



Special Imaging Techniques Специальные Методы Отображения

This chapter presents four specific aspects of image processing. First, ways to characterize the *spatial resolution* are discussed. This describes the minimum size an object must be to be seen in an image. Second, the *signal-to-noise ratio* is examined, explaining how faint an object can be and still be detected. Third, *morphological* techniques are introduced. These are nonlinear operations used to manipulate binary images (where each pixel is either black or white). Fourth, the remarkable technique of *computed tomography* is described. This has revolutionized medical diagnosis by providing detailed images of the interior of the human body.

Эта глава представляет четыре специфических аспекта обработки изображения. Во первых, обсуждены способы характеризовать *пространственную разрешающую способность*. Это описывает минимальный размер, объект должен быть, чтобы быть замеченным в изображении. Во вторых, *отношение сигнал-шум* исследовано, объясняя каким маленьким объект может быть, чтобы все же быть обнаруженным. Третье, представлены *морфологические* методы. Они - нелинейные операции, обычно используемые для управления двухуровневыми изображениями (где каждый пиксел является или черным или белым). Четвертый, описана замечательная методика *компьютерной томографии*. Это революционизировало медицинскую диагностику, обеспечивая детальные изображения внутренней области человеческого тела.

Spatial Resolution

Пространственная Разрешающая способность

Suppose we want to compare two imaging systems, with the goal of determining which has the best spatial resolution. In other words, we want to know which system can detect the smallest object. To simplify things, we would like the answer to be a *single number* for each system. This allows a direct comparison upon which to base design decisions. Unfortunately, a single parameter is not always sufficient to characterize all the subtle aspects of imaging. This is complicated by the fact that spatial resolution is limited by two distinct but interrelated effects: *sample spacing* and *sampling aperture size*. This section contains two main topics: (1) how a single parameter can best be used to characterize spatial resolution, and (2) the relationship between sample spacing and sampling aperture size.

Предположим, что мы хотим сравнить две системы отображения, с целью определения, которая имеет лучшую пространственную разрешающую способность. Другими словами, мы хотим знать, которая система может обнаруживать самый маленький объект. Чтобы упростить вещи, мы хотели бы, чтобы ответ был *единственным номером* для каждой системы. Это позволяет прямое сравнение, чтобы базироваться решения проекта. К сожалению, единственный параметр не всегда достаточен, чтобы охарактеризовать все тонкие аспекты отображения. Это усложнено фактом, что пространственная разрешающая способность ограничена двумя отличными, но взаимодействующими эффектами: *интервал выборки* и *апертурный размер осуществления выборки*. Этот раздел содержит две основных темы: (1), как единственный параметр может лучше всего использоваться, чтобы характеризовать пространственную разрешающую способность, и (2) отношения между выборочным пространством и выборочным апертурным размером.

Figure 25-1a shows profiles from three circularly symmetric PSFs: the pillbox, the Gaussian, and the exponential. These are representative of the PSFs commonly found in imaging systems. As described in the last chapter, the pillbox can result from an improperly focused lens system. Likewise, the Gaussian is formed when random errors are combined, such as viewing stars through a turbulent atmosphere. An exponential PSF is generated when electrons or x-rays strike a phosphor layer and are converted into light. This is used in radiation detectors, night vision light amplifiers, and CRT displays. The exact shape of these three PSFs is not important for this discussion, only that they broadly represent the PSFs seen in real world applications.

Рисунок 25-1а показывает конфигурации от трех циркулярных(кругообразных) симметричных ФРТ: pillbox, Гауссиан, и показательная функция. Они представители из ФРТ, обычно находимые в системах отображения. Как описано в прошлой главе, pillbox может следовать из ненадлежащим образом сосредоточенной системы хрусталика. Аналогично, Гауссиан сформирован, когда случайные ошибки объединены, типа просмотра звезд через турбулентную атмосферу. Показательный ФРТ сгенерирован, когда электроны или рентгены нажимают слой фосфора и преобразованы в свет. Это используется в радиационных детекторах, усилителях ночного видения(системах технического зрения), и дисплеях CRT (КАТОДНО-ЛУЧЕВОЙ ТРУБКИ – КРТ). Точная форма из этих трех ФРТ не важна для этого обсуждения, только, что они широко представляют ФРТ, замеченные в реальных мировых приложениях.

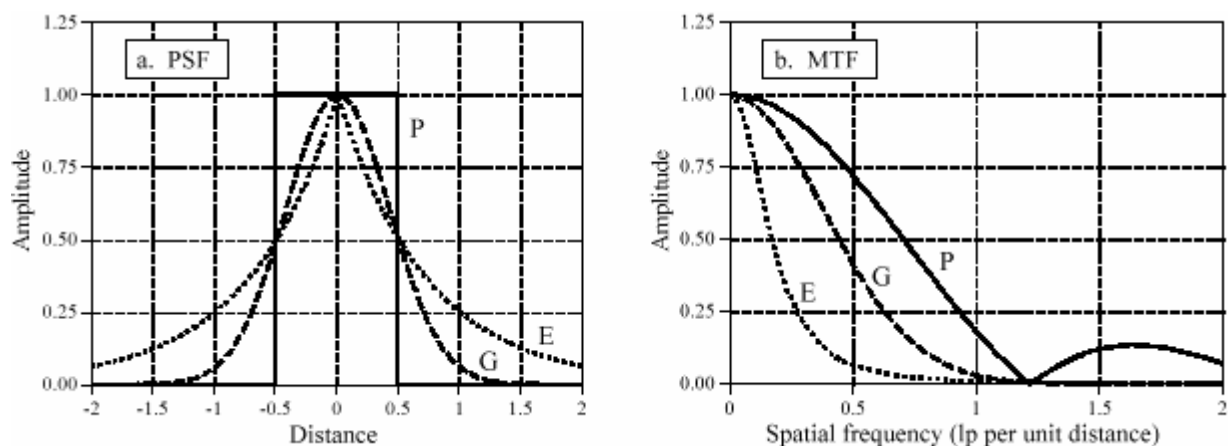


FIGURE 25-1
FWHM versus MTF. Figure (a) shows profiles of three PSFs commonly found in imaging systems: (P) pillbox, (G) Gaussian, and (E) exponential. Each of these has a FWHM of one unit. The corresponding MTFs are shown in (b). Unfortunately, similar values of FWHM do not correspond to similar MTF curves.

РИСУНОК 25-1

FWHM против MTF. Рисунок (а) показывает конфигурации трех ФРТ, обычно находимых в отображении систем: (P) pillbox, Гауссиан (G), и показательная функция (E). Каждый из них имеет FWHM одного модуля. Передача MTFs показывается в (b). К сожалению, подобные значения FWHM не соответствуют подобным кривым MTF.

The PSF contains complete information about the spatial resolution. To express the spatial resolution by a single number, we can ignore the *shape* of the PSF and simply measure its *width*. The most common way to specify this is by the Full-Width-at-Half-Maximum (FWHM) value. For example, all the PSFs in (a) have an FWHM of 1 unit.

ФРТ содержит полную информацию относительно пространственной разрешающей способности. Чтобы выразить пространственную разрешающую способность единственным номером, мы можем игнорировать *форму* ФРТ и просто измерять его *ширину*. Наиболее

обычный способ определить это - значение " Полной Ширины в Половине Максимума " (FWHM – ПШПМ?). Например, все ФРТ в (а) имеют FWHM(ПШПМ) 1 модуль.

Unfortunately, this method has two significant drawbacks. First, it does not match other measures of spatial resolution, including the subjective judgement of observers viewing the images. Second, it is usually very difficult to directly measure the PSF. Imagine feeding an impulse into an imaging system; that is, taking an image of a very small white dot on a black background. By definition, the acquired image will be the PSF of the system. The problem is, the measured PSF will only contain a few pixels, and its contrast will be low.

К сожалению, этот метод имеет два существенных недостатка. Во первых, это не соответствует другим мерам пространственной разрешающей способности, включая субъективное решение наблюдателей, рассматривающих изображения. Во вторых, обычно очень трудно непосредственно измерить ФРТ. Вообразите подавать импульс в систему отображения; то есть беря изображение очень маленькой белой точки на черном фоне. По определению, приобретенное изображение будет ФРТ системы. Проблема, измеренный ФРТ будет только содержать несколько пикселей, и его контраст будет низок.

Unless you are very careful, random noise will swamp the measurement. For instance, imagine that the impulse image is a 512x512 array of all zeros except for a single pixel having a value of 255. Now compare this to a normal image where all of the 512x512 pixels have an average value of about 128. In loose terms, the signal in the impulse image is about 100,000 times weaker than a normal image. No wonder the signal-to-noise ratio will be bad; there's hardly any signal!

Если Вы не очень осторожны, случайный шум, затопит измерение. Например, вообразите, что изображение импульса – массив 512x512 всех нулей если бы не единственный пиксел, имеющий значение 255. Теперь сравните это с нормальным изображением, где все 512x512 пиксели имеют среднее приблизительно 128. В свободных терминах, сигнал импульса в изображении - приблизительно в 100000 раз слабее чем нормальное изображение. Неудивительно отношение сигнал-шум будет плохим; там имеется едва любой сигнал!

A basic theme throughout this book is that signals should be understood in the domain where the information is encoded. For instance, audio signals should be dealt with in the frequency domain, while image signals should be handled in the spatial domain. In spite of this, one way to measure image resolution is by looking at the *frequency response*. This goes against the fundamental philosophy of this book; however, it is a common method and you need to become familiar with it.

Основная тема повсюду этой книги - то, что сигналы должны быть поняты в домене, где информация закодирована. Например, с аудио-сигналами нужно иметь дело в частотном домене, в то время как сигналы изображения должны быть обработаны в пространственном домене. Несмотря на это, один способ измерять разрешающую способность изображения - смотря на *частотную характеристику*. Это идет против фундаментальной философии этой книги; однако, это - обычный метод, и Вы должны стать знакомыми с этим.

Taking the two-dimensional Fourier transform of the PSF provides the two-dimensional frequency response. If the PSF is circularly symmetric, its frequency response will also be circularly symmetric. In this case, complete information about the frequency response is contained in its profile. That is, after calculating the frequency domain via the FFT method, columns 0 to $N/2$ in row 0 are all that is needed. In imaging jargon, this display of the frequency response is called the **Modulation Transfer Function (MTF)**. Figure 25-1b shows the MTFs for the three PSFs in (a). In cases where the PSF is not circularly symmetric, the entire two-dimensional frequency

(с) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

response contains information. However, it is usually sufficient to know the MTF curves in the vertical and horizontal directions (i.e., columns 0 to $N/2$ in row 0, and rows 0 to $N/2$ in column 0). Take note: this procedure of extracting a row or column from the two-dimensional frequency spectrum is *not* equivalent to taking the one-dimensional FFT of the profiles shown in (a). We will come back to this issue shortly. As shown in Fig. 25-1, similar values of FWHM do not correspond to similar MTF curves.

Взятие двумерного преобразования Фурье ФРТ обеспечивает двумерную частотную характеристику. Если ФРТ циркулярный симметричный, его частотная характеристика будет также циркулярная симметричная. В этом случае, закончите информацию относительно частотной характеристики, содержится в его конфигурации. То есть после вычисления частотного домена через метод БПФ, столбцы от 0 к $N/2$ в строке 0 - все, что необходимо. На жаргоне отображения, этот дисплей частотной характеристики называется **Функцией передачи модуляции (MTF - ФПМ)**. Рисунок 25-1b показывает ФПМ для этих трех ФРТ в (a). В случаях, где ФРТ не циркулярный симметричный, полная двумерная частотная характеристика содержит информацию. Однако, обычно достаточно знать кривые ФПМ в вертикальных и горизонтальных направлениях (то есть, столбцы 0 к $N/2$ в строке 0, и строках 0 к $N/2$ в столбце 0). Возьмите на заметку: Эта процедура извлечения строки или столбца от двумерного спектра частот - не эквивалент взятию одномерного БПФ конфигураций, показанных в (a). Мы возвратимся к этой проблеме вскоре. Как показано в рис. 25-1, подобные значения ПППМ не соответствуют подобным кривым ФПМ(MTF).

Figure 25-2 shows a **line pair gauge**, a device used to measure image resolution via the MTF. Line pair gauges come in different forms depending on the particular application. For example, the black and white pattern shown in this figure could be directly used to test video cameras. For an x-ray imaging system, the ribs might be made from lead, with an x-ray transparent material between. The key feature is that the black and white lines have a closer spacing toward one end. When an image is taken of a line pair gauge, the lines at the closely spaced end will be blurred together, while at the other end they will be distinct. Somewhere in the middle the lines will be just barely separable. An observer looks at the image, identifies this location, and reads the corresponding resolution on the calibrated scale.

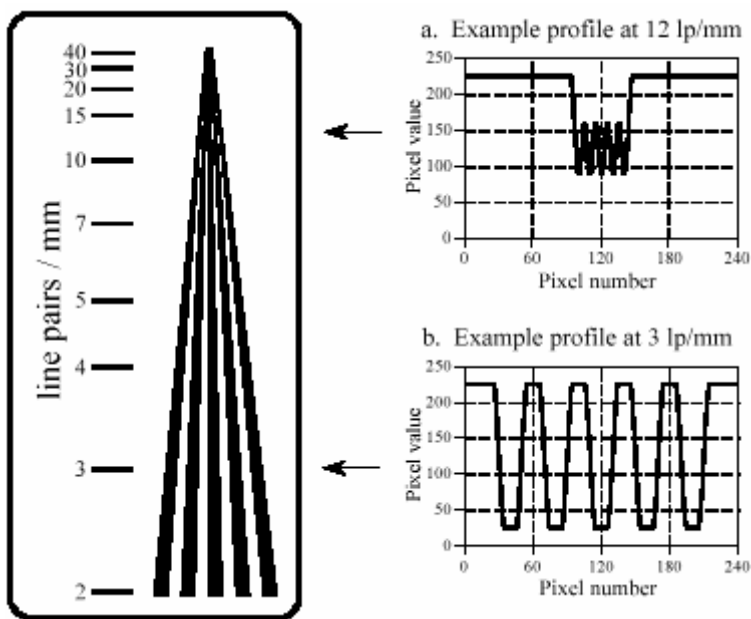
Рисунок 25-2 показывает **датчик пары линий**, устройство обычно используемое для измерения разрешающей способности изображения через ФПМ(MTF). Датчики пары строки входят в различные формы в зависимости от специфического приложения. Например, черно-белый образец, показанный в этом рисунке мог непосредственно использоваться, чтобы проверить видеокамеры. Для рентгеновской системы отображения, обечайки(ребра) могли бы быть сделаны от вывода, с рентгеновским прозрачным материалом между. Главная особенность - то, что черно-белые линии имеют ближе интервал к одному концу. Когда изображение принято датчиком пары линий, линии в близко расположенный конец будут слиты вместе, в то время как в другом конце они будут отличны. Где-нибудь в середине, линии будут только-только отделимы. Наблюдатель смотрит на изображение, идентифицирует это расположение, и читает соответствующую разрешающую способность в калиброванном масштабе.

