلاقة نحصل على قيم تابع مساواة الهستوغرام:

$$s_0 = T(r_0) = 7\sum_{j=0}^{0} p_r(r_j) = 7p_r(r_0) = 1.33$$

$$s_1 = T(r_1) = 7\sum_{j=0}^{1} p_r(r_j) = 7p_r(r_0) + 7p_r(r_1) = 3.08$$

$$s_2 = 4.55, s_3 = 5.67, s_4 = 6.23, s_5 = 6.65, s_6 = 6.86, s_7 = 7.00.$$

ويظهر هذا التابع في الشكل 19.3 .
نقوم بعد ذلك بتقريب القيم الى اقرب قيم صحيحة:

$$s_0 = 1.33 \to 1, s_1 = 3.08 \to 3, s_2 = 4.55 \to 5, s_3 = 5.67 \to 6,$$
$$s_4 = 6.23 \to 6, s_5 = 6.65 \to 7, s_6 = 6.86 \to 7, s_7 = 7.00 \to 7$$

وهي قيم الهستوغرام بعد التسوية.

لاحظ أنه حصلنا على فقط خمسة مستويات فريدة :

$$\begin{aligned} s_0{\to}1 &: 790 \quad \text{pixels} \\ s_1{\to}3 &: 1023 \quad \text{pixels} \\ s_2{\to}5 &: 850 \quad \text{pixels} \\ s_3{\to}6 &: 985 \quad (656+329)\text{pixels} \\ s_5{\to}7 &: 448 \quad (245+122+81)\text{pixels} \\ Total &: 4096 \end{aligned}$$

قسمة هذه الأرقام على MN = 4096 من شأنه أن ينتج الهستوغرام المسوّى الموضح في الشكل 19.3 (ج).
نظراً لأن الهستوغرام هو تقريب لتابع كثافة الاحتمال ، ولم يتم إنشاء مستويات شدة جديدة مسموح بها في العملية ، فإن الهستوغرامات المسطحة تماماً نادرة في التطبيقات العملية لمساواة الهستوغرام .
لذلك ، بشكل عام ، لا يمكن إثبات أن مساواة الهستوغرام المنفصلة تؤدي إلى هستوغرام منتظم.

من أجل صورة معينة ، تتكون عملية مساواة الهستوغرام ببساطة من تطبيق مايلي

$$s_k = \frac{(L-1)}{MN}\sum_{j=0}^{k} n_j \tag{16}$$

والتي تعتمد على المعلومات التي يمكن استخلاصها مباشرة من الصورة المعطاة ، دون الحاجة إلى مزيد من مواصفات البارامترات.
يتم الإشارة إلى التحويل العكسي من sإلى r بالمعادلة

$$r_k = T^{-1}(s_k) \qquad k = 0, 1, 2, ..., L-1 \tag{17}$$

على الرغم من عدم استخدام التحويل العكسي في مساواة الهستوغرام ، إلا أنه يلعب دورًا مركزيًا في عملية مطابقة الهستوغرام.
مثال 6.3: مساواة الهستوغرام
يُظهر العمود الأيسر في الشكل 20.3 أربع صور من الشكل 16.3.
يُظهر العمود الأوسط في الشكل 20.3 نتيجة إجراء مساواة الهستوغرام على كل صورة في اليسار.
لم يكن لمساواة الهستوغرام تأثير كبير على الصورة الرابعة لأن شدة هذه الصورة تمتد بالفعل على مقياس الكثافة الكامل.

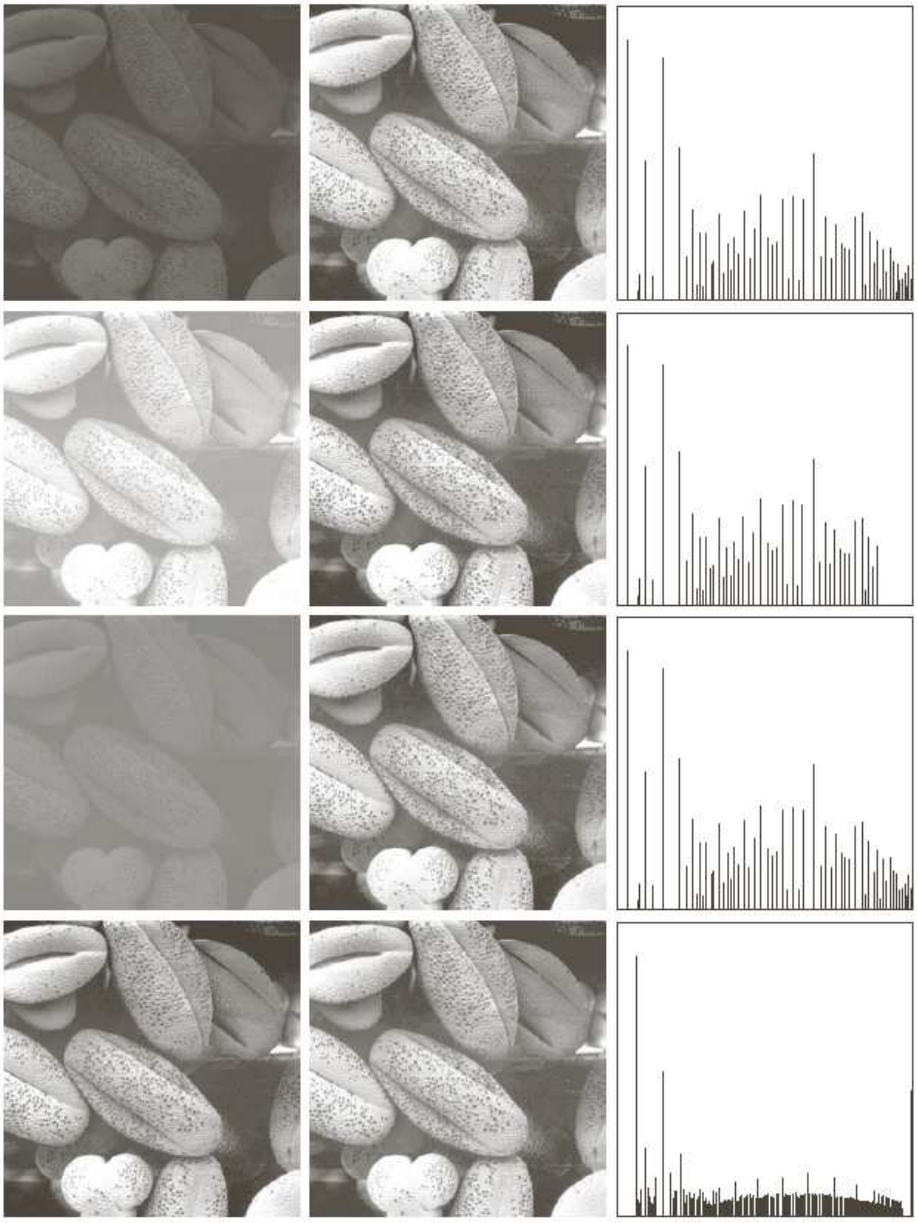


FIGURE 3.20 Left column: images from Fig. 3.16. Center column: corresponding histogra equalized images. Right column: histograms of the images in the center column.

شكل 21.3

يوضح الشكل 21.3 وظائف التحويل المستخدمة لإنشاء الصور المساواة في الشكل 20.3.

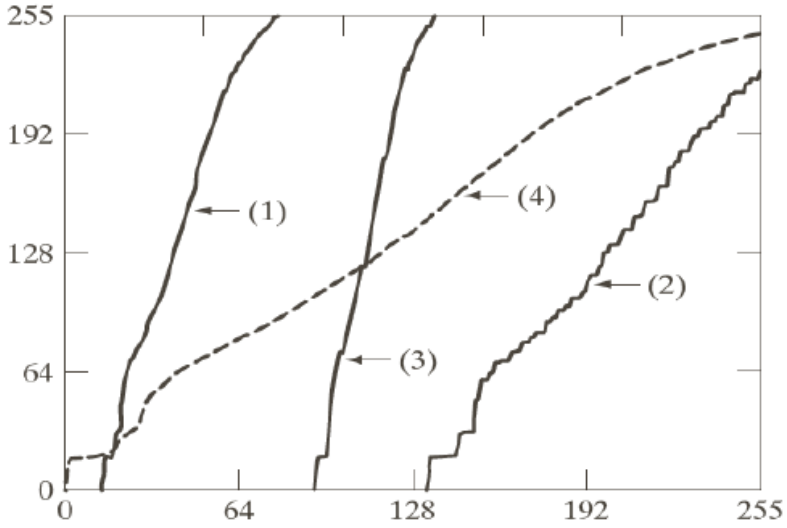


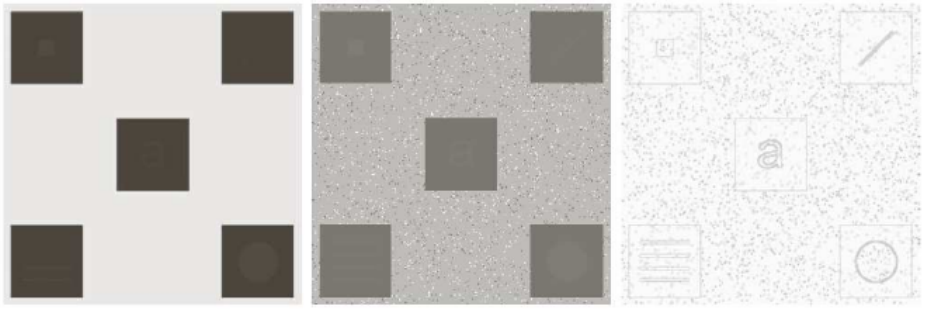
FIGURE 3.21
Transformation functions for histogram equalization. Transformations (1) through (4) were obtained from the histograms of the images (from top to bottom) in the left column of Fig. 3.20 using Eq. (3.3-8).

شكل 22.3

معالجة الهستوغرام المحلي

تعتبر طرق معالجة الهستوغرام التي تمت مناقشتها سابقًا شاملة ، بمعنى أنه يتم تعديل وحدات البكسل بواسطة تابع تحويل بناءً على توزيع كثافة الصورة بأكملها.
بشكل عام ، النهج الشامل مناسب للتحسين الشامل.
في بعض الأحيان ، قد نرغب في تحسين التفاصيل على مساحات صغيرة في الصورة ، حيث قد يكون للبكسل تأثير ضئيل على حساب التحويل الشامل.
الحل هو ابتكار توابع التحويل بناءً على توزيع الكثافة في منطقة مجاورة لكل بكسل في الصورة.
يمكن تكييف تقنيات معالجة الهستوغرام الموصوفة سابقًا بسهولة مع التحسين المحلي.
يتمثل الإجراء في تحديد الجيران وتحريك مركزه من بكسل إلى بكسل. في كل موقع ، يتم حساب الهستوغرام للنقاط في الجيران ويتم الحصول على مساواة الهستوغرام أو وظيفة تحويل مواصفات الهستوغرام.
ثم يتم نقل مركز منطقة الجيران إلى موقع بكسل مجاور ويتم تكرار الإجراء.
نظرًا لأن صفًا أو عمودًا واحدًا فقط من الجيران يتغير أثناء الانتقال من بكسل إلى بكسل ضمن الجيران ، فمن الممكن تحديث الهستوغرام الذي تم الحصول عليه في الموقع السابق بالبيانات الجديدة المقدمة في كل خطوة حركة.

مثال: مساواة الهستوغرام المحلي



a b c

FIGURE 3.26 (a) Original image. (b) Result of global histogram equalization. (c) Result of local histogram equalization applied to (a), using a neighborhood of size 3 × 3.

شكل 23.3

الشكل 26.3 يظهر صورة 8 بت أبعادها 512 × 512 وكما تبدو فهي تحوي ضجيج. يوضح الشكل 26.3 (ب) نتيجة مساواة الهستوغرام الشامل .

كما هو الحال في كثير من الأحيان مع مساواة الهستوغرام للمناطق الناعمة والمشوشة ، يوضح الشكل 26.3 (ب) تحسنًا كبيرًا في التشويش.

تم الحصول على الشكل 26.3 (ج) باستخدام مساواة الهستوغرام المحلي مع جيران بحجم 3 × 3.

يوضح الشكل 26.3 (ج) التفاصيل المهمة الموجودة داخل المربعات المظلمة.

نظرًا لأن قيم الشدة اللونية للكائنات داخل المربعات الصغيرة كانت قريبة جدًا من شدة المربعات الكبيرة ، وكان حجمها صغيرًا جدًا ، للتأثير على مساواة الهستوغرام الشامل بشكل كبير لإظهار هذه التفاصيل.

3.3 أساسيات الترشيح المكاني

الترشيح المكاني هو أحد الأدوات الرئيسية المستخدمة في معالجة الصور لمجموعة واسعة من التطبيقات.

آلية الترشيح المكاني

كما هو موضح بإيجاز في الشكل 1.3 ، يتكون المرشح المكاني من جيران وعملية محددة مسبقًا يتم إجراؤها على وحدات بكسل الصورة التي تشملها منطقة الجيران.

يؤدي الترشيح إلى إنشاء بكسل جديد بإحداثيات مساوية لإحداثيات مركز الجيران ، وتكون قيمته نتيجة عملية الترشيح. إذا كانت العملية التي يتم إجراؤها على البكسلات في الصورة خطية ، فإن المرشح يسمى مرشح مكاني خطي. خلاف ذلك ، يكون المرشح غير خطي.