FIGURE 25-2

Line pair gauge. The line pair gauge is a tool used to measure the resolution of imaging systems. A series of black and white ribs move together, creating a continuum of spatial frequencies. The resolution of a system is taken as the frequency where the eye can no longer distinguish the individual ribs. This example line pair gauge is shown several times larger than the calibrated scale indicates.

РИСУНОК 25-2

Датчик пары линий. Датчик пары линий - инструмент, обычно используемый для измерения разрешающей способности систем отображения. Ряд черно-белых ребер движется вместе, создавая континуум пространственных частот. Разрешающая способность системы принята как частота, где глаз больше не может отличать индивидуальные ребра. Этот пример датчика пары линий показывает, что несколько раз больше чем калиброванный масштаб указывают.



The way that the ribs blur together is important in understanding the limitations of this measurement. Imagine acquiring an image of the line pair gauge in Fig. 25-2. Figures (a) and (b) show examples of the profiles at low and high spatial frequencies. At the low frequency, shown in (b), the curve is flat on the top and bottom, but the edges are blurred. At the higher spatial frequency, (a), the *amplitude* of the modulation has been reduced. This is exactly what the MTF curve in Fig. 25-1b describes: higher spatial frequencies are reduced in amplitude. The individual ribs will be distinguishable in the image as long as the amplitude is greater than about 3% to 10% of the original height. This is related to the eye's ability to distinguish the low contrast difference between the peaks and valleys in the presence of image noise.

Путь, совместного размывания ребер объединением является важным в понимании ограничений этого измерения. Вообразите приобретенное изображение датчика пары линий в рис. 25-2. На рисунках (a) и (b) показаны примеры кривых низких и высоких пространственных частот. В низкой частоте, показанной в (b), кривая единообразна на верхней и нижней границе, но грани размыты. В верхней пространственной частоте, (a), *амплитуда* модуляции была сокращена. Это - точно, что описывает ФПМ(MTF) кривой в рис. 25-1b: высокие пространственные частоты сокращены в амплитуде. Индивидуальные ребра будут различимы в изображении, пока амплитуда больше, чем приблизительно 3% - 10% первоначальной высоты. Это связано со способностью глаза, отличать низкую контрастную разность между точками пиков и минимумов в присутствии шума изображения.

A strong advantage of the line pair gauge measurement is that it is simple and fast. The strongest disadvantage is that it relies on the human eye, and therefore has a certain subjective component. Even if the entire MTF curve is measured, the most common way to express the system resolution is to quote the frequency where the MTF is reduced to either 3%, 5% or 10%. Unfortunately, you will not always be told which of these values is being used; product data sheets frequently use vague terms such as "limiting resolution." Since manufacturers like their specifications to be as good as possible (regardless of what the device actually does), be safe and interpret these ambiguous terms to mean 3% on the MTF curve.

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОЕ РУКОВОДСТВО ПО ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКЕ СИГНАЛОВ

Сильное преимущество измерения датчиком пары линий состоит в том, что это является простым и быстрым. Самый сильный недостаток - то, что это полагается на человеческий глаз, и поэтому имеет некоторый субъективный компонент. Даже если полная кривая ФПМ(MTF) измерена, наиболее обычный способ выразить разрешающую способность системы, состоит в том, чтобы цитировать(оценивать) частоту, где ФПМ(MTF) сокращен к или 3 %, 5 % или 10 %. К сожалению, Вам не всегда скажут, которое из этих значений используется; таблицы данных изделия часто используют неопределенные термины типа "ограничение разрешающей способности". Начиная с фирм-изготовителей подобно их спецификациям, чтобы быть настолько хорошими, насколько возможно (независимо от того, что устройство фактически делает), будьте осторожны в интерпретации этих неоднозначных терминов, среднее 3 % на кривой ФПМ(MTF).

A subtle point to notice is that the MTF is defined in terms of *sine* waves, while the line pair gauge uses *square* waves. That is, the ribs are uniformly dark regions separated by uniformly light regions. This is done for manufacturing convenience; it is very difficult to make lines that have a sinusoidally varying darkness. What are the consequences of using a square wave to measure the MTF? At high spatial frequencies, all frequency components but the fundamental of the square wave have been removed. This causes the modulation to appear sinusoidal, such as is shown in Fig. 25-2a. At low frequencies, such as shown in Fig. 25-2b, the wave appears square. The fundamental sine wave contained in a square wave has an amplitude of $4/\pi = 1.27$ times the amplitude of the square wave (see Table 13-10). The result: the line pair gauge provides a slight overestimate of the true resolution of the system, by starting with an effective amplitude of more than pure black to pure white. Interesting, but almost always ignored.

Тонкий пункт, чтобы обратить внимание - то, что ФПМ(MTF) определен в терминах *синусоидальных* волн, в то время как датчик пары линий использует *квадратные* волны. То есть ребра - равномерно темные области, отделенные равномерно светлыми областями. Это сделано для производственного удобства; очень трудно делать строки(линии), которые имеют синусоидально изменяющуюся темноту. Какие последствия использования являются ли прямоугольная волна, чтобы измерить ФПМ(MTF)? В высоких пространственных частотах, все компоненты частотные, но основное правило прямоугольной волны были удалены. Это заставляет модуляцию казаться синусоидальной, типа показанной на рис. 25-2a. В низких частотах, типа показанных на рис. 25-2b, волна кажется квадратной. Фундаментальная синусоидальная волна, содержащаяся в прямоугольной волне, имеет амплитуду $4/\pi = 1.27$ раза амплитуды прямоугольной волны (см. таблицу 13-10). Результат: Датчик пары линий обеспечивает незначительно завышенную оценку истинной разрешающей способности системы, начинаясь с эффективной амплитуды больше чем чистый черный к чистому белому. Интересно, но почти всегда игнорируемо.

Since square waves and sine waves are used interchangeably to measure the MTF, a special terminology has arisen. Instead of the word "cycle," those in imaging use the term **line pair** (a dark line next to a light line). For example, a spatial frequency would be referred to as *25 line pairs per millimeter*, instead of *25 cycles per millimeter*.

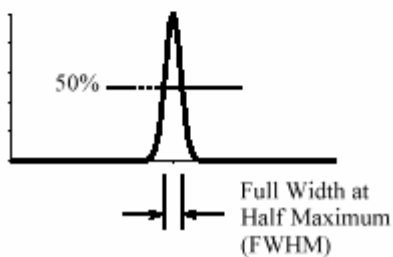
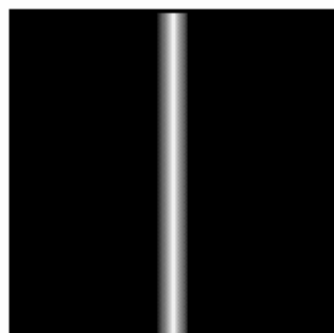
Так как прямоугольные и синусоидальные волны используются взаимозаменяемо, чтобы измерить ФПМ(MTF), специальная терминология возникла. Вместо слова "цикл", в использовании отображения термин **пара линий(строк)** (темная строка(линия) рядом со светлой строкой(линией)). Например, пространственная частота была бы упомянута как *25 пар строк на миллиметр*, вместо *25 циклов на миллиметр*.

The width of the PSF doesn't track well with human perception and is difficult to measure. The MTF methods are in the *wrong domain* for understanding how resolution affects the encoded

information. Is there a more favorable alternative? The answer is yes, the **line spread function (LSF)** and the **edge response**. As shown in Fig. 25-3, the line spread function is the response of the system to a thin line across the image. Similarly, the edge response is how the system responds to a sharp straight discontinuity (an edge). Since a line is the derivative (or first difference) of an edge, the LSF is the derivative (or first difference) of the edge response. The single parameter measurement used here is the distance required for the edge response to rise from 10% to 90%.

Ширина ФРТ не прослеживает хорошо с человеческим восприятием и трудно иметь размеры. Методы ФПМ(МТФ) находятся в *неправильном домене* для понимания, как разрешающая способность воздействует на закодированную информацию. Имеется более благоприятная альтернатива? Ответ - да, аппаратная функция строки (АФС) и **ответ(отклик; характеристика) края**. Как показано в рис. 25-3, аппаратная функция строки - ответ системы к тонкой строке поперек изображения. Точно так же ответ края - то, как система отвечает на крутой прямой разрыв (край). Так как строка - производная (или первая разность) края, LSF(АФС) - производная (или первая разность) ответа края. Единственное измерение параметра, используемое здесь - расстояние, требуемое для ответа края, чтобы повыситься от 10 % до 90 %.

a. Line Spread Function (LSF)



b. Edge Response

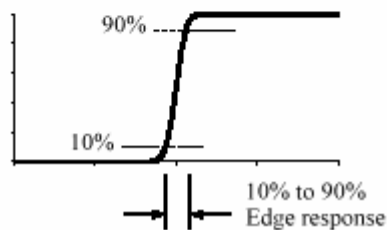
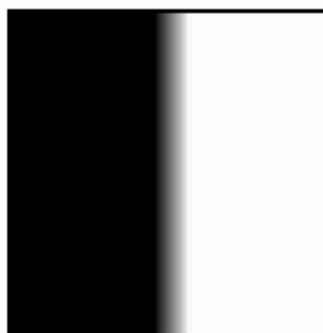


FIGURE 25-3

Line spread function and edge response. The line spread function (LSF) is the derivative of the edge response. The width of the LSF is usually expressed as the Full-Width-at-Half-Maximum (FWHM). The width of the edge response is usually quoted by the 10% to 90% distance.

There are many advantages to using the edge response for measuring resolution. First, the measurement is in the same form as the image information is encoded. In fact, the main reason for wanting to know the resolution of a system is to understand how the edges in an image are *blurred*. The second advantage is that the edge response is simple to measure because edges are easy to generate in images. If needed, the LSF can easily be found by taking the first difference of the edge response.

Имеются много преимуществ для использования ответа края для измерительной разрешающей способности. Во первых, измерение находится в той же самой форме, поскольку информация изображения закодирована. Фактически, основная причина для желания

знать разрешающую способность системы состоит в том, чтобы понять, как грани в изображении *размыты*. Второе преимущество состоит в том, что ответ края является простым иметь размеры, потому что грани просты генерировать в изображениях. Если необходимо, АФС(LSF) может легко быть найден, беря первую разность ответа края.

The third advantage is that all common edges responses have a similar shape, even though they may originate from drastically different PSFs. This is shown in Fig. 25-4a, where the edge responses of the pillbox, Gaussian, and exponential PSFs are displayed. Since the shapes are similar, the 10%-90% distance is an excellent single parameter measure of resolution. The fourth advantage is that the MTF can be directly found by taking the one-dimensional FFT of the LSF (unlike the PSF to MTF calculation that must use a two-dimensional Fourier transform). Figure 25-4b shows the MTFs corresponding to the edge responses of (a). In other words, the curves in (a) are converted into the curves in (b) by taking the first difference (to find the LSF), and then taking the FFT.

Третье преимущество состоит в том, что все общие(обычные) ответы граней имеют подобную форму, даже при том, что они могут происходить из решительно различных ФРТ. Этому показывают в рис. 25-4а, где ответы края pillbox, Гауссиан, и показательной ФРТ отображены. Так как формы подобны, расстояние 10% - 90 % - превосходная единственная мера параметра разрешающей способности. Четвертое преимущество состоит в том, что ФПМ(MTF) может быть непосредственно найден, беря одномерное БПФ АФС(LSF) (в отличие от ФРТ к вычислению ФПМ(MTF), которое должно использовать двумерное Преобразование Фурье(трансформанту Фурье)). Рисунок 25-4b показывает ФПМ(MTF), соответствующие ответам края (а). Другими словами, кривые в (а) преобразованы в кривые в (b), беря первую разность (чтобы найти АФС(LSF)), и затем беря БПФ.

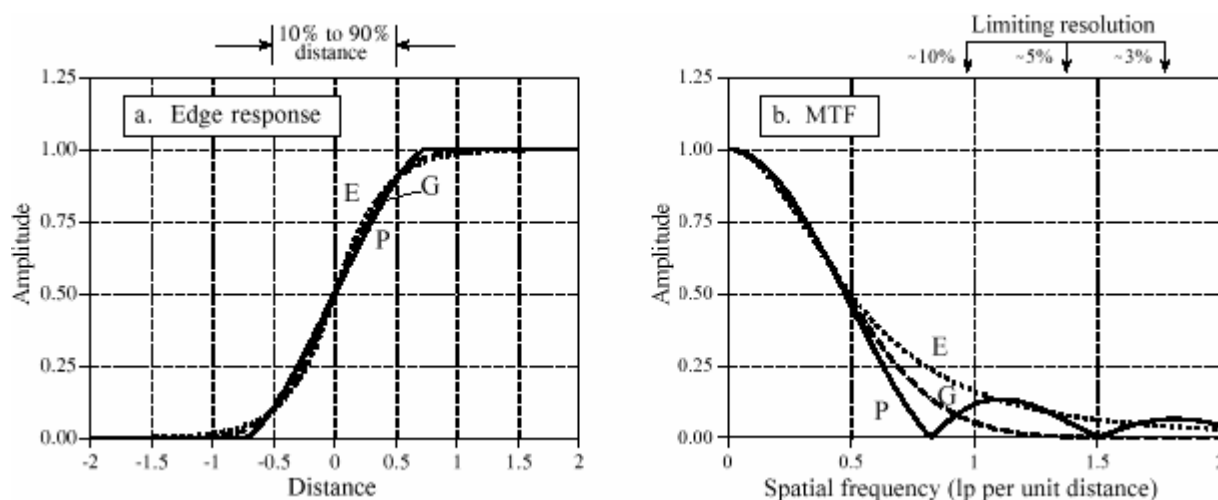


FIGURE 25-4
Edge response and MTF. Figure (a) shows the edge responses of three PSFs: (P) pillbox, (G) Gaussian, and (E) exponential. Each edge response has a 10% to 90% rise distance of 1 unit. Figure (b) shows the corresponding MTF curves, which are similar above the 10% level. *Limiting resolution* is a vague term indicating the frequency where the MTF has an amplitude of 3% to 10%.

РИСУНОК 25-4

Ответ края и ФПМ(MTF). Рисунок (а) показывает ответы края трех ФРТ: (P) pillbox, (G) Гауссиан, и (E) показательная функция. Каждый ответ края имеет 10% - 90% расстояния повышения 1 модуля. Рисунок (b) показывает, что соответствующий ФПМ(MTF) изгибается, которые являются подобными выше уровня 10%. Ограничение разрешающей способности - неопределенный термин, указывающий частоту, где ФПМ(MTF) имеет амплитуду 3% - 10%.

The fifth advantage is that similar edge responses have similar MTF curves, as shown in Figs. 25-4 (a) and (b). This allows us to easily convert between the two measurements. In particular, a

system that has a 10%-90% edge response of x distance, has a limiting resolution (10% contrast) of about 1 line pair per x distance. The units of the "distance" will depend on the type of system being dealt with. For example, consider three different imaging systems that have 10%-90% edge responses of 0.05 mm, 0.2 milliradian and 3.3 pixels. The 10% contrast level on the corresponding MTF curves will occur at about: 20 lp/mm, 5 lp/milliradian and 0.33 lp/pixel, respectively.

Пятое преимущество состоит в том, что подобные ответы края имеют подобный ФПМ(MTF), изгибает, как показано в Рис. 25-4 (a) и (b). Это позволяет нам легко преобразовывать между этими двумя размерами(измерениями). В частности система, которая имеет ответ края 10% - 90 % расстояния, имеет разрешающую способность ограничения (контраст 10%) приблизительно 1 пара строки на расстояние x . Модули "расстояния" будут зависеть от типа системы, с которой имеют дело. Например, рассмотрите три различных системы отображения, которые имеют ответы края 10% - 90 % от 0.05мм, 0.2 milliradian и 3.3 пиксела. Уровень контраста 10% на соответствующих кривых ФПМ(MTF) произойдет в относительно: 20 lp/mm, 5 lp/milliradian и 0.33 lp/pixel, соответственно.

Figure 25-5 illustrates the mathematical relationship between the PSF and the LSF. Figure (a) shows a pillbox PSF, a circular area of value 1, displayed as white, surrounded by a region of all zeros, displayed as gray. A profile of the PSF (i.e., the pixel values along a line drawn across the center of the image) will be a rectangular pulse. Figure (b) shows the corresponding LSF. As shown, the LSF is mathematically equal to the *integrated profile* of the PSF. This is found by sweeping across the image in some direction, as illustrated by the rays (arrows). Each value in the integrated profile is the *sum* of the pixel values along the corresponding ray.

Рисунок 25-5 иллюстрирует математические отношения между ФПТ и АФС(LSF). Рисунок (a) показывает pillbox ФПТ, круговая область ценный 1, отображенный как белый, окруженный областью всех нулей, отображенных как полутон. Конфигурация ФПТ (то есть, значения пиксела по строке, выведенной поперек центра изображения) будет прямоугольный импульс. Рисунок (b) показывает соответствующий АФС(LSF). Как показано, АФС(LSF) математически равен *интегрированной конфигурации* ФПТ. Это найдено, перемещаясь поперек изображения в некотором направлении, как иллюстрировано лучами (стрелками). Каждое значение в интегрированной конфигурации - *сумма* значений пиксела по соответствующему лучу.

In this example where the rays are vertical, each point in the integrated profile is found by adding all the pixel values in each column. This corresponds to the LSF of a line that is *vertical* in the image. The LSF of a line that is *horizontal* in the image is found by summing all of the pixel values in each *row*. For continuous images these concepts are the same, but the summations are replaced by integrals.

В этом примере, где лучи вертикальны, каждая точка в интегрированной кривой(конфигурации) найдена, добавляя(прибавляя) все значения пиксела в каждом столбце. Это соответствует АФС(LSF) строки, которая является вертикальной в изображении. АФС(LSF) строки, которая является горизонтальной в изображении, найден, подводя итог всех значений пиксела в каждой строке. Для непрерывных изображений эти концепции -, те же самые, но суммирование заменено интегрированием.

As shown in this example, the LSF can be directly calculated from the PSF. However, the PSF cannot always be calculated from the LSF. This is because the PSF contains information about the spatial resolution in *all directions*, while the LSF is limited to only one specific direction. A system has only one PSF, but an infinite number of LSFs, one for each angle. For example, (c) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

imagine a system that has an oblong PSF. This makes the spatial resolution different in the vertical and horizontal directions, resulting in the LSF being different in these directions. Measuring the LSF at a single angle does not provide enough information to calculate the complete PSF except in the special instance where the PSF is circularly symmetric.

Как показано в этом примере, АФС(LSF) может быть непосредственно рассчитан от ФРТ. Однако, ФРТ не может всегда вычисляться от АФС(LSF). Это - то, потому что ФРТ содержит информацию относительно пространственной разрешающей способности во *всех направлениях*, в то время как АФС(LSF) ограничен только одним специфическим направлением. Система имеет только один ФРТ, но бесконечное число АФС(LSF), один для каждого угла. Например, вообразите систему, которая имеет продолговатый ФРТ. Это делает пространственную разрешающую способность отличной в вертикальных и горизонтальных направлениях, приводя к АФС(LSF), являющемуся отличным в этих направлениях. Измерение АФС(LSF) под единственным углом не обеспечивает достаточно информации, чтобы вычислить полный ФРТ кроме в специальном образце, где ФРТ циркулярный симметричен.

FIGURE 25-5

Relationship between the PSF and LSF. A pillbox PSF is shown in (a). Any row or column through the white center will be a rectangular pulse. Figure (b) shows the corresponding LSF, equivalent to an *integrated profile* of the PSF. That is, the LSF is found by sweeping across the image in some direction and adding (integrating) the pixel values along each ray. In the direction shown, this is done by adding all the pixels in each column.

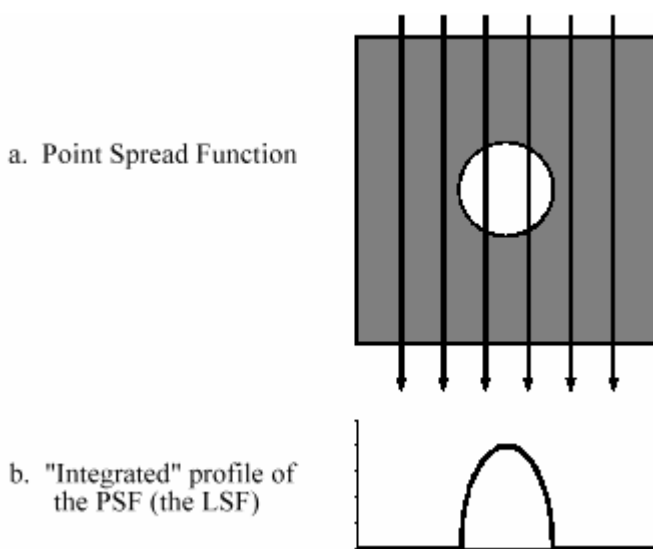


РИСУНОК 25-5

Отношения между ФРТ и АФС(LSF). Pillbox ФРТ показывается в (a). Любая строка или столбец через белый центр будут прямоугольный импульс. Рисунок (b) показывает соответствующий АФС(LSF), эквивалент интегрированной конфигурации ФРТ. То есть АФС(LSF) найден, перемещаясь поперек изображения в некотором направлении и прибавляя (интегрирование) значений пиксела по каждому лучу. В показанном направлении, это сделано, прибавляя все пиксела в каждом столбце.

Multiple LSF measurements at various angles make it possible to calculate a non-circular PSF; however, the mathematics is quite involved and usually not worth the effort. In fact, the problem of calculating the PSF from a number of LSF measurements is exactly the same problem faced in *computed tomography*, discussed later in this chapter.

Множественные размеры(измерения) АФС(LSF) под различными углами делают возможным вычислить не-круговой(не-циклический) ФРТ; однако, математика весьма вовлечена и обычно не стоящая усилий. Фактически, проблема вычисления ФРТ от ряда размеров(измерений) АФС(LSF) - точно та же самая проблема, перед которой стоят в *компьютерной томографии*, обсужденная позже в этой главе.

As a practical matter, the LSF and the PSF are not dramatically different for most imaging systems, and it is very common to see one used as an approximation for the other. This is even more justifiable considering that there are two common cases where they are identical: the rectangular PSF has a rectangular LSF (with the same widths), and the Gaussian PSF has a Gaussian LSF (with the same standard deviations).

Как практический вопрос, АФС(LSF) и ФРТ не драматично отличны для большинства систем отображения, и очень обычно видеть тот, используемый как аппроксимация для другого. Это - даже более могущее быть оправданным рассмотрение, что имеются два общих(обычных) случая, где они идентичны: прямоугольный ФРТ имеет прямоугольный АФС(LSF) (с теми же самыми размерами), и Гауссиан ФРТ имеет Гауссиан АФС(LSF) (с теми же самыми среднеквадратичными отклонениями).

These concepts can be summarized into two skills: how to *evaluate* a resolution specification presented to you, and how to *measure* a resolution specification of your own. Suppose you come across an advertisement stating: "This system will resolve 40 line pairs per millimeter." You should interpret this to mean: "A sinusoid of 40 lp/mm will have its amplitude reduced to 3%-10% of its true value, and will be just barely visible in the image." You should also do the mental calculation that 40 lp/mm @ 10% contrast is equal to a 10%-90% edge response of $1/(40 \text{ lp/mm}) = 0.025 \text{ mm}$. If the MTF specification is for a 3% contrast level, the edge response will be about 1.5 to 2 times wider.

Эти концепции могут быть получены в итоге в двух навыков: как *оценить*(выразить численно) спецификацию разрешающей способности, представленную Вам, и как *измерить* спецификацию разрешающей способности ваш собственный. Предположим, что Вы встретите рекламу, заявляющую: "Эта система разрешает 40 пар строк на миллиметр." Вы должны интерпретировать это, чтобы означать: " синусоида 40 lp/mm будет иметь ее амплитуду приведенной к 3 % - 10 % ее истинного значения, и будет только только видима в изображении. " Вы должны также делать умственное вычисление, что 40 lp/mm @ контраст 10 % равен 10% - 90 % ответа края из $1/(40 \text{ lp/mm}) = 0.025 \text{ mm}$. Если спецификация ФПМ(MTF) - для уровня контрастов 3%, ответ края будет приблизительно от 1.5 - 2 раза более широким.

When you measure the spatial resolution of an imaging system, the steps are carried out in reverse. Place a sharp edge in the image, and measure the resulting edge response. The 10%-90% distance of this curve is the best single parameter measurement of the system's resolution. To keep your boss and the marketing people happy, take the first difference of the edge response to find the LSF, and then use the FFT to find the MTF.

Когда Вы измеряете пространственную разрешающую способность системы отображения, шаги выполнены в обратном порядке. Разместите резкий край в изображение, и измерьте заканчивающийся ответ края. Расстояние 10% - 90% этой кривой - лучшее единственное измерение параметра разрешающей способности системы. Чтобы сохранять вашего босса и счастливых людей маркетинга, берите первую разность ответа края, чтобы найти АФС(LSF), и затем используйте БПФ, чтобы найти ФПМ(MTF).

Sample Spacing and Sampling Aperture **Выборочное пространство и Апертура Выборки**

Figure 25-6 shows two extreme examples of sampling, which we will call a **perfect detector** and a **blurry detector**. Imagine (a) being the surface of an imaging detector, such as a CCD. Light striking anywhere inside one of the square pixels will contribute *only* to that pixel value, and no others. This is shown in the figure by the black sampling aperture exactly filling one of the square pixels. This is an optimal situation for an image detector, because *all* of the light is de-

tected, and there is *no* overlap or crosstalk between adjacent pixels. In other words, the sampling aperture is exactly equal to the sample spacing.

На рисунке 25-6 показаны два примера критического осуществления выборки, которые мы назовем **совершенный датчик** и **расплывчатый датчик**. Вообразите (а), являющийся поверхностью датчика отображения, типа (ПЗС,ССТ). Индикатор, нажимающий где-нибудь внутри одного из квадратных пикселей будет содействовать (вносить вклад) *только* тому значению пикселя, и не другим. Этому показывают в рисунке черной выборочной апертурой, точно заполняющей один из квадратных пикселей. Это - оптимальное положение (ситуация) для датчика изображения, потому что *весь* индикатор обнаружен, и *не* имеется никакого перекрытия или перекрестной связи между смежными пикселями. Другими словами, выборочная апертура точно равна выборочному пространству.

The alternative example is portrayed in (e). The sampling aperture is considerably larger than the sample spacing, and it follows a Gaussian distribution. In other words, each pixel in the detector receives a contribution from light striking the detector in a region *around* the pixel. This should sound familiar, because it is the output side viewpoint of convolution. From the corresponding input side viewpoint, a narrow beam of light striking the detector would contribute to the value of several neighboring pixels, also according to the Gaussian distribution.

Альтернативный пример изображается в (е). Выборочная апертура значительно большая чем выборочное пространство, и это следует за Гауссианом. Другими словами, каждый пиксел в датчике получает содействие (вклад) от индикатора, нажимающего датчик в области вокруг пикселя. Это должно звучать знакомым, потому что это - точка зрения стороны выхода свертки. От соответствующей входной побочной точки зрения, узкий световой пучок, нажимающий датчик способствовал бы значению нескольких соседних пикселей, также согласно Гауссиану.

Now turn your attention to the edge responses of the two examples. The markers in each graph indicate the actual pixel values you would find in an image, while the connecting lines show the *underlying curve* that is being sampled. An important concept is that the shape of this underlying curve is determined *only* by the *sampling aperture*. This means that the resolution in the final image can be limited in two ways. First, the underlying curve may have poor resolution, resulting from the sampling aperture being too large. Second, the sample spacing may be too large, resulting in small details being lost between the samples. Two edge response curves are presented for each example, illustrating that the actual samples can fall anywhere along the underlying curve. In other words, the edge being imaged may be sitting exactly upon a pixel, or be straddling two pixels. Notice that the perfect detector has *zero* or *one* sample on the rising part of the edge. Likewise, the blurry detector has *three* to *four* samples on the rising part of the edge.