يوضح الشكل 28.3 آلية الترشيح المكاني الخطية باستخدام جيران 3 × 3.

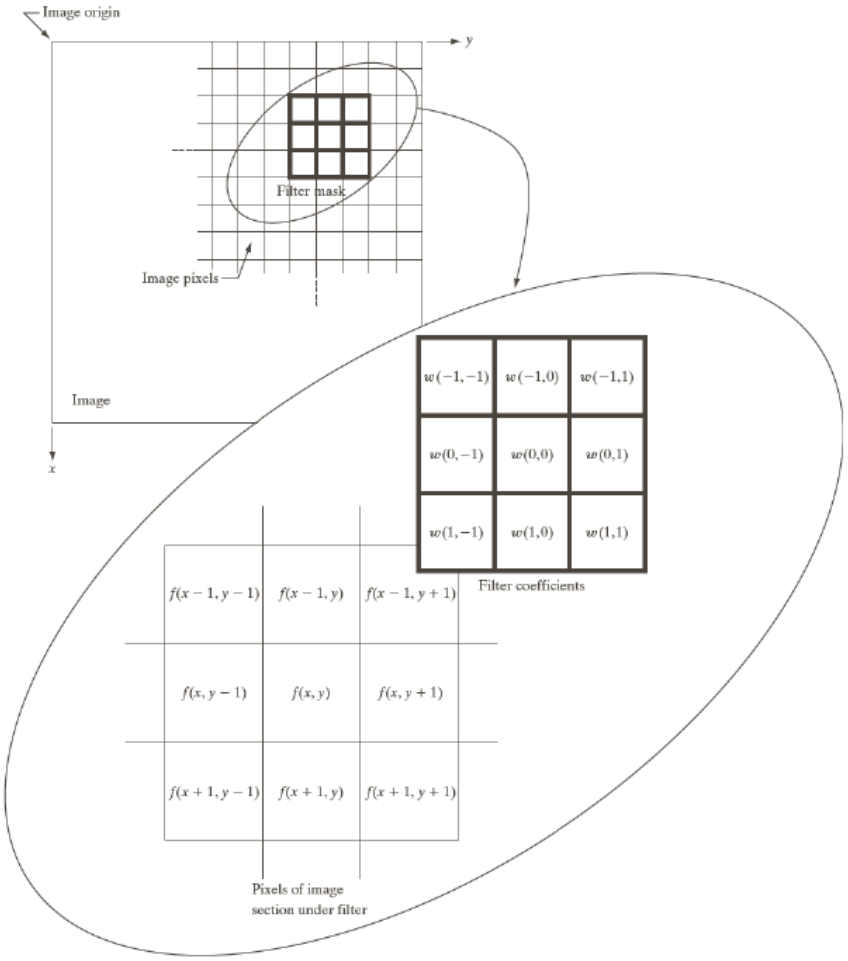


FIGURE 3.28 The mechanics of linear spatial filtering using a 3×3 filter mask. The form chosen to denote the coordinates of the filter mask coefficients simplifies writing expressions for linear filtering.

شكل 24.3

عند أي نقطة (x, y) في الشكل 28.3 تكون الاستجابة $g(x, y)$ للمرشح تساوي مجموع جداءات معاملات المرشح مع بكسلات الصورة المغطاة بالمرشح: $g(x,y) = w(-1,-1)f(x-1,y-1) + w(-1,0)f(x-1,y) + ...$
$+w(0,0)f(x,y) + ... + w(1,1)f(x+1,y+1)$
بشكل عام فإن الترشيح المكاني الخطي لصورة بحجم $M \times N$ عن طريق مرشح حجمه $m \times n$ يعطي بالمعادلة:

$$g(x,y) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{s=-b}^{b} w(s,t) f(x+s, y+t)$$

حيث تتغير قيمتي x و y بحيث تقوم كل بكسل في w بزيادرة كل بكسل في f .

الإرتباط المكاني والالتواء المكاني

يوجد طريقتين متقاربتين عند إنجاز الترشيح المكاني وهما الارتباط والالتواء.
الارتباط هو عملية تحريك قناع مرشح فوق الصورة وحساب مجموع الجداءات عند كل موقع.
يبين الشكل 29.3 مثال عن الارتباط والالتواء في فضاء أحادي البعد.
مفهوم الالتواء هو الحجر الأساس لنظرية النظام الخطي. والخاصية الاساسية للالتواء هو أن التواء تابع بنبضة واحدية يعطي نسخة من التابع عند موقع النبضة.
لإجراء الالتواء نحتاج الى تدوير تابع بزاوية 180 درجة وتطبيق نفس عملية الإرتباط وذكل كما يظهر في العمود الأيمن من الشكل 29.3.

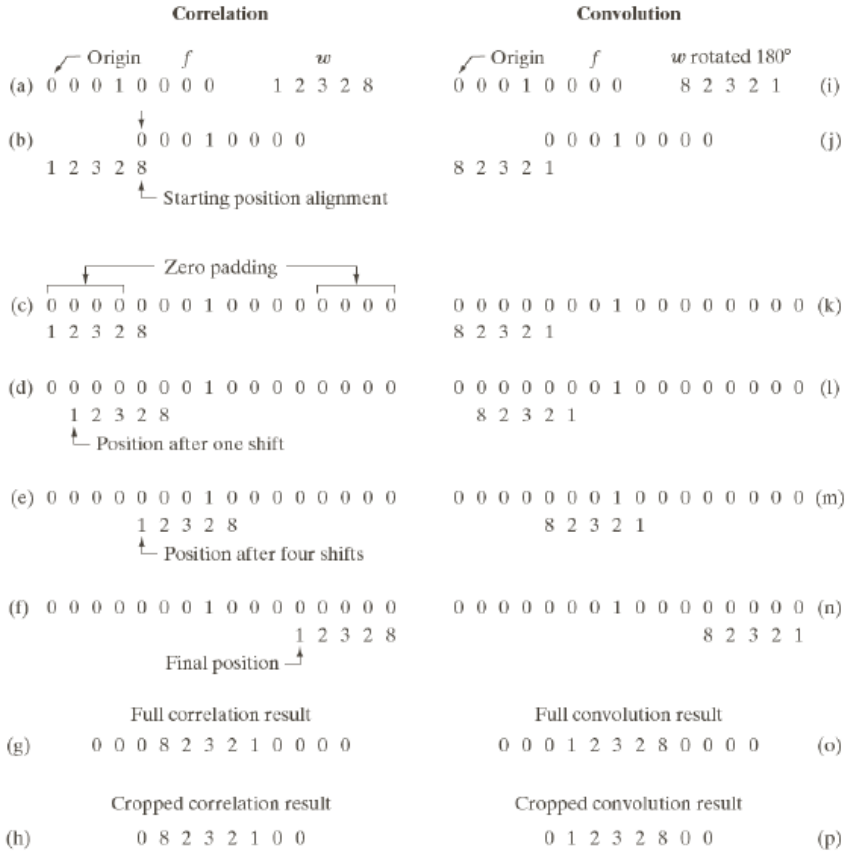


FIGURE 3.29 Illustration of 1-D correlation and convolution of a filter with a discrete unit impulse. Note tha correlation and convolution are functions of *displacement*.