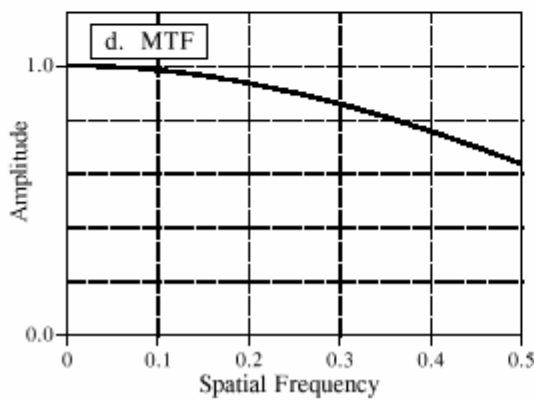
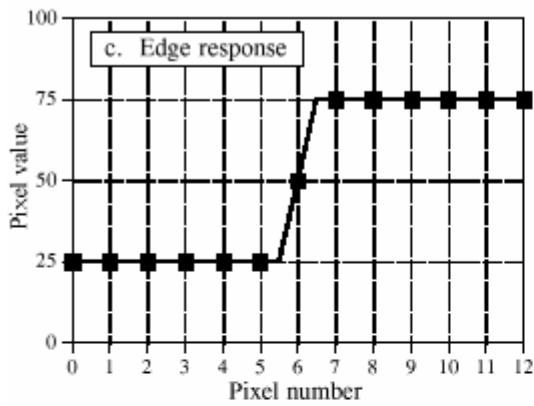
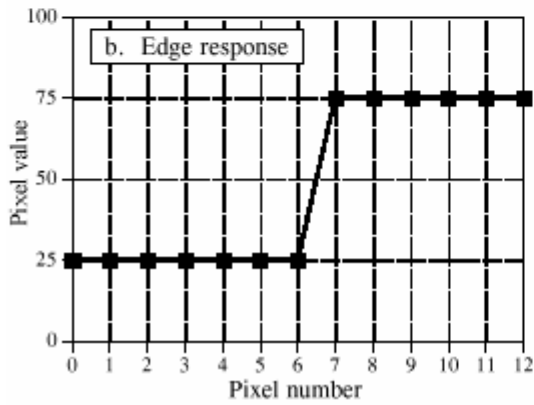
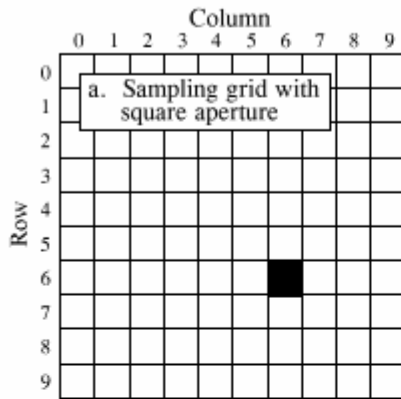
Теперь переключите ваше внимание к ответам края из этих двух примеров. Маркеры в каждой диаграмме (графике) указывают фактические значения пикселя, которые Вы нашли бы в изображении, в то время как соединительные линии показывают *основную кривую*, которая производит выбор. Важная концепция - то, что форма этой основной кривой определена *только выборочной апертурой*. Это означает, что разрешающая способность в конечном изображении может быть ограничена двумя способами. Во первых, основная кривая может иметь плохую разрешающую способность, следуя из выборочной апертуры, являющейся слишком большой. Во вторых, выборочное пространство может быть слишком большое, приводя к маленьким подробностям, потерянным между выборками. Две кривой ответа края представлены для каждого примера, иллюстрируя, что фактические выборки могут падать где-нибудь по основной кривой. Другими словами, отображаемый край может находиться точно на пикселе, или колебаться между двумя пикселями. Обра-

(с) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОЕ РУКОВОДСТВО ПО ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКЕ СИГНАЛОВ

тите внимание, что совершенный датчик имеет *нуль* или *одну* выборку на повышающейся части края. Аналогично, расплывчатый датчик имеет *три - четыре* выборки на повышающейся части края.

Example 1: Perfect detector



Example 2: Blurry detector

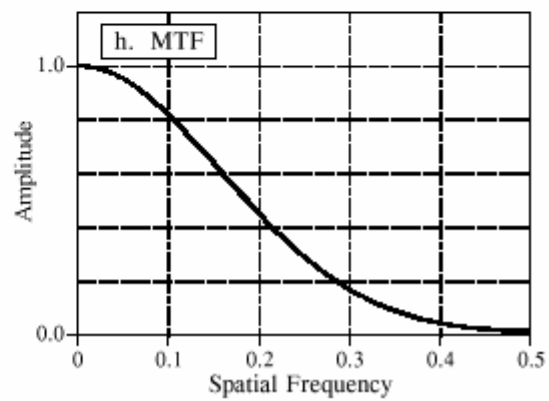
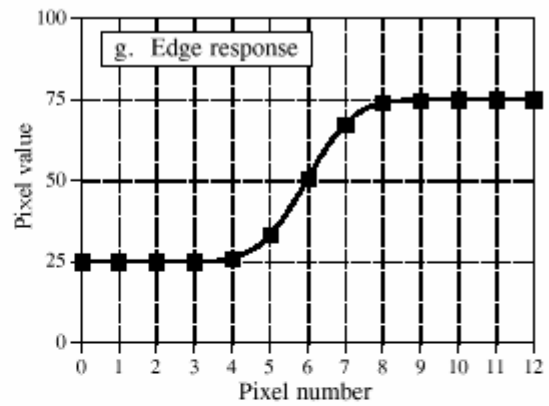
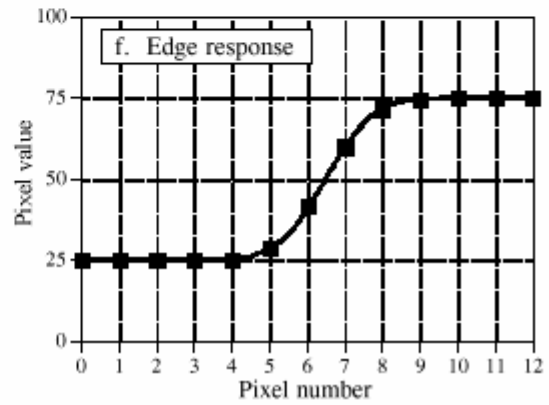
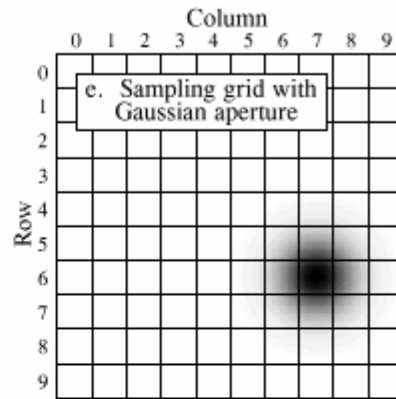


Рисунок 25-6.

What is limiting the resolution in these two systems? The answer is provided by the *sampling theorem*. As discussed in Chapter 3, sampling captures all frequency components below one-half of the sampling rate, while higher frequencies are lost due to aliasing. Now look at the MTF curve in (h). The sampling aperture of the blurry detector has removed all frequencies greater than one-half the sampling rate; therefore, *nothing* is lost during sampling. This means that the resolution of this system is completely limited by the sampling aperture, and not the sample spacing. Put another way, the sampling aperture has acted as an antialias filter, allowing lossless sampling to take place.

Что ограничивает разрешающую способность эти две системы? Ответ обеспечивается *выборочной теоремой*. Как обсуждено в главе 3, производя выбор сборов данных все частотные компоненты ниже половины частоты выборки, в то время как более высокие частоты потеряны из-за наложения спектров. Теперь смотрите на кривую ФПМ(МТФ) в (h). Выборочная апертура расплывчатого датчика удалила все частоты большие, чем половина частоты выборки; поэтому, *ничто* не потеряно в течение осуществления выборки. Это означает, что разрешающая способность этой системы полностью ограничена выборочной апертурой, а не выборочным пространством. Излагая другой путь, выборочная апертура действовал как фильтр для устранения эффекта наложения спектров, позволяя осуществление выборки без потерь иметь место.

In comparison, the MTF curve in (d) shows that *both* processes are limiting the resolution of this system. The high-frequency fall-off of the MTF curve represents information lost due to the *sampling aperture*. Since the MTF curve has not dropped to zero before a frequency of 0.5, there is also information lost during sampling, a result of the finite *sample spacing*. Which is limiting the resolution more? It is difficult to answer this question with a number, since they degrade the image in different ways. Suffice it to say that the resolution in the perfect detector (example 1) is mostly limited by the sample spacing.

Для сравнения, кривая ФПМ(МТФ) в (d) показывает, что *оба* процесса ограничивают разрешающую способность этой системы. Высоочастотный спад кривой ФПМ(МТФ) представляет потерю информации, из-за *выборочной апертуры*. Так как кривая ФПМ(МТФ) не опустилась до нуля перед частотой 0.5, имеется также информация, потерянная в течение осуществления выборки, результат конечного *выборочного пространства*. Что ограничивает разрешающую способность больше? Трудно ответить на этот вопрос с номером, так как они ухудшают изображение различными способами. Удовлетворите это, чтобы говорить, что разрешающая способность в совершенном датчике (пример 1) главным образом ограничена выборочным пространством.

While these concepts may seem difficult, they reduce to a very simple rule for practical usage. Consider a system with some 10%-90% edge response distance, for example 1 mm. If the sample spacing is greater than 1 mm (there is less than one sample along the edge), the system will be limited by the *sample spacing*. If the sample spacing is less than 0.33 mm (there are more than 3 samples along the edge), the resolution will be limited by the *sampling aperture*. When a system has 1-3 samples per edge, it will be limited by both factors.

В то время как эти концепции могут казаться трудными, они приводят к очень простому правилу для практического использования. Рассмотрите систему с расстоянием отклика края приблизительно 10% - 90 %, например 1 mm. Если выборочное пространство большее чем 1 mm (имеются меньше чем одна выборка по краю), система будет ограничена *выборочным пространством*. Если выборочное пространство - меньше чем 0.33 mm (имеются больше чем 3 выборки по краю), разрешающая способность будет ограничена

выборочной апертурой. Когда система имеет 1-3 выборки в край, это будет ограничено обоими факторами

Signal-to-Noise Ratio

Отношение сигнал-шум

An object is visible in an image because it has a different brightness than its surroundings. That is, the contrast of the object (i.e., the signal) must overcome the image noise. This can be broken into two classes: limitations of the *eye*, and limitations of the *data*.

Объект видим в изображении, потому что это имеет различную яркость, чем ее окрестность. То есть контраст объекта, (то есть, сигнал) должен преодолеть шум изображения. Это может в двух классах: ограничения глаза, и ограничение данных.

Figure 25-7 illustrates an experiment to measure the eye's ability to detect weak signals. Depending on the observation conditions, the human eye can detect a minimum contrast of 0.5% to 5%. In other words, humans can distinguish about 20 to 200 shades of gray between the blackest black and the whitest white. The exact number depends on a variety of factors, such as the brightness of the ambient lighting, the distance between the two regions being compared, and how the grayscale image is formed (video monitor, photograph, halftone, etc.).

Рисунок 25-7 иллюстрирует эксперимент, чтобы измерить способность глаза обнаружить слабые сигналы. В зависимости от условий наблюдения, человеческий глаз может обнаруживать минимальный контраст 0.5 % - 5 %. Другими словами, люди могут различать приблизительно от 20 до 200 оттенков полутона между самым черным-черным и самым белым-белым. Точный номер зависит от ряда факторов, типа яркости окружающей молнии, расстояние между этими двумя сравниваемыми областями, и как полутоновое изображение сформировано (видеомонитор, фотография, полутоны (полутоновая репродукция), и т.д.).

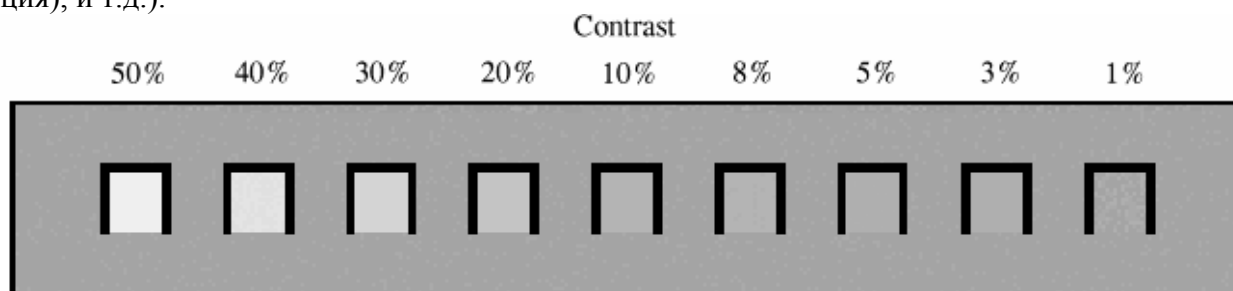


FIGURE 25-7

Contrast detection. The human eye can detect a minimum contrast of about 0.5 to 5%, depending on the observation conditions. 100% contrast is the difference between pure black and pure white.

РИСУНОК 25-7

Обнаружение контраста. Человеческий глаз может обнаруживать минимальный контраст приблизительно от 0.5 до 5 %, в зависимости от условий наблюдения. Контраст 100 % - разность между чисто черным и чисто белым.

The grayscale transform of Chapter 23 can be used to boost the contrast of a selected range of pixel values, providing a valuable tool in overcoming the limitations of the human eye. The contrast at one brightness level is increased, at the cost of reducing the contrast at another brightness level. However, this only works when the contrast of the object is not lost in random image noise. This is a more serious situation; the *signal* does not contain enough information to reveal the object, regardless of the performance of the eye.

Полутонная трансформанта главы 23 может использоваться, чтобы увеличить контраст отобранного диапазона значений пиксела, обеспечивая ценный инструмент в преодолении ограничений человеческого глаза. Контраст на одном уровне яркости увеличен, ценой сокращения контраста на другом уровне яркости. Однако, эти единственные работы, когда контраст объекта не потерян в случайном шуме изображения. Это - более серьезное положение(ситуация); *сигнал* не содержит достаточно информации, чтобы показать объект, независимо от эффективности глаза.

Figure 25-8 shows an image with three squares having contrasts of 5%, 10%, and 20%. The background contains normally distributed random noise with a standard deviation of about 10% contrast. The SNR is defined as the contrast divided by the standard deviation of the noise, resulting in the three squares having SNRs of 0.5, 1.0 and 2.0. In general, trouble begins when the SNR falls below about 1.0.

Рисунок 25-8 показывает изображение с тремя квадратами, имеющими контрасты 5%, 10%, и 20%. Фон содержит, обычно распределял случайный шум со среднеквадратичным отклонением приблизительно контраст 10%. SNR определен как контраст, разделенный среднеквадратичным отклонением шума, приводя к трем квадратам, имеющим SNRs 0.5, 1.0 и 2.0. Вообще, неприятность начинается, когда SNR падает ниже приблизительно 1.0.

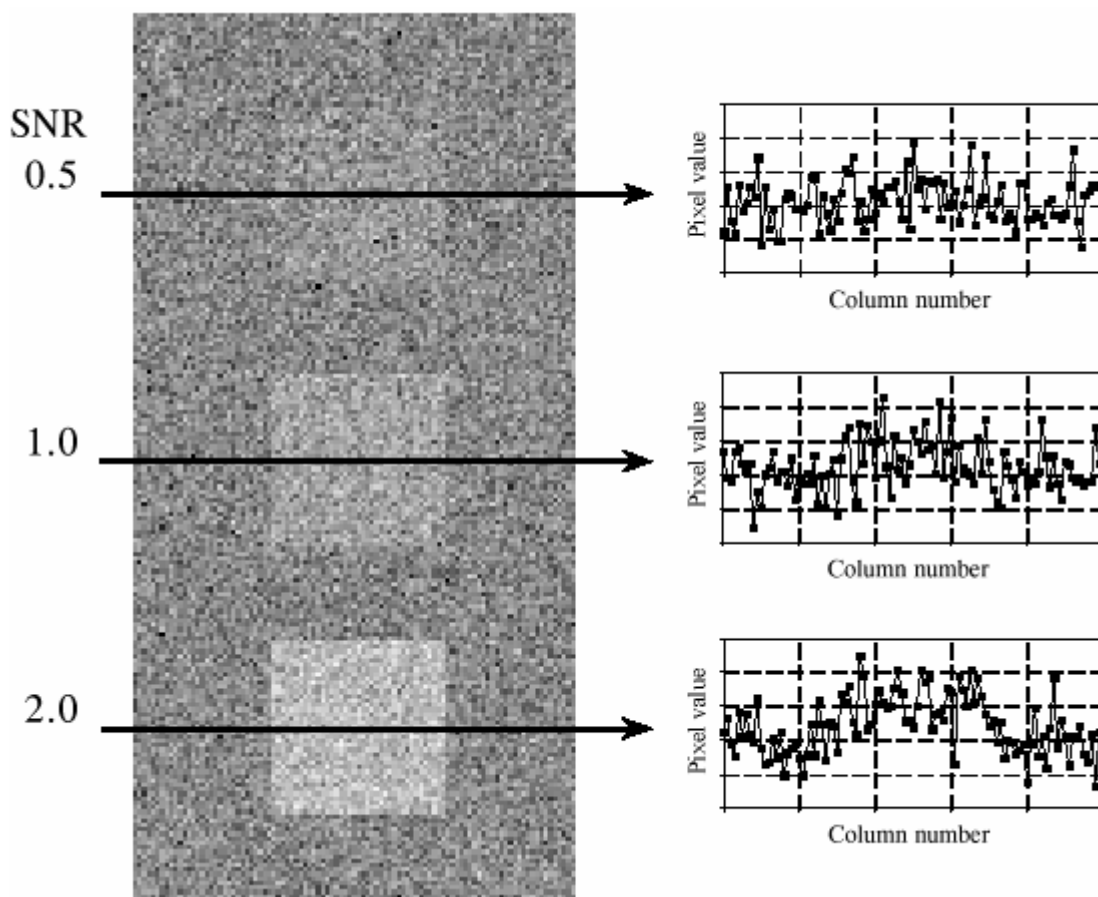


FIGURE 25-8

Minimum detectable SNR. An object is visible in an image only if its contrast is large enough to overcome the random image noise. In this example, the three squares have SNRs of 2.0, 1.0 and 0.5 (where the SNR is defined as the contrast of the object divided by the standard deviation of the noise).

РИСУНОК 25-8

Минимальный обнаруживаемый SNR. Объект видим в изображении только, если его контраст достаточно большой, чтобы преодолеть случайный шум изображения. В этом примере, три квадрата имеют SNRS 2.0, 1.0 и 0.5 (где SNR определен как контраст объекта, разделенного среднеквадратичным отклонением шума).

The exact value for the minimum detectable SNR depends on the *size* of the object; the larger the object, the easier it is to detect. To understand this, imagine smoothing the image in Fig. 25-8 with a 3x3 square filter kernel. This leaves the contrast the same, but reduces the noise by a factor of three (i.e., the square root of the number of pixels in the kernel). Since the SNR is tripled, lower contrast objects can be seen. To see fainter objects, the filter kernel can be made even larger. For example, a 5x5 kernel improves the SNR by a factor of . This strategy can be continued until the filter kernel is equal to the $\sqrt{25} = 5$ size of the object being detected. This means the ability to detect an object is proportional to the *square-root* of its *area*. If an object's diameter is doubled, it can be detected in twice as much noise.

Точное значение для минимального обнаруживаемого SNR зависит от размера объекта; чем больший объект, тем проще его должно быть обнаружить. Чтобы понимать это, вообразите сглаживать изображение в рис. 25-8 с, квадратом ядра фильтра 3x3. Это оставляет контраст тем же самым, но приводит шум коэффициентом три (то есть, квадратный корень числа пикселей в ядре). Так как SNR утроен, затем контрастировать, объекты могут быть замечены. Чтобы видеть более слабые объекты, ядро фильтра может быть сделано даже большим. Например, ядро 5x5 улучшает SNR коэффициентом $\sqrt{25} = 5$. Эта стратегия может быть продолжена, пока ядро фильтра не равно размеру обнаруживаемого объекта. Это означает, что способность обнаруживать объект пропорциональна к квадратному корню его области. Если диаметр объекта удвоен, он может быть обнаружен во вдвое большем шуме.

Visual processing in the brain behaves in much the same way, smoothing the viewed image with various size filter kernels in an attempt to recognize low contrast objects. The three profiles in Fig. 25-8 illustrate just how good humans are at detecting objects in noisy environments. Even though the objects can hardly be identified in the profiles, they are obvious in the image. To really appreciate the capabilities of the human visual system, try writing algorithms that operate in this low SNR environment. You'll be humbled by what your brain can do, but your code can't!

Визуальная обработка в мозгу ведет себя аналогичным способом, сглаживание просмотренное изображение с различными размера ядра фильтра в попытке признать низко контрастные объекты. Три конфигурации в рис. 25-8 иллюстрируют только, как хорошие люди - при обнаружении объектов в шумных средах. Даже при том, что объекты могут едва быть идентифицированы в конфигурациях, они очевидны в изображении. Чтобы действительно оценивать возможности человеческой визуальной системы, попробуйте писать алгоритмы, которые оперируют в этой низкой SNR среде. Вы будете унижены тем, что ваш мозг может делать, но ваш код не может!

Random image noise comes in two common forms. The first type, shown in Fig. 25-9a, has a constant amplitude. In other words, dark and light regions in the image are equally noisy. In comparison, (b) illustrates noise that *increases with the signal level*, resulting in the bright areas being more noisy than the dark ones. Both sources of noise are present in most images, but one or the other is usually dominant. For example, it is common for the noise to decrease as the signal level is decreased, until a plateau of constant amplitude noise is reached.

Случайный шум изображения спутник в двух обычных формах. Первый тип, показанный в рис. 25-9а, имеет постоянную амплитуду. Другими словами, темные и светлые области в изображении одинаково шумные. Для сравнения, (b) иллюстрирует шум, *который увеличивается с уровнем сигнала*, приводя к ярким областям, являющимся более шумными, чем темные. Оба источника шума присутствуют в большинстве изображений, но либо один либо другой - обычно доминируют. Например, это обычно для шума, чтобы уменьшиться, (c) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

поскольку уровень сигнала уменьшен, пока плато постоянного амплитудного шума не достигнуто.

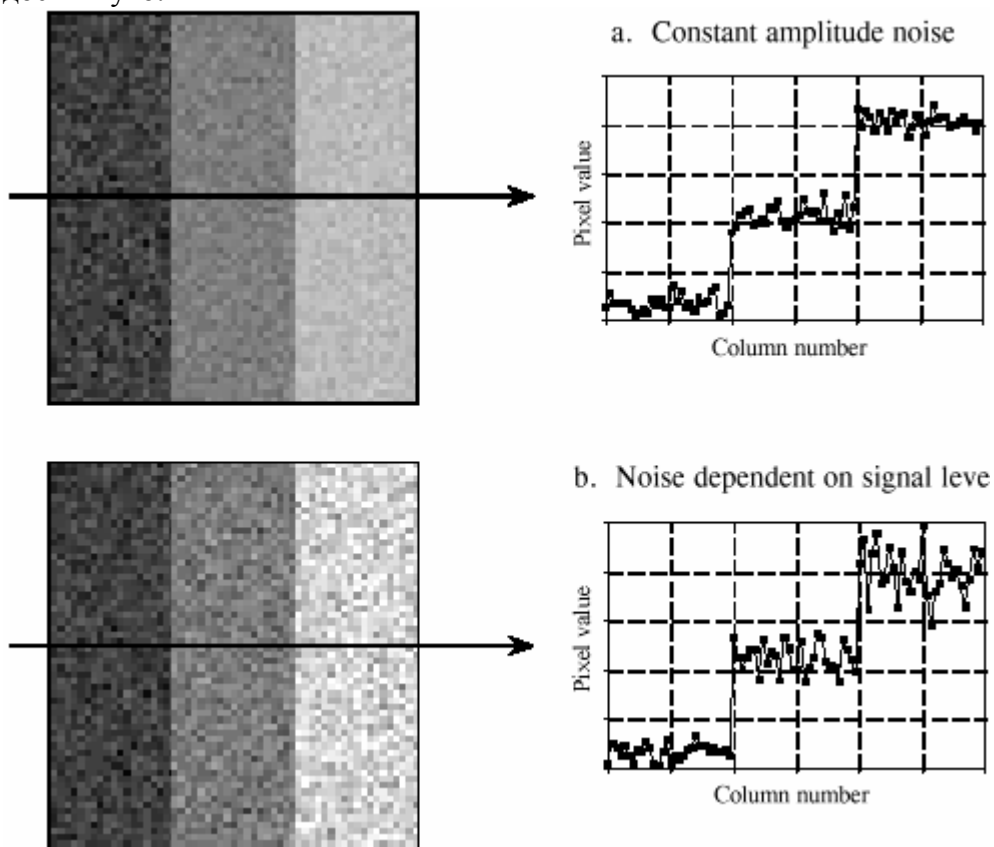


FIGURE 25-9

Image noise. Random noise in images takes two general forms. In (a), the amplitude of the noise remains constant as the signal level changes. This is typical of electronic noise. In (b), the amplitude of the noise increases as the square-root of the signal level. This type of noise originates from the detection of a small number of particles, such as light photons, electrons, or x-rays.

РИСУНОК 25-9

Шум изображения. Случайный шум в изображениях берет две общих формы. В (a), амплитуда шума остается постоянной при изменении уровня сигнала. Это типично для электронного шума. В (b), амплитуда шума увеличена как квадратный корень уровня сигнала. Этот тип шума происходит из обнаружения маленького числа частиц, типа световых фотонов, электронов, или рентгенов.

A common source of constant amplitude noise is the video *preamplifier*. All analog electronic circuits produce noise. However, it does the most harm where the signal being amplified is at its smallest, right at the CCD or other imaging sensor. Preamplifier noise originates from the random motion of electrons in the transistors. This makes the noise level depend on how the electronics are designed, but not on the level of the signal being amplified. For example, a typical CCD camera will have an SNR of about 300 to 1000 (40 to 60 dB), defined as the full scale signal level divided by the standard deviation of the constant amplitude noise.

Обычный источник постоянного амплитудного шума - *предусилитель* видео. Все аналоговые электронные схемы производят шум. Однако, это делает большинство вреда, где усиливается сигнал в его самый маленький, в прямом ПЗС(СDD), или другом датчике изображения. Шум предусилителя происходит из случайного движения электронов в транзисторах. Это заставит уровень помех зависеть от того, как электроника разработана, но не на уровне усиливаемого сигнала. Например, типичная камера ПЗС(СDD) будет иметь SNR приблизительно от 300 до 1000 (от 40 до 60 dB), определенный как полный уровень масштаба(шкалы) сигнала, разделенный среднеквадратичным отклонением постоянного амплитудного шума.

Noise that increases with the signal level results when the image has been represented by a small number of individual particles. For example, this might be the *x-rays* passing through a patient, the *light photons* entering a camera, or the *electrons* in the well of a CCD. The mathematics governing these variations are called **counting statistics** or **Poisson statistics**. Suppose that the face of a CCD is uniformly illuminated such that an average of 10,000 electrons are generated in each well. By sheer chance, some wells will have more electrons, while some will have less. To be more exact, the number of electrons will be normally distributed with a mean of 10,000, with some standard deviation that describes how much variation there is from well-to-well. A key feature of Poisson statistics is that the standard deviation is equal to the square-root of the number of individual particles. That is, if there are particles in each pixel, the mean is equal to N and the standard deviation is equal to \sqrt{N} . This makes the signal-to-noise ratio equal to $\frac{N}{\sqrt{N}}$, or simply, \sqrt{N} . In equation form:

Шум, который увеличивается с результатами уровня сигнала когда изображение было представлено маленьком числом индивидуальных частиц. Например, это могло бы быть рентгены, проходящие через пациента, *световые фотоны*, входящие камеру, или *электроны* в кармане(потенциальной яме) ПЗС(СDD). Математика, управляющая этими вариациями называется, **статистикой счета** или **Статистикой Пуассона**. Предположим, что лицо ПЗС(СDD) равномерно освещено так, что среднее число 10000 электронов сгенерировано в каждом кармане. Явным шансом, некоторые карманы будут иметь большее количество электронов, в то время как некоторые будут иметь меньше. Чтобы быть более точным, число электронов будет обычно распределяться со средним 10000, с некоторым среднеквадратичным отклонением, которое описывает, сколько вариации там - от

сколько вариаций там - "от кармана к карману". Главная особенность Статистики Пуассона - то, что среднеквадратичное отклонение является равным квадратному корню числа индивидуальных частиц. То есть если имеются частицы в каждом пикселе, среднее равно N , и среднеквадратичное отклонение равно \sqrt{N} . Это заставит отношение сигнал-шум равняться, $\frac{N}{\sqrt{N}}$ или просто, \sqrt{N} . В форме уравнения:

EQUATION 25-1

Poisson statistics. In a Poisson distributed signal, the mean, μ , is the average number of individual particles, N . The standard deviation, σ , is equal to the square-root of the average number of individual particles. The signal-to-noise ratio (SNR) is the mean divided by the standard deviation.

УРАВНЕНИЕ 25-1

Статистика Пуассона. В распределении сигнала Пуассона, среднее, μ , - среднее число индивидуальных частиц, N . Среднеквадратичное отклонение, σ , является равным квадратному корню среднего числа индивидуальных частиц. Отношение сигнал-шум (SNR) - среднее, разделенное среднеквадратичным отклонением.

$$\mu = N$$

$$\sigma = \sqrt{N}$$

$$SNR = \sqrt{N}$$

In the CCD example, the standard deviation is $\sqrt{10,000} = 100$. Likewise the signal-to-noise ratio is also $\sqrt{10,000} = 100$. If the average number of electrons per well is increased to one million, both the standard deviation and the SNR increase to 1,000. That is, the noise becomes larger as the signal becomes larger, as shown in Fig. 25-9b. However, the signal is becoming larger *faster* than the noise, resulting in an overall improvement in the SNR. Don't be confused into thinking that a lower signal will provide less noise and therefore better information. Remember, your goal is *not* to reduce the noise, but to extract a signal *from* the noise. This makes the SNR the key parameter.

В примере ПЗС(ССД), среднеквадратичное отклонение $\sqrt{10,000} = 100$. Аналогично отношение сигнал-шум также $\sqrt{10,000} = 100$. Если среднее число электронов в кармане увеличено к одному миллиону, и среднеквадратичное отклонение и SNR увеличатся к 1000. То есть шум становится больше, поскольку сигнал становится больше, как показано в рис. 25-9b. Однако, сигнал становится больше быстрее, чем шум, приводя к полному уточнению в SNR. Не будьте перепутаны в размышление, что более низкий сигнал обеспечит меньшее количество шума и поэтому лучшей информацией. Помните, ваша цель не состоит в том, чтобы привести шум, а извлекать сигнал из шума. Это делает SNR ключевым параметром.