شكل 25.3

يمكن تعميم المفهوم السابق على الصور ويبين الشكل 30.3 مثالا لذلك.

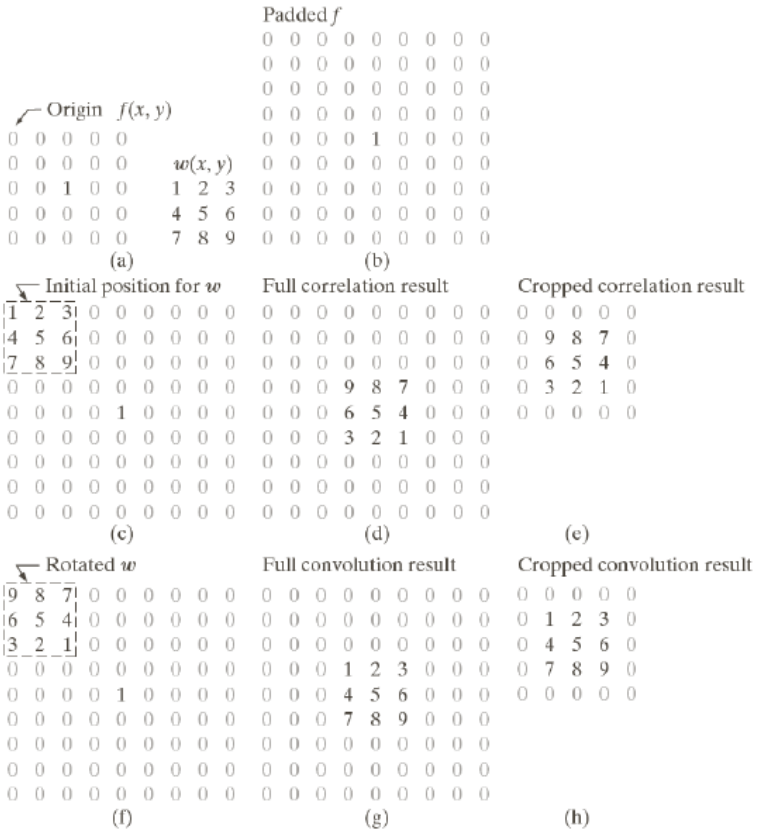


FIGURE 3.30 Correlation (middle row) and convolution (last row) of a 2-D filter with a 2-D discrete, unit impulse. The 0s are shown in gray to simplify visual analysis.

شكل 26.3

بتلخيص المناقشة على شكل معادلات لدينا الارتباط لمرشح $w(x,y)$ ذو حجم $m \times n$ مع صورة $f(x,y)$ والمشار اليه بـ $w(x,y)\star f(x,y)$ يعطى بالعلاقة:

$$w(x,y)\star f(x,y) = \sum_{s=-a}^{a}\sum_{s=-b}^{b} w(s,t)f(x+s,y+t) \qquad (18)$$

حيث $a=(m-1)/2, b=(n-1)/2$ ونفترض من أجل ملائمة الصيغة أن m و n هما عددين صحيحين فرديين.
بشكل مشابه فإن التواء $w(x,y)$ و $f(x,y)$ والمشار اليه بـ $w(x,y)\star f(x,y)$ يعطى بالعلاقة:

$$w(x,y)\star f(x,y) = \sum_{s=-a}^{a}\sum_{s=-b}^{b} w(s,t)f(x-s,y-t) \qquad (19)$$

سنقوم بالتطرق الى هذا الموضوع مرة ثانية في الفصل الرابع ضمن سياق تحويل فوريه ونظرية الالتواء مع التركيز على توابع الالتواء التي لها نفس الحجم.
إن استخدام الارتباط او الالتواء لإنجاز الترشيح المكاني هو امر يعود لما يفضله الشخص. وفي الحقيقة فإن استخدام
أو
يمكن ان يتم لإنجاز التابع الآخر عن طريق تدوير بسيط للمرشح.

التمثيل الشعاعي للترشيح المكاني

إذا كان الاهتمام منصب على الاستجابة الخصائصية R لقناع ما بالنسبة للإرتباط أو للالتواء فمن الملائم أحياناً كتابة مجموع الجداءات ما يلي

$$\begin{aligned} R &= w_1 z_1 + w_2 z_2 + ... + w_{mn} z_{mn} \\ &= \sum_{k=1}^{mn} w_k z_k = \mathbf{w}^T \mathbf{z} \end{aligned} \tag{20}$$

حيث w_k هي معاملات مرشح ذو ابعاد $m \times n$ و z_k هي قيم الشدة اللونية الموافقة المطبق عليها المرشح.
اذا استخدمنا العلاقة 20.3 لتطبيق الارتباط نستخدم القناع كما هو. أما لاستخدام هذه العلاقة لتطبيق الالتواء فنقوم بتدوير بسيط للقناع بزاوية 180 درجة.

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

FIGURE 3.31 Another representation of a general 3×3 filter mask.

شكل 27.3

يبين الشكل 31.3 قناع عام ذو أبعاد 3×3 . في هذه الحالة تصبح العلاقة 20.3 كما يلي

$$\begin{aligned} R &= w_1 z_1 + w_2 z_2 + ... + w_9 z_9 \\ &= \sum_{k=1}^{9} w_k z_k = \mathbf{w}^T \mathbf{z} \end{aligned} \tag{21}$$

توليد أقنعة مرشحات مكانية

يحتاج توليد مرشح مكاني خطي ذو ابعاد $m \times n$ الى تحديد معاملات قناع عددها mn والتي يتم اختيارها اعتمادا على المهمة التي من المفروض ان يقوم بها المرشح.
بفرض اننا نريد استبدال البكسلات في صورة بقيمة الشدة اللونية المتوسطة لجيران 3×3 . لنرمز بـ $z_i, i = 1, 2, ..., 9$ لقيم الشدة هذه يكون عندها المتوسط

$R = \frac{1}{9}\sum_{i=1}^{9} z_i$

لكن هذه المعادلة هي نفسها المعادلة مع استبدال قيم المعاملات بـ $w_i = 1/9$ والتي ستؤدي الى تنعيم الصورة.