Many imaging systems operate by converting one particle type to another. For example, consider what happens in a medical x-ray imaging system. Within an x-ray tube, *electrons* strike a metal target, producing *x-rays*. After passing through the patient, the x-rays strike a vacuum tube detector known as an image intensifier. Here the x-rays are subsequently converted into *light photons*, then *electrons*, and then back to *light photons*. These light photons enter the camera where they are converted into *electrons* in the well of a CCD. In each of these intermediate forms, the image is represented by a finite number of particles, resulting in added noise as dictated by Eq. 25-1. The final SNR reflects the combined noise of *all* stages; however, one stage is usually dominant. This is the stage with the *worst* SNR because it has the *fewest* particles. This limiting stage is called the **quantum sink**.

Много систем отображения оперируют, преобразовывая один тип частицы в другой. Например, рассмотрите то, что случается в медицинской системе отображения рентгена. В пределах рентгеновской трубки, *электроны* нажимают металлическую цель, производя *рентгеновские лучи*. После прохождения через пациента, рентгены нажимают датчик вакуумной трубки(лампы) известной как усилитель изображения. Здесь рентгены преобразовываются в *световые фотоны* и затем назад в *световые фотоны*. Затем эти фотоны вводят камеру, где они преобразованы в электроны в кармане ПЗС(ССД). В каждой из этих промежуточных форм, изображение представлено конечным числом частиц, приводя к добавленному шуму как продиктовано 25-1 уравнением. Конечный SNR отражает объединенный шум *всех* стадий; однако, одна стадия - обычно доминирует. Это - стадия с самым *плохим* SNR, потому что это имеет *наименьшее* количество частиц. Эта стадия ограничения называется **квантовый сток**.

In night vision systems, the quantum sink is the number of light photons that can be captured by the camera. The darker the night, the noisier the final image. Medical x-ray imaging is a similar example; the quantum sink is the number of x-rays striking the detector. Higher radiation levels provide less noisy images at the expense of more radiation to the patient.

В системах ночного видения, квантовый сток - число световых фотонов, которые могут быть зафиксированы камерой. Чем более темная ночь, тем более шумное конечное изображение. Медицинское отображение рентгена - подобный пример; квантовый сток - чис-

ло рентгенов, нажимающих датчик. Более высокие лучевые уровни обеспечивают менее шумные изображения за счет большего количества радиации пациенту.

When is the noise from Poisson statistics the primary noise in an image? It is dominant whenever the noise resulting from the quantum sink is greater than the other sources of noise in the system, such as from the electronics. For example, consider a typical CCD camera with an SNR of 300. That is, the noise from the CCD preamplifier is 1/300th of the full scale signal. An equivalent noise would be produced if the quantum sink of the system contains 90,000 particles per pixel. If the quantum sink has a smaller number of particles, Poisson noise will dominate the system. If the quantum sink has a larger number of particles, the preamplifier noise will be predominant. Accordingly, most CCD's are designed with a full well capacity of 100,000 to 1,000,000 electrons, minimizing the Poisson noise.

Когда - шум от Статистики Пуассона первичный шум в изображении? Это доминирует всякий раз, когда шум, следующий из квантового стока больший, чем другие источники шума в системе, типа от электроники. Например, рассмотрите типичную камеру ПЗС(СDD) с SNR 300. То есть шум от предусилителя ПЗС(СDD) 1/300-ая из масштаба полного сигнала. Эквивалентный шум был бы произведен, если квантовый сток системы содержал 90000 частиц на пиксел. Если квантовый сток имеет меньшее число частиц, шум Пуассона доминирует над шумом системы. Если квантовый сток имеет большее число частиц, шум предусилителя будет преобладающим. Соответственно, большинство приборов с зарядовой связью (ПЗС) разработано с полной вместимостью карманов от 100000 до 1000000 электронов, минимизируя шум Пуассона.

Morphological Image Processing

Морфологическая Обработка Изображения

The identification of objects within an image can be a very difficult task. One way to simplify the problem is to change the grayscale image into a **binary image**, in which each pixel is restricted to a value of either 0 or 1. The techniques used on these binary images go by such names as: **blob analysis**, **connectivity analysis**, and **morphological image processing** (from the Greek word *morphe*, meaning shape or form). The foundation of morphological processing is in the mathematically rigorous field of *set theory*; however, this level of sophistication is seldom needed. Most morphological algorithms are simple logic operations and very *ad hoc*. In other words, each application requires a custom solution developed by trial-and-error. This is usually more of an art than a science. A bag of tricks is used rather than standard algorithms and formal mathematical properties. Here are some examples.

Идентификация объектов в пределах изображения может быть очень трудной задачей. Один способ упростить проблему состоит в том, чтобы изменить полутоновое изображение в двухуровневое изображение, в котором каждый пиксел ограничен значению или 0 или 1. Методы, используемые на этих двухуровневых изображениях идут с такими названиями как: **анализ капли**, **анализ связности**, и **морфологическая обработка изображения** (от греческого слова *morphe*, в значении очертание или форма). Основа морфологической обработки находится строго в математическом поле *теории множеств*; однако, этот уровень сложности редко необходим. Наиболее морфологические алгоритмы - простые логические операции и очень специальные. Другими словами, каждое приложение требует заказного решения, разработанного эмпирическим путем. Это - обычно большее количество искусства, чем наука. Мультимножество уловок используется скорее, чем стандартные алгоритмы и формальные математические свойства. Имеются некоторые примеры.

Figure 25-10a shows an example binary image. This might represent an enemy tank in an infrared image, an asteroid in a space photograph, or a suspected tumor in a medical x-ray. Each pixel in the background is displayed as white, while each pixel in the object is displayed as black. Frequently, binary images are formed by thresholding a grayscale image; pixels with a value greater than a threshold are set to 1, while pixels with a value below the threshold are set to 0. It is common for the grayscale image to be processed with linear techniques before the thresholding. For instance, *illumination flattening* (described in Chapter 24) can often improve the quality of the initial binary image.

На рисунке 25-10а показан пример двухуровневого изображения. Это могло бы представлять вражеский танк в инфракрасном изображении, астероид на фотографии космического пространства, или подозреваемой опухоли в медицинском рентгене. Каждый пиксел на заднем плане отображен как белый, в то время как каждый пиксел в объекте отображен как черный. Часто, двухуровневые изображения сформированы пороговым полутоновым изображением; пикселы со значением больше чем порог, установлены в 1, в то время как пикселы со значением ниже порога, установлены в 0. Это обычно для полутонового изображения, которое будет обработано с линейными методами перед пороговым. Например, выравнивание освещения (описанное в главе 24) может часто улучшать качество начального двухуровневого изображения.

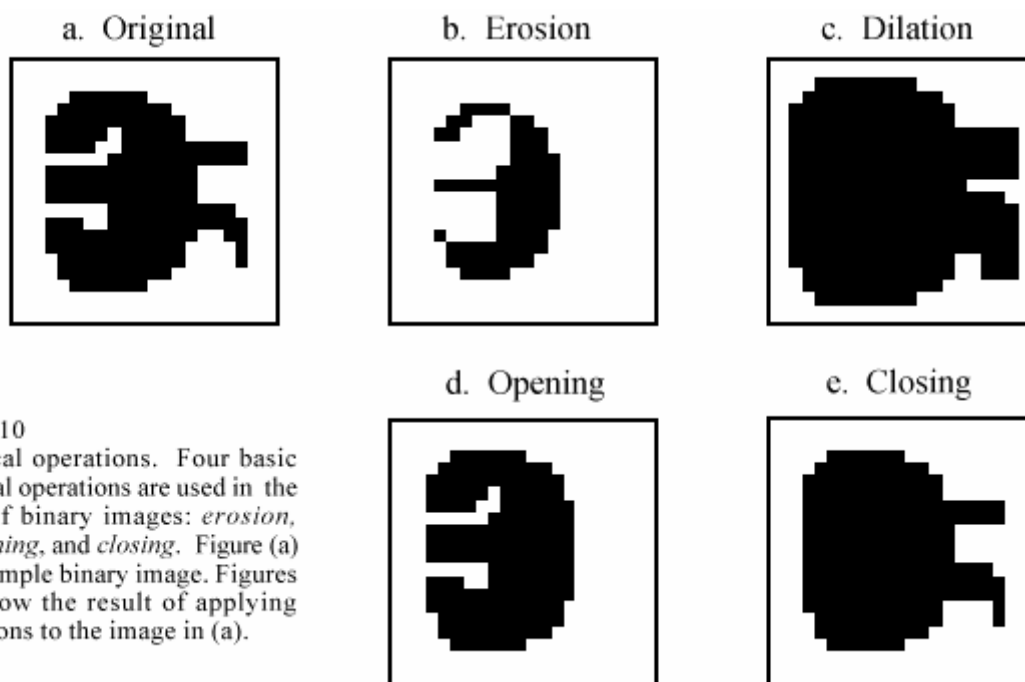


FIGURE 25-10 Morphological operations. Four basic morphological operations are used in the processing of binary images: *erosion*, *dilation*, *opening*, and *closing*. Figure (a) shows an example binary image. Figures (b) to (e) show the result of applying these operations to the image in (a).

FIGURE 25-10 Morphological operations. Four basic morphological operations are used in the processing of binary images: *erosion*, *dilation*, *opening*, and *closing*. Figure (a) shows an example binary image. Figures (b) to (e) show the result of applying these operations to the image in (a).

РИСУНОК 25-10. Морфологические операции.

Четыре основных морфологических операции используются в обработке двухуровневых изображений: *эрозия*, *расширение*, *открытие*, и *закрытие*. На рисунке (а) показан пример двухуровневого изображения. На рисунках от (b) до (e) показан результат применения этих операций к изображению в (a).

Figures (b) and (c) show how the image is changed by the two most common morphological operations, **erosion** and **dilation**. In erosion, every object pixel that is touching a background pixel is changed into a background pixel. In dilation, every background pixel that is touching an object pixel is changed into an object pixel. Erosion makes the objects smaller, and can break a single object into multiple objects. Dilation makes the objects larger, and can merge multiple objects into one.

Рисунки (b) и (c) показывают, как изображение изменено двумя наиболее обычными морфологическими операциями, эрозией и расширением. В эрозии, каждый объектный пиксел, который затрагивает, фоновый пиксел изменен в фоновый пиксел. В расширении, каждый фоновый пиксел, который затрагивает, объектный пиксел изменен в объектный пиксел. Эрозия делает объекты меньшими, и может разбивать единственный объект в множественные объекты. Расширение делает объекты большими, и может объединять множественные объекты в один.

As shown in (d), **opening** is defined as an erosion followed by a dilation. Figure (e) shows the opposite operation of **closing**, defined as a dilation followed by an erosion. As illustrated by these examples, *opening* removes small islands and thin filaments of *object pixels*. Likewise, *closing* removes islands and thin filaments of *background pixels*. These techniques are useful for handling noisy images where some pixels have the wrong binary value. For instance, it might be known that an object cannot contain a "hole", or that the object's border must be smooth.

Как показано в (d), открытие определено как эрозия, сопровождаемая расширением. Рисунок (e) показывает операцию, противоположную закрытию, определенную как расширение, сопровождаемое эрозией. Как иллюстрировано этими примерами, *открытие* удаляет маленькие острова и тонкие нити *объектных пикселов*. Аналогично, *закрытие* удаляет острова и тонкие нити *фоновых пикселов*. Эти методы полезны для обработки шумных изображений, где некоторые пикселы имеют неправильное бинарное(двоичное) значение. Например, могло бы быть известно, что объект не может содержать "отверстие"("дырку"), или что граница объекта должна быть гладка.

Figure 25-11 shows an example of morphological processing. Figure (a) is the binary image of a fingerprint. Algorithms have been developed to analyze these patterns, allowing individual fingerprints to be matched with those in a database. A common step in these algorithms is shown in (b), an operation called **skeletonization**. This simplifies the image by *removing* redundant pixels; that is, changing appropriate pixels from black to white. This results in each ridge being turned into a line only a single pixel wide.

Рисунок 25-11 показывает пример морфологической обработки. Рисунок (a) - двухуровневое изображение отпечатка пальца. Алгоритмы были разработаны, чтобы анализировать эти образцы, позволяя индивидуальным отпечаткам пальца быть согласованными с теми в базе данных. Обычный шаг в эти алгоритмы показывается в (b), операция, называемая **скелетизация**(скелетное представление изображения). Это упрощает изображение, удаляя избыточные пикселы; то есть изменяя соответствующие пикселы от черного до белого. Это приводит к каждому ребру, в которое превращают в строку только единственного широкого пиксела.

Tables 25-1 and 25-2 show the skeletonization program. Even though the fingerprint image is binary, it is held in an array where each pixel can run from 0 to 255. A black pixel is denoted by 0, while a white pixel is denoted by 255. As shown in Table 25-1, the algorithm is composed of 6 iterations that gradually erode the ridges into a thin line. The number of iterations is chosen by trial and error. An alternative would be to stop when an iteration makes no changes.

(c) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

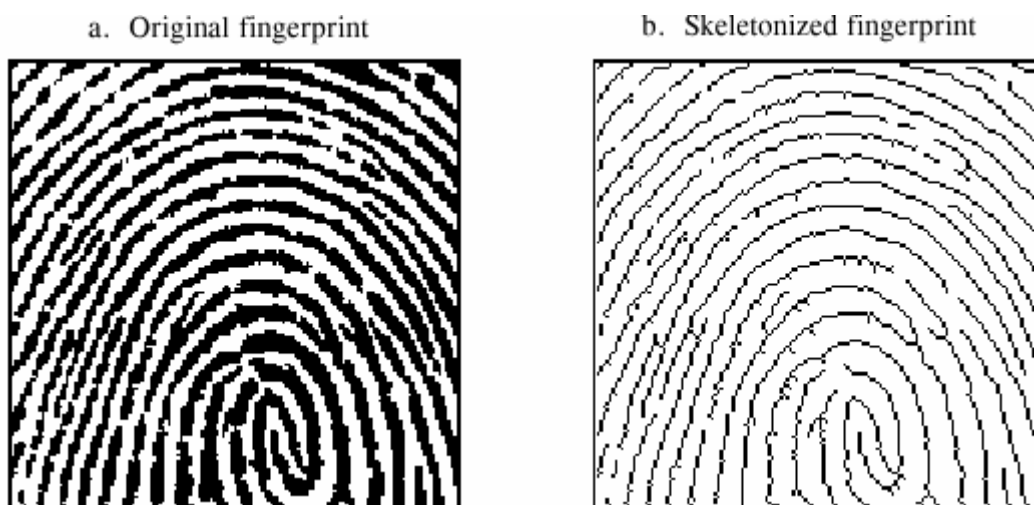


FIGURE 25-11

Binary skeletonization. The binary image of a fingerprint, (a), contains ridges that are many pixels wide. The skeletonized version, (b), contains ridges only a single pixel wide.

РИСУНОК 25-11

Двухуровневое скелетное представление изображения. Двухуровневое изображение отпечатка пальца, (a), содержит ребра, которые являются многими широкими пикселями. Версия, (b) скелетного представления изображения, только содержит ребра шириной одиночного пиксела.

Таблицы, 25-1 и 25-2 показывают программу скелетизации. Даже при том, что изображение отпечатка пальца двоичное, это проведено(поддержано) в массиве, где каждый пиксел может работать от 0 до 255. Черный пиксел обозначен 0, в то время как белый пиксел обозначен 255. Как показано в таблице 25-1, алгоритм составлен из 6 итераций, которые постепенно разрушают ребра в тонкую строку. Число итераций выбрано испытанием и ошибкой. Альтернатива была бы должна остановиться, когда итерация не делает никакие изменений.

During an iteration, each pixel in the image is evaluated for being *removable*; the pixel meets a set of criteria for being changed from black to white. Lines 200-240 loop through each pixel in the image, while the subroutine in Table 25-2 makes the evaluation. If the pixel under consideration is not removable, the subroutine does nothing. If the pixel is removable, the subroutine changes its value from 0 to 1. This indicates that the pixel is still black, but will be changed to white at the end of the iteration. After all the pixels have been evaluated, lines 260-300 change the value of the marked pixels from 1 to 255. This two-stage process results in the thick ridges being eroded equally from all directions, rather than a pattern based on how the rows and columns are scanned.

В течение итерации, каждый пиксел в изображении оценен, для *устранения*; пиксел встречается(выполняет) набор критериев для изменения от черного до белого. Строки 200-240 цикл через каждый пиксел в изображении, в то время как подпрограмма в таблице 25-2 делает оценку. Если пиксел при рассмотрении не устраним, подпрограмма не делает ничего. Если пиксел устраним, подпрограмма изменяет его значение от 0 до 1. Это указывает, что пиксел все еще черный, но будет изменен в белый в конце итерации. В конце концов пиксели были оценены, строки 260-300, изменяют значение отмеченных пикселей от 1 до 255. Этот двухступенчатый процесс приводит к толстым ребрам, разрушаемым оди-

НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОЕ РУКОВОДСТВО ПО ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКЕ СИГНАЛОВ

наково во всех направлениях, скорее чем образец, основанный на том, как строки и столбцы просмотрены.

```
100 'SKELETONIZATION PROGRAM
110 'Object pixels have a value of 0 (displayed as black)
120 'Background pixels have a value of 255 (displayed as white)
130 '
140 DIM X%[149,149] 'X%[ , ] holds the image being processed
150 '
160 GOSUB XXXX 'Mythical subroutine to load X%[ , ]
170 '
180 FOR ITER% = 0 TO 5 'Run through six iteration loops
190 '
200 FOR R% = 1 TO 148 'Loop through each pixel in the image.
210 FOR C% = 1 TO 148 'Subroutine 5000 (Table 25-2) indicates which
220 GOSUB 5000 'pixels can be changed from black to white,
230 NEXT C% 'by marking the pixels with a value of 1.
240 NEXT R%
250 '
260 FOR R% = 0 TO 149 'Loop through each pixel in the image changing
270 FOR C% = 0 TO 149 'the marked pixels from black to white.
280 IF X%(R%,C%) = 1 THEN X%(R%,C%) = 255
290 NEXT C%
300 NEXT R%
310 '
320 NEXT ITER%
330 '
340 END
TABLE 25-1
```

The decision to remove a pixel is based on four rules, as contained in the subroutine shown in Table 25-2. *All* of these rules must be satisfied for a pixel to be changed from black to white. The first three rules are rather simple, while the fourth is quite complicated. As shown in Fig. 25-12a, a pixel at location [R,C] has eight neighbors. The four neighbors in the horizontal and vertical directions (labeled 2,4,6,8) are frequently called the **close neighbors**. The diagonal pixels (labeled 1,3,5,7) are correspondingly called the **distant neighbors**. The four rules are as follows:

Решение удалять пиксел основано на четырех правилах, как содержится в подпрограмме, показанной в таблице 25-2. *Все* эти правила должны быть удовлетворены для пиксела, который будет изменен от черного до белого. Первые три правила довольно просты, в то время как четвертое весьма усложнено. Как показано в рис. 25-12а, пиксел в расположении [R, C] имеет восемь соседей. Четыре соседа в горизонтальных и вертикальных направлениях (маркированы 2,4,6,8) часто называются **близкими соседями**. Диагональные пикселы (маркированы 1,3,5,7) соответственно называются **отдаленными соседями**. Четыре правила следующие:

Rule one: The pixel under consideration must presently be black. If the pixel is already white, no action needs to be taken.

Правило один: пиксел на рассмотрении должен теперь быть черный. Если пиксел уже белый, никакого действия не должно быть предпринято.

Rule two: At least one of the pixel's close neighbors must be white. This insures that the erosion of the thick ridges takes place from the outside. In other words, if a pixel is black, and it is com-

pletely surrounded by black pixels, it is to be left alone on this iteration. Why use only the *close neighbors*, rather than *all* of the neighbors? The answer is simple: running the algorithm both ways shows that it works better. Remember, this is very common in morphological image processing; trial and error is used to find if one technique performs better than another.

Правило два: По крайней мере один из пикселей близко граничищащих, должен быть белый. Это обеспечивает, чтобы эрозия толстых ребер имела место от внешней стороны. Другими словами, если пиксел черный, и это полностью окружено черными пикселями, это должно быть оставлено один на этой итерации. Почему использование только близкие соседи, скорее чем все соседи? Ответ прост: выполнение алгоритма, оба пути показывают что это работает лучше. Помните, это очень обычно в морфологической обработке изображения; испытание и ошибка используются, чтобы найти, исполняет ли одна методика лучше чем другой.

Rule three: The pixel must have more than one black neighbor. If it has only one, it must be the end of a line, and therefore shouldn't be removed.

Правило три: пиксел должен иметь больше чем одного черного соседа. Если он имеет только одного, это должно быть конец строки(линии), и поэтому не должен быть удален.

Rule four: A pixel cannot be removed if it results in its neighbors being *disconnected*. This is so each ridge is changed into a continuous line, not a group of interrupted segments. As shown by the examples in Fig. 25-12, *connected* means that all of the black neighbors touch each other. Likewise, *unconnected* means that the black neighbors form two or more groups.

Правило четыре: пиксел не может быть удален, если это приводит к его разъединяемым соседям. Это - так каждое ребро, изменен в непрерывную строку, не группу прерванных сегментов. Как показано примерами в рис. 25-12, связанные средства, что все черные соседи касаются друг друга. Аналогично, несвязанный, означает, что черные соседи формируют две или больше группы.

a. Pixel numbering

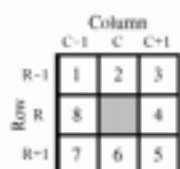
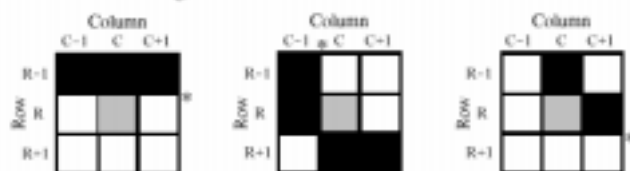


FIGURE 25-12
Neighboring pixels. A pixel at row and column [R,C] has eight neighbors, referred to by the numbers in (a). Figures (b) and (c) show examples where the neighboring pixels are *connected* and *unconnected*, respectively. This definition is used by rule number four of the skeletonization algorithm.

b. Connected neighbors



c. Unconnected neighbors

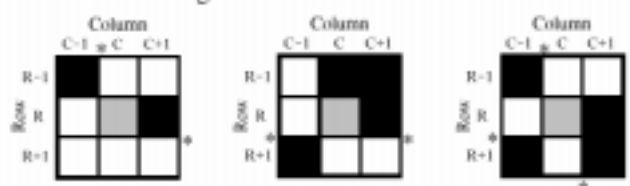


РИСУНОК 25-12. Пикселы соседи.

Пиксел в строке и столбце [R, C] имеет восемь соседей, упомянутых номерами в (а). Рисунки (b) и (c) показывают примеры, где соседние пикселы связаны и несвязаны, соответственно. Это определение использует правило четыре из алгоритма скелетизации.

The algorithm for determining if the neighbors are connected or unconnected is based on counting the black-to-white transitions between adjacent neighboring pixels, in a *clockwise* direction. For example, if pixel 1 is black and pixel 2 is white, it is considered a black-to-white transition. Likewise, if pixel 2 is black and both pixel 3 and 4 are white, this is also a black-to-white transition. In total, there are eight locations where a black-to-white transition may occur. To illustrate this definition further, the examples in (b) and (c) have an asterisk placed by each black-to-white transition. The key to this algorithm is that there will be exactly *one* black-to-white transition if the neighbors are *connected*. More than one such transition indicates that the neighbors are *unconnected*.

Алгоритм для определения, связаны или не связаны соседи, основан на подсчете перемещения черного на белые между смежным каналом, граничащим с пикселями, в направлении по часовой стрелке. Например, если пиксел 1 черный, и пиксел 2 белый, это рассматривается перемещение черным на белое. Аналогично, если пиксел 2 черный и пиксел 3, и 4 белый, это также перемещение черное на белое. Всего, имеются восемь расположений, где может происходить перемещение черным на белый. Чтобы иллюстрировать это определение далее, примеры в (b) и (c) помещают звездочку в каждое перемещение черным на белое. Ключ к этому алгоритму - тот будет иметься точно одно перемещение черным на белое, если соседи *связаны*. Больше чем одно такое перемещение указывают, что соседи *несвязаны*.

As additional examples of binary image processing, consider the types of algorithms that might be useful after the fingerprint is skeletonized. A disadvantage of this particular skeletonization algorithm is that it leaves a considerable amount of *fuzz*, short offshoots that stick out from the sides of longer segments. There are several different approaches for eliminating these artifacts. For example, a program might loop through the image removing the pixel at the end of every line. These pixels are identified by having only one black neighbor. Do this several times and the fuzz is removed at the expense of making each of the correct lines shorter. A better method would loop through the image identifying *branch pixels* (pixels that have more than two neighbors). Starting with each branch pixel, count the number of pixels in each offshoot. If the number of pixels in an offshoot is less than some value (say, 5), declare it to be fuzz, and change the pixels in the branch from black to white.

Как дополнительные примеры обработки двухуровневого изображения, рассмотрите типы алгоритмов, которые могли бы быть полезны после того, как отпечаток пальца - скелетизирован. Недостаток этого специфического алгоритма скелетизации - то, что это оставляет значительное количество *пуха*, коротких ответвлений, которые перетерпевают от сторон более длинных сегментов. Имеются несколько различных подходов для устранения этих экспонатов. Например, программа могла быть циклом через изображение, удаляющее пиксел в конце каждой строки. Эти пикселы идентифицированы при наличии только одного черного соседа. Эти несколько раз и пух удалены за счет создания каждой из правильных строк короче. Лучший метод был бы цикл через изображение, идентифицирующее *пикселы перехода* (пикселы, которые имеют больше чем два соседа). При старте с каждого пиксела перехода, считайте число пикселов в каждом ответвлении. Если число пикселов в ответвлении - меньше чем некоторое значение (скажем, 5), объявите, что это будет пухом, и изменяет пикселы в переходе от черного до белого.

```

5000 ' Subroutine to determine if the pixel at X%[R%,C%] can be removed.
5010 ' If all four of the rules are satisfied, then X%(R%,C%), is set to a value of 1,
5020 ' indicating it should be removed at the end of the iteration.
5030 '
5040 'RULE #1: Do nothing if the pixel already white
5050 IF X%(R%,C%) = 255 THEN RETURN
5060 '
5070 '
5080 'RULE #2: Do nothing if all of the close neighbors are black
5090 IF X%[R% -1,C% ] <> 255 AND X%[R% ,C%+1] <> 255 AND
X%[R%+1,C% ] <> 255 AND X%[R% ,C% -1] <> 255 THEN RETURN
5100 '
5110 '
5120 'RULE #3: Do nothing if only a single neighbor pixel is black
5130 COUNT% = 0
5140 IF X%[R% -1,C% -1] = 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5150 IF X%[R% -1,C% ] = 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5160 IF X%[R% -1,C%+1] = 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5170 IF X%[R% ,C%+1] = 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5180 IF X%[R%+1,C%+1] = 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5190 IF X%[R%+1,C% ] = 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5200 IF X%[R%+1,C% -1] = 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5210 IF X%[R% ,C% -1] = 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5220 IF COUNT% = 1 THEN RETURN
5230 '
5240 '
5250 'RULE 4: Do nothing if the neighbors are unconnected.
5260 'Determine this by counting the black-to-white transitions
5270 'while moving clockwise through the 8 neighboring pixels.
5280 COUNT% = 0
5290 IF X%[R% -1,C% -1] = 0 AND X%[R% -1,C% ] > 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5300 IF X%[R% -1,C% ] = 0 AND X%[R% -1,C%+1] > 0 AND X%[R% ,C%+1] > 0
THEN COUNT% = COUNT% + 1
5310 IF X%[R% -1,C%+1] = 0 AND X%[R% ,C%+1] > 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5320 IF X%[R% ,C%+1] = 0 AND X%[R%+1,C%+1] > 0 AND X%[R%+1,C% ] > 0
THEN COUNT% = COUNT% + 1
5330 IF X%[R%+1,C%+1] = 0 AND X%[R%+1,C% ] > 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5340 IF X%[R%+1,C% ] = 0 AND X%[R%+1,C% -1] > 0 AND X%[R% ,C%-1] > 0
THEN COUNT% = COUNT% + 1
5350 IF X%[R%+1,C% -1] = 0 AND X%[R% ,C% -1] > 0 THEN COUNT% = COUNT% + 1
5360 IF X%[R% ,C% -1] = 0 AND X%[R% -1,C% -1] > 0 AND X%[R%-1,C% ] > 0
THEN COUNT% = COUNT% + 1
5370 IF COUNT% > 1 THEN RETURN
5380 '
5390 '
5400 'If all rules are satisfied, mark the pixel to be set to white at the end of the iteration
5410 X%(R%,C%) = 1
5420 '
5430 RETURN

```

TABLE 25-2

Another algorithm might change the data from a *bitmap* to a *vector-mapped* format. This involves creating a list of the ridges contained in the image and the pixels contained in each ridge. In the vector mapped form, each ridge in the fingerprint has an individual identity, as opposed to an image composed of many unrelated pixels. This can be accomplished by looping through the image looking for the endpoints of each line, the pixels that have only one black neighbor. Starting from the endpoint, each line is traced from pixel to connecting pixel. After the opposite end of the line is reached, all the traced pixels are declared to be a single *object*, and treated accordingly in future algorithms.

Другой алгоритм мог бы изменять данные *точечного(растрового)* рисунка в формат *векторного отображения*. Это включает в себя(подразумевает) создание списка ребер, содержащихся в изображении и пикселей, содержащихся в каждом ребре. В форма отображения вектора, каждое ребро в отпечатке пальца имеет индивидуальное тождество, в противоположность изображению, составленному из многих несвязанных пикселей. Это может быть выполнено выполнением цикла через изображение, ищущего оконечные точки каждой строки, пиксели, которые имеют только одного черного соседа. Начиная с оконечной точки, каждая строка прослежена от пикселя до соединяющегося пикселя. После того, как противоположный конец строки достигнут, все прослеженные пиксели, как объявляют, являются единственным *объектом*, и обработанные соответственно в будущих алгоритмах.