في بعض التطبيقات يكون لدينا تابع مستمر ذو متغيرين والهدف هو الحصول على قناع مرشح مكاني اعتماداً على التابع. فعلى سبيل المثال فإن تابع غاوصي لمتحولين له الشكل الأساسي

$h(x,y) = e^{\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$

حيث σ الانحراف المعياري. لتوليد قناع مرشح ابعاده 3×3 من هذا التابع لدينا $w_1 = h(-1,-1), w_2 = h(-1,0), ..., w_9 = h(1,1)$. ويتم توليد قناع مرشح ذو ابعاد $m \times n$ بنفس الطريقة.

إن توليد مرشح لاخطي يحتاج الى تحديد حجم الجيران والى العمليات المراد انجازها على بكسلات الصورة ضمن هذه المنطقة من الجيران.

4.3 مرشحات التنعيم المكانية

تستخدم مرشحات التنعيم للتغبيش وتقليل التشويش. يستخدم التغبيش في مهام المعالجة المسبقة. يمكن تقليل الضوضاء عن طريق التغبيش باستخدام مرشح خطي وأيضًا عن طريق الترشيح غير الخطي.

مرشحات التنعيم الخطية

ناتج المرشح الخطي المنعم هو ببساطة متوسط البيكسلات الموجودة في المنطقة المجاورة لقناع المرشح.

باستبدال قيمة كل بكسل في صورة ما بمتوسط مستويات الشدة في المنطقة المجاورة ، سيقلل المرشح الخطي المتجانس الانتقالات "الحادة" في الشدة.

ومع ذلك ، غالبًا ما تتميز الحواف بانتقالات حادة في الشدة اللونية ، لذلك قد يكون لتنعيم المرشحات الخطية تأثير جانبي غير مرغوب فيه على الحواف.

$\frac{1}{9} \times$

1	1	1
1	1	1
1	1	1

$\frac{1}{16} \times$

1	2	1
2	4	2
1	2	1

a b

FIGURE 3.32 Two 3×3 smoothing (averaging) filter masks. The constant multiplier in front of each mask is equal to 1 divided by the sum of the values of its coefficients, as is required to compute an average.

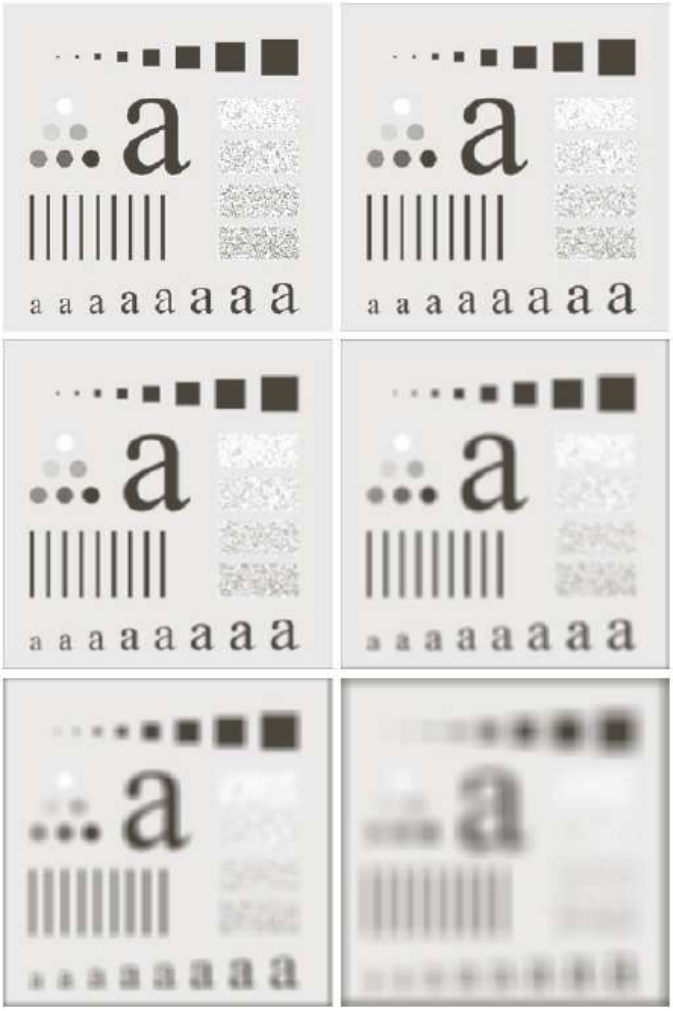
شكل 28.3

ينتج القناع الثاني ، الموضح في الشكل 32.3 (ب) ، ما يسمى بالمتوسط المثقل ، وبالتالي يعطي أهمية أكبر (وزن) لبعض البكسلات على حساب الآخرين.
إن التطبيق العام لترشيح صورة ذات ابعاد $M \times N$ بمرشح متوسط مثقل من الحجم $m\times$ يعطى بالعلاقة

$$g(x,y) = \frac{\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b} w(s,t) f(x+s,y+t)}{\sum_{s=-a}^{a}\sum_{t=-b}^{b} w(s,t)} \tag{22}$$

والبارامترات المحتواة في العلاقة هي نفسها المعرفة في العلاقة حيث $a=(m-1)/2, b=(n-1)/2$ ونفترض من أجل ملائمة الصيغة أن m و n هما عددين صحيحين فرديين.

مثال 13.3 : تنعيم الصور باستخدام أقنعة متعددة الأحجام
إن تأثيرات التنعيم كتابع لحجم المرشح موضحة في الشكل 33.3 .

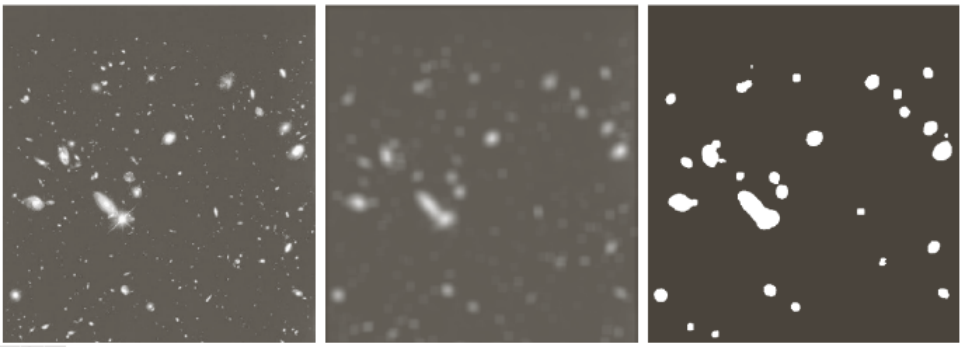


a b
c d
e f

FIGURE 3.33 (a) Original image, of size 500 × 500 pixels. (b)–(f) Results of smoothing with square averaging filter masks of sizes $m = 3, 5, 9, 15$, and 35, respectively. The black squares at the top are of sizes 3, 5, 9, 15, 25, 35, 45, and 55 pixels, respectively; their borders are 25 pixels apart. The letters at the bottom range in size from 10 to 24 points, in increments of 2 points; the large letter at the top is 60 points. The vertical bars are 5 pixels wide and 100 pixels high; their separation is 20 pixels. The diameter of the circles is 25 pixels, and their borders are 15 pixels apart; their intensity levels range from 0% to 100% black in increments of 20%. The background of the image is 10% black. The noisy rectangles are of size 50 × 120 pixels.

شكل 29.3

كما ذكرنا سابقًا ، فإن أحد التطبيقات المهمة للتوسط المكاني هو طمس الصورة بغرض الحصول على تمثيل إجمالي للكائنات محل الاهتمام.
يحدد حجم القناع الحجم النسبي للكائنات التي سيتم دمجها مع الخلفية.
تأمل الشكل 34.3 (أ) ، وهو صورة من تلسكوب هابل في مدار حول الأرض.



a b c

FIGURE 3.34 (a) Image of size 528 × 485 pixels from the Hubble Space Telescope. (b) Image filtered with a 15 × 15 averaging mask. (c) Result of thresholding (b). (Original image courtesy of NASA.)

شكل 30.3

يوضح الشكل 34.3 (ب) نتيجة تطبيق قناع متوسط 15×15 على الشكل 34.3 (أ). تم دمج عدد من الكائنات في الشكل 34.3 (ب) مع الخلفية أو تضاءلت شدتها إلى حد كبير.

تظهر نتيجة استخدام تابع التعيب في الشكل 2.3 (ب) بقيمة عتبة تساوي 25٪ من أعلى شدة لونية في الصورة المغبشة في الشكل 34.3 (ج) ، والذي يحتوي على تمثيل معقول لما نعتبره أكبر وألمع كائنات في الصورة الأصلية.

5.3 مرشحات زيادة حدة التباين المكانية

الهدف الأساسي من زيادة حدة التباين هو تسليط الضوء على الانتقالات في الشدة اللونية.

بشكل أساسي ، تتناسب قوة استجابة عملية الاشتقاق مع درجة انقطاع الشدة اللونية للصورة عند النقطة التي يتم فيها تطبيق العملية.

الأساس الرياضي

يتم تعريف مشتقات تابع رقمي بدلالة الفروق. على الرغم من وجود طرق مختلفة لتحديد هذه الفروق ، إلا أنه من المطلوب من أي تعريف نستخدمه للمشتق الأول

(1) يجب أن يساوي الصفر في مناطق الشدة الثابتة ؛

(2) يجب أن لايساوي الصفر في بداية خطوة ارتفاع الشدة أو انحدارها ؛

(3) يجب أن تكون غير صفرية على طول المنحدرات.

وبالمثل ، أي تعريف للمشتق الثاني

(1) يجب أن يساوي الصفر في المناطق الثابتة ؛

(2) يجب أن تكون غير صفرية في بداية ونهاية خطوة ارتفاع أو انحدار للشدة ؛ (3) يجب أن تكون صفراً على طول

منحدرات ذات ميل ثابت.

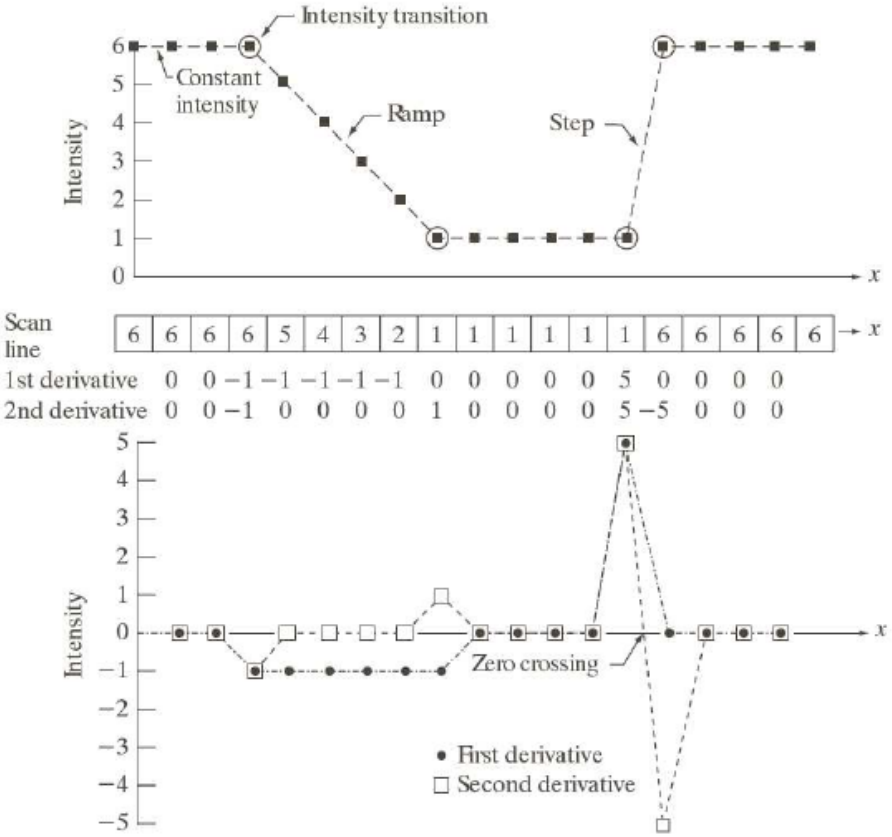
التعريف الأساسي للمشتق من الدرجة الأولى لتابع أحادي البعد $f(x)$ هو الفرق

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \tag{23}$$

ويعرف المشتق من الدرجة الثانية للتابع f(x) كما يلي

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x) \tag{24}$$

مثال:



شكل 31.3

الشكل 36.3 (مركز الصورة) يبين مقطع في خط مسح. القيم داخل المربعات الصغير هي قيم الشدة اللونية في خط المسح والتي رسمت كنقاط سوداء في الشكل 36.3 .

استخدام المشتق الثاني لزيادة حدة تباين الصورة - العملية اللابلاسية

من اهتمامنا الحصول على مرشحات ايزوتروبية استجابتها مستقلة عن اتجاه الانقطاعات في الصورة التي نطبق عليها المرشح. وبكلمات اخرى المرشحات الايزوتروبية هي مرشحات لامتغيرة مع الدوران.

إن أبسط عملية اشتقاق ايزوتروبية هي العملية اللابلاسية والتي تعرف من اجل تابع الصورة $f(x,y)$ كما يلي

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \tag{25}$$

العملية اللابلاسية هي عملية خطية.

باستخدام التعريف في العلاقة باتجاه المحور x نحصل على

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1,y) + f(x-1,y) - 2f(x,y) \tag{26}$$

وفي اتجاه المحور y

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x,y+1) + f(x,y-1) - 2f(x,y) \tag{27}$$

وبالتالي فإن العملية اللابلاسية المتقطعة بمتحولين تكون

$$\nabla^2 f(x,y) = f(x+1,y) + f(x-1,y) + f(x,y+1) + f(x,y-1) - 4f(x,y) \tag{28}$$

يبين الشكل 37.3 بعض الأقنعة اللابلاسية.

0	1	0	1	1	1
1	−4	1	1	−8	1
0	1	0	1	1	1
0	−1	0	−1	−1	−1
−1	4	−1	−1	8	−1
0	−1	0	−1	−1	−1

a b
c d

FIGURE 3.37
(a) Filter mask used to implement Eq. (3.6-6). (b) Mask used to implement an extension of this equation that includes the diagonal terms. (c) and (d) Two other implementations of the Laplacian found frequently in practice.

شكل 32.3

والطريقة الاساسية لاستخدام العملية اللابلاسية لزيادة حدة الصورة هي

$$g(x,y) = f(x,y) + c[\nabla^2 f(x,y)] \tag{29}$$

حيث $f(x,y)$ و $g(x,y)$ هما صورتي الدخل والخرج على التوالي. والثابت $c = -1$ اذا استخدمنا المرشحين اللابلاسيين في الشكل 37.3 (a) و ((b . وبينما تكون قيمة الثابت $c = 1$ في حال استخدمنا المرشحين الاخرين.

مثال 15.3 : زيادة حدة تباين الصورة باستخدام العملية اللابلاسية.

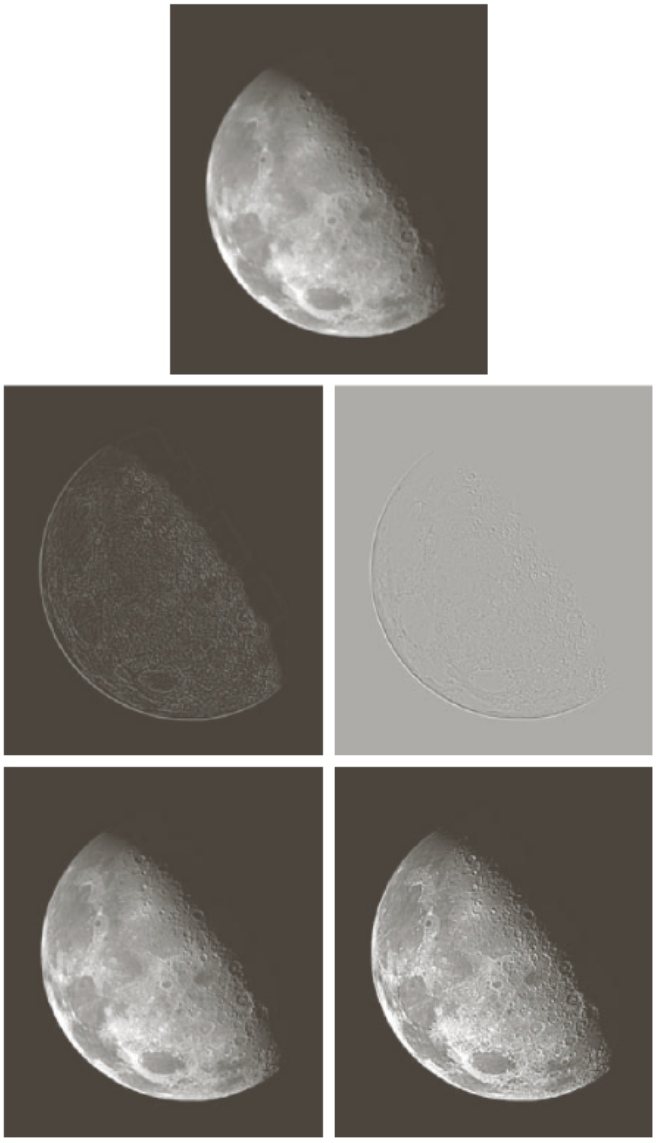


Figure 3.38 (a) Blurred image of the North Pole of the moon. (b) Laplacian without scaling. (c) Laplacian with scaling. (d) Image sharpened using the mask in Figure 3.37 (a). (e) Result of using the mask in Figure 3.37 (b).

شكل 33.3

ترشيح الدفعة العالية وقناع ازالة الحدة

Filtering Highboost and Masking Unsharp

تعتبر هذ العملية شائعة الاستخدام في صناعة الطباعة والنشر ، تسمى قناع إزالة الحدة unsharp ، تتكون من الخطوات

التالية: 1. طمس الصورة الأصلية. 2. اطرح الصورة المطموسة من الصورة الأصلية (يسمى الفرق الناتج بالقناع). 3. أضف القناع إلى الأصل. لتكن $\bar{f}(x\,y)$ تشير إلى الصورة المطموسة. يمكن التعبير عن القناع على أنه

$$g_{mask}(x,y) = f(x,y) - \bar{f}(x,y). \tag{30}$$

ثم نضيف جزءًا مثقّلاً من القناع إلى الصورة الأصلية:

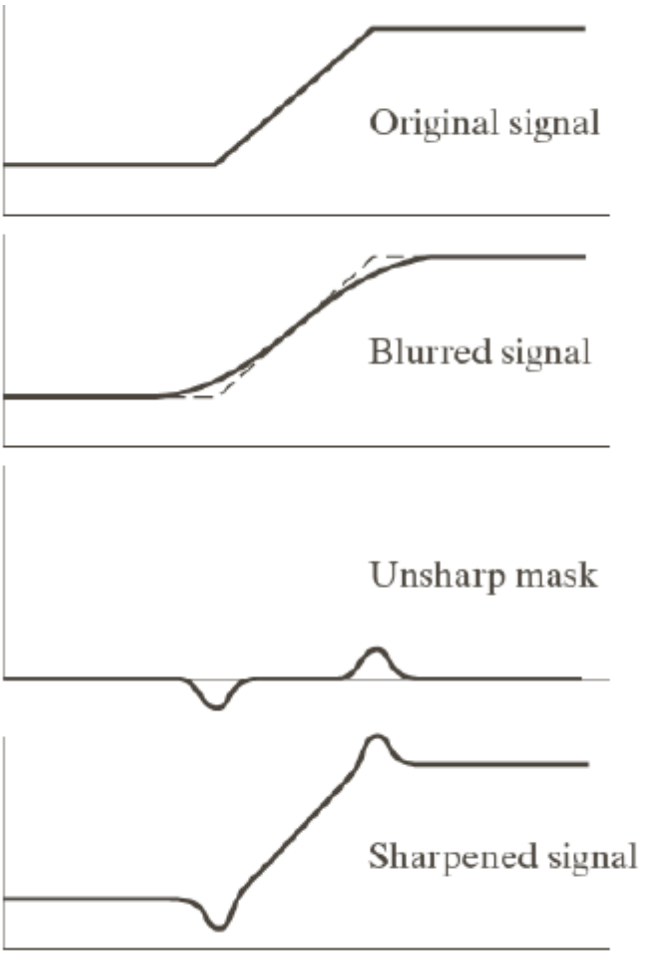
$$g(x,y) = f(x,y) + k * g_{mask}(x,y) \tag{31}$$

حيث نضيف وزنًا $k(k \geq 0)$ للتعميم.

عندما تكون $k = 1$ ، نحصل على قناع إزالة الحدة unsharp المعرف أعلاه.

عندما تكون $k > 1$ ، يشار إلى العملية باسم ترشيح الدفعة العالية highboost.

باختيار قيمة $k < 1$ سيقلل من مساهمة قناع unsharp.



a
b
c
d

FIGURE 3.39 1-D illustration of the mechanics of unsharp masking. (a) Original signal. (b) Blurred signal with original shown dashed for reference. (c) Unsharp mask. (d) Sharpened signal, obtained by adding (c) to (a).

شكل 34.3

مثال 16.3: زيادة حدة تباين الصورة باستخدام قناع إزالة الحدة

a
b
c
d
e

FIGURE 3.40
(a) Original image.
(b) Result of blurring with a Gaussian filter.
(c) Unsharp mask. (d) Result of using unsharp masking.
(e) Result of using highboost filtering.

شكل 35.3

استخدام مشتق الدرجة الأولى لزيادة حدة التباين (اللاخطي) - التدرج

تطبق المشتقات من الدرجة الأولى في معالجة الصورة باستخدام طويلة التدرج. ويعرف تدرج تابع $f(x,y)$ عند احداثيات (x,y) بشعاع عمود ثنائي البعد كما يلي

$$\nabla f = \text{grad}(f) == \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{32}$$

يؤشر هذا الشعاع باتجاه اكبر معدل لتغيرات التابع f عند الموضع (x,y) .
إن طويلة (طول) الشعاع ∇f والمشار إليه بـ $M(x,y)$ حيث

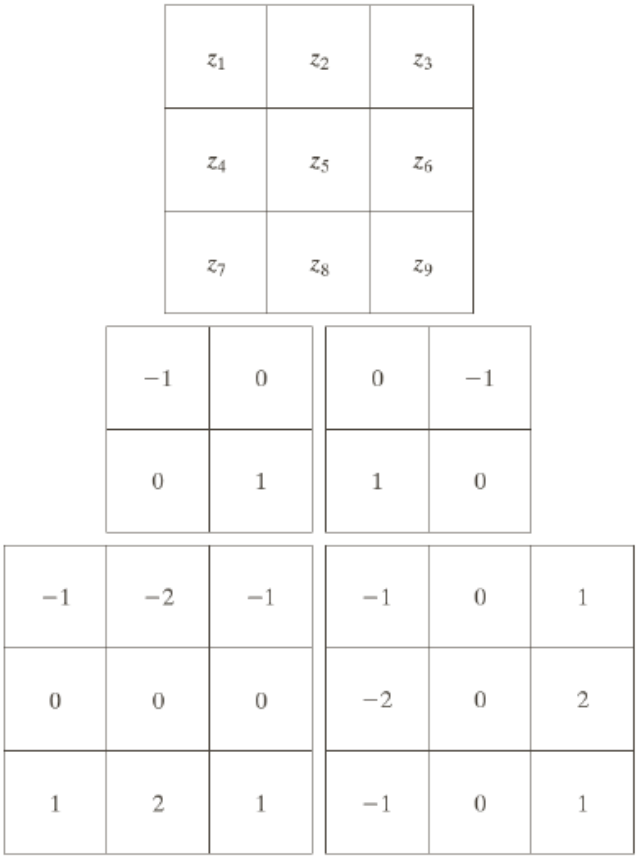
$$M(x,y) = \text{mag}(\nabla f) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \tag{33}$$

هو مقدار معدل التغير في اتجاه شعاع التدرج عند الموقع (x,y) .

يشار إلى $M(x,y)$ بصورة التدرج. ولها نفس حجم الصورة الأصلية وتتكون عند السماح لـ x و y بالتغير فوق كل مواقع البكسلات في f .
وبما أن مركبتي شعاع التدرج هما مشتقان فهما عمليتان خطيتان. لكن طويلة هذا الشعاع ليست خطية بسبب عمليات التربيع والجذر التربيعي.
في بعض التطبيقات فمن المناسب حسابياً تقريب عمليتي التربيع والجذر التربيعي بالقيم المطلقة:

$$M(x,y) \approx |g_x| + |g_y| \tag{34}$$

مع أن المعادلة 34.3 تحافظ على التغيرات النسبية في الشدة اللونية لكن الخاصية الايزوتروبية تضيع بشكل عام.
وبما أن معظم الأقنعة الشائعة المستخدمة لتقريب التدرج هي من نوع ايزوتروبي عند قيم زاوية من مضاعفات 90 درجة لذلك لن يضيع أي شيء هام باستخدام المعادلتين 33.3 و 34.3.
وفي حال العملية اللابلاسية نعرف تقريبات متقطعة للمعادلات السابقة ونصمم اقنعة الترشيح المناسبة. يبين الشكل 41.3 بعض عمليات التدرج.



a
b c
d e

FIGURE 3.41
A 3×3 region of an image (the zs are intensity values). (b)–(c) Roberts cross gradient operators. (d)–(e) Sobel operators. All the mask coefficients sum to zero, as expected of a derivative operator.

شكل 36.3

في الشكل 41.3 a إذا أشرنا الى نقطة المركز z_5 بقيمة $f(x,y)$ عند موضع اعتباطي عندئذ تشير z_1 الى $f(x-1,y-1)$ وهكذا.
اذا استخدمنا المعادلتين و نقوم بحساب التدرج كما يلي

$$M(x,y) = \sqrt{(z_9 - z_5)^2 + (z_8 - z_6)^2} \tag{35}$$

وإذا استخدمنا المعادلتين و عندئذ يكون

$$M(x,y) \approx |z_9 - z_5| + |z_8 - z_6| \tag{36}$$

اصغر اقنعة ترشيح نهتم بها هي التي حجمها 3×3 . وباستخدام منطقة جيران 3×3 متمركزة عند z_5 لتقريب g_x و g_y لدينا

$$g_x = \frac{\partial f}{\partial x} = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \tag{37}$$

و

$$g_y = \frac{\partial f}{\partial y} = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \tag{38}$$

يمكن تطبيق المعادليتن 37.3 و 38.3 باستخدام القناعين في الشكل 41.3 d و e. والفكرة وراء استخدام قيمة تثقيل 2 في معامل المركز هي للحصول على بعض التنعيم من خلال اعطاء اهمية اكثر لنقطة المركز.

مثال 17.3 استخدام التدرج لتحسين الحواف