Computed Tomography

Компьютерная Томография

A basic problem in imaging with x-rays (or other penetrating radiation) is that a *two-dimensional image* is obtained of a *three-dimensional object*. This means that structures can *overlap* in the final image, even though they are completely separate in the object. This is particularly troublesome in medical diagnosis where there are many anatomic structures that can interfere with what the physician is trying to see. During the 1930's, this problem was attacked by moving the x-ray source and detector in a coordinated motion during image formation. From the geometry of this motion, a single *plane* within the patient remains in focus, while structures outside this plane become blurred. This is analogous to a camera being focused on an object at 5 feet, while objects at a distance of 1 and 50 feet are blurry. These related techniques based on motion blurring are now collectively called **classical tomography**. The word *tomography* means "*a picture of a plane.*"

Основная проблема в отображении с рентгенами (или другой проникающей радиации) состоит в том, что *двумерное изображение* получено от *трехмерного объекта*. Это означает, что структуры могут накладываться в конечном изображении, даже при том, что они полностью отдельные в объекте. Это особенно неприятно в медицинской диагностике, где имеются много анатомических структур, которые могут сталкиваться тем, что врач пробует видеть. В течение 1930-ых, эта проблема была атакована, перемещая рентгеновский источник и датчик в скоординированном движении в течение формирования изображения. От геометрии этого движения, единственная *плоскость* в пределах пациента остается в фокусе, в то время как структуры вне этой плоскости станут размытыми. Это аналогично камере, сосредотачиваемой на объекте в 5 футах, в то время как объекты на расстоянии 1 и 50 футов расплывчатые. Эти связанные методы, основанные на размывании движения теперь все вместе называются **классической томографией**. Слово *томография* означает "*изображение плоскости.*"

In spite of being well developed for more than 50 years, classical tomography is rarely used. This is because it has a significant limitation: the interfering objects are not *removed* from the image, only *blurred*. The resulting image quality is usually too poor to be of practical use. The long sought solution was a system that could create an image representing a 2D slice through a 3D object with *no* interference from other structures in the 3D object.

Несмотря на то, что карман развивали в течение больше чем 50 лет, классическая томография используется редко. Это - то, потому что это имеет существенное ограничение: вмешивающиеся объекты *не удалены* из изображения, только *размыты*. Заканчивающееся качество изображения обычно слишком плохое, чтобы быть практического использова-

ния. Длинное разыскиваемое решение было система, которая могла создавать изображение, представляющее 2-мерный сектор через трехмерный объект *без* интерференции от других структур в трехмерном объекте.

This problem was solved in the early 1970s with the introduction of a technique called **computed tomography (CT)**. CT revolutionized the medical x-ray field with its unprecedented ability to visualize the anatomic structure of the body. Figure 25-13 shows a typical medical CT image. Computed tomography was originally introduced to the marketplace under the names *Computed Axial Tomography* and *CAT scanner*. These terms are now frowned upon in the medical field, although you hear them used frequently by the general public.

Эта проблема была решена в начале 1970-ых со введением методики *называемой компьютерной томографией* (СТ - КТ). КТ реконструировала медицинское рентгеновское поле с его беспрецедентной способностью визуализировать анатомическую структуру тела. Рисунок 25-13 показывает типичное медицинское изображение КТ. Компьютерная томография была первоначально представлена рынку под названиями *Computed Axial Tomography* (*Компьютерная Осевая Томография*) и *CAT scanner*. Эти термины теперь не одобряются в медицинской области, хотя Вы слышите их используемый часто широкой публикой.

FIGURE 25-13

Computed tomography image. This CT slice is of a human abdomen, at the level of the navel. Many organs are visible, such as the (L) Liver, (K) Kidney, (A) Aorta, (S) Spine, and (C) Cyst covering the right kidney. CT can visualize internal anatomy far better than conventional medical x-rays.

РИСУНОК 25-13

Изображение компьютерной томографии. Этот срез КТ человеческой брюшной полости, на уровне пупа. Много органов видимы, типа (L) Печени, (K) Почка, (A) Аорта, (S) Позвоночный столб, и (C) Киста, закрывающая правую почку. КТ может визуализировать внутреннюю анатомию гораздо лучше чем обычный медицинский рентген.



Figure 25-14 illustrates a simple geometry for acquiring a CT slice through the center of the head. A narrow pencil beam of x-rays is passed from the x-ray source to the x-ray detector. This means that the measured value at the detector is related to the total amount of material placed *anywhere* along the beam's path. Materials such as bone and teeth block more of the x-rays, resulting in a lower signal compared to soft tissue and fat. As shown in the illustration, the source and detector assemblies are translated to acquire a **view** (CT jargon) at this particular angle. While this figure shows only a single view being acquired, a complete CT scan requires 300 to 1000 views taken at rotational increments of about 0.3° to 1.0°. This is accomplished by mounting the x-ray source and detector on a rotating gantry that surrounds the patient. A key feature of CT data acquisition is that x-rays pass *only* through the slice of the body being examined. This is unlike classical tomography where x-rays are passing through structures that you try to suppress in the final image. Computed tomography doesn't allow information from irrelevant locations to even enter the acquired data.

Рисунок 25-14 иллюстрирует простую геометрию для приобретения (раз)среза КТ через центр головы. Узкий пучок рентгеновских лучей пропускают от рентгеновского источника на рентгеновский датчик. Это означает, что измеренное значение в датчике связано с общей суммой материала, помещенного *где-нибудь* на пути пучка. Материалы типа кости и зубов задерживают большее количество рентгенов, приводя к более низкому сигналу, сравненному с мягкой тканью и жиром. Как показано в иллюстрации, источник радиации

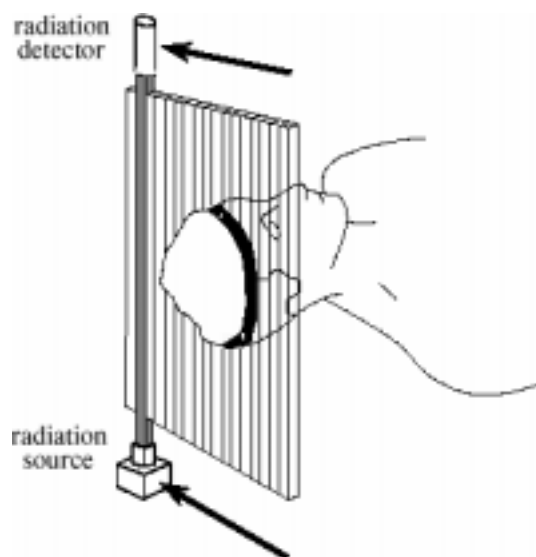
и узел датчиков оттранслированы(установлены), чтобы приобрести **представление(проекцию?)** (жаргон КТ) под этим специфическим углом. В то время как этот рисунок показывает только единственное приобретенное представление, полное сканирование КТ требует от 300 до 1000 представлений, полученных во вращательных приращениях приблизительно $0.3^\circ - 1.0^\circ$. Это выполнено, устанавливая рентгеновский источник и датчик на вращающейся раме(станции), которая окружает пациента. Главная особенность сбора данных КТ - то, что рентгены проходят только через сектор исследуемого тела. Это - в отличие от классической томографии, где рентгены проходят через структуры, которые Вы пробуете подавить в конечном изображении. Компьютерная томография не позволяет информации от несоответствующих расположений даже входить в приобретенные данные.

FIGURE 25-14

CT data acquisition. A simple CT system passes a narrow beam of x-rays through the body from source to detector. The source and detector are then translated to obtain a complete view. The remaining views are obtained by rotating the source and detector in about 1° increments, and repeating the translation process.

РИСУНОК 25-14

Сбор данных КТ. Простая система КТ передает узкий пучок рентгенов через тело с источника на датчик. Источник и датчик тогда оттранслированы, чтобы получить полное представление. Остающиеся представления получены, вращая источник и датчик с приращением около 1° , и повторяя процесс трансляции.



Several preprocessing steps are usually needed before the image reconstruction can take place. For instance, the logarithm must be taken of each x-ray measurement. This is because x-rays decrease in intensity exponentially as they pass through material. Taking the logarithm provides a signal that is linearly related to the characteristics of the material being measured. Other preprocessing steps are used to compensate for the use of *polychromatic* (more than one energy) x-rays, and *multielement* detectors (as opposed to the single element shown in Fig. 25-14). While these are a key step in the overall technique, they are not related to the reconstruction algorithms and we won't discuss them further.

Несколько шагов предварительной обработки обычно необходимы прежде, чем восстановление изображения может иметь место. Например, логарифм должен быть принят каждого рентгеновского измерения. Это - то, потому что рентгены уменьшают в интенсивности по экспоненте, поскольку они проходят через материал. Взятие логарифма обеспечивает сигнал, который линейно связан с характеристиками измеряемого материала. Другие шаги предварительной обработки используются, чтобы компенсировать использование немонахроматических (больше чем одна энергия) рентгены, и датчики мультиэлемента (в противоположность единственному(отдельному) элементу, показанному в рис. 25-14). В то время как они - ключевой шаг в полную методику, они не связаны с алгоритмами реконструкции, и мы не будем обсуждать их далее.

Figure 25-15 illustrates the relationship between the measured views and the corresponding image. Each sample acquired in a CT system is equal to the sum of the image values along a ray pointing to that sample. For example, view 1 is found by adding all the pixels in each row. Like-

wise, view 3 is found by adding all the pixels in each column. The other views, such as view 2, sum the pixels along rays that are at an angle.

Рисунок 25-15 иллюстрирует отношения между измеренными представлениями и соответствующим изображением. Каждая выборка, приобретенная в системе КТ равна сумме значений изображения по лучу, указывающему на ту выборку. Например, вид 1 найден, прибавляя все пиксели в каждой строке. Аналогично, вид 3 найден, прибавляя все пиксели в каждом столбце. Другие виды, типа вида 2, суммируют пиксели по лучам, которые являются под углом.

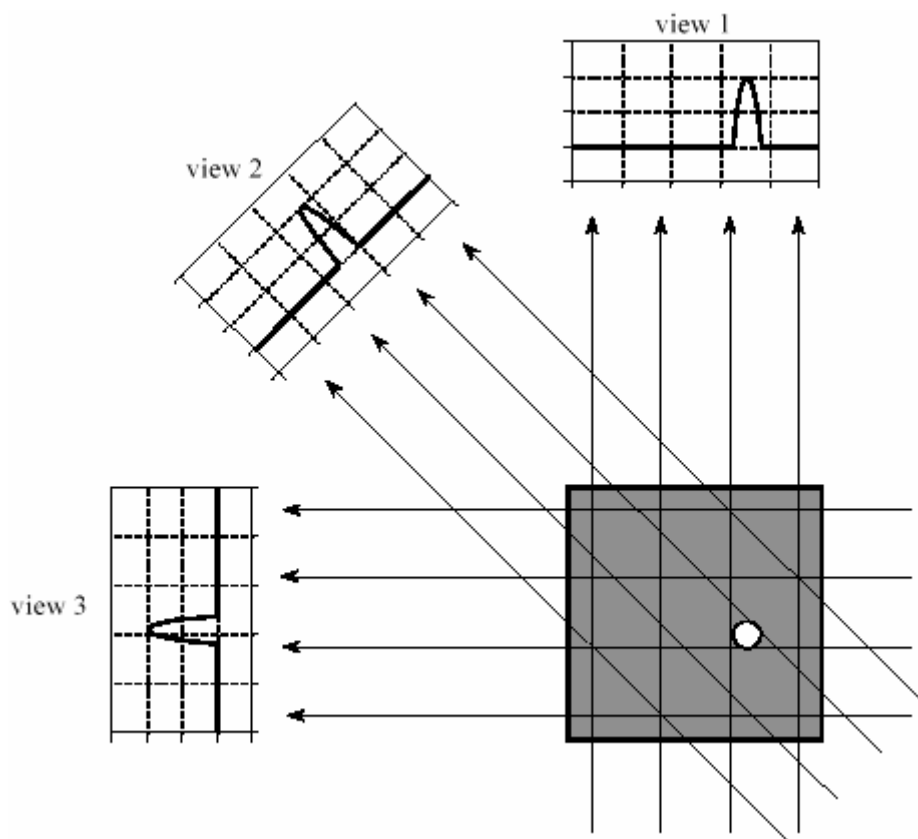


FIGURE 25-15

CT views. Computed tomography acquires a set of views and then reconstructs the corresponding image. Each sample in a view is equal to the sum of the image values along the ray that points to that sample. In this example, the image is a small pillbox surrounded by zeros. While only three views are shown here, a typical CT scan uses hundreds of views at slightly different angles.

РИСУНОК 25-15

Представления КТ. Компьютерная томография приобретает набор представлений и затем восстанавливает соответствующее изображение. Каждая выборка в представлении равна сумме значений изображения по лучу, который указывает на ту выборку. В этом примере, изображение - маленький pillbox, окруженный нулями. В то время как только три представления показываются здесь, типичный просмотр КТ использует сотни представлений под слегка различными углами.

There are four main approaches to calculating the slice image given the set of its views. These are called **CT reconstruction algorithms**. The first method is totally impractical, but provides a better understanding of the problem. It is based on solving many **simultaneous linear equations**. One equation can be written for each measurement. That is, a particular sample in a particular profile is the sum of a particular group of pixels in the image. To calculate N^2 unknown variables (i.e., the image pixel values), there must be N^2 independent equations, and therefore N^2 measurements. Most CT scanners acquire about 50% more samples than rigidly required by this analysis. For example, to reconstruct a 512x512 image, a system might take 700 views with 600 samples in each view. By making the problem *overdetermined* in this manner, the final image has reduced noise and artifacts. The problem with this first method of CT reconstruction is computation time. Solving several hundred thousand simultaneous linear equations is an daunting task.

Имеется четыре основных подхода к вычислению сектора изображения, учитывая данный набор его представлений. Они называются **алгоритмами реконструкции КТ**. Первый метод полностью непрактичен, но обеспечивает лучшее понимание проблемы. Это основано на решении многих **одновременных(совместных) линейных уравнений**. Одно уравнение может быть написано в каждом измерении. То есть специфическая выборка в специфической конфигурации - сумма специфической группы пикселей в изображении. Вычислять N^2 неизвестные переменные (то есть, значения пиксела изображения), должны иметься N^2 независимые уравнения, и поэтому N^2 размеры(измерения). Большинство сканеров КТ(СТ) приобретает приблизительно большее количество 50% выборок чем твердо требуемое этим анализом. Например, чтобы восстановить изображение 512x512, система могла бы брать 700 представлений с 600 выборками в каждом представлении. Делая проблему *overdetermined(целеустремленной?)* этим способом, конечное изображение имеет приведенные шум и артефакты. Проблема с этим первым методом реконструкции КТ - время вычисления. Решение нескольких сотен тысяч одновременных линейных уравнений - укрощение задачи.

artifacts - артефакт (1. искусственный объект; искусственное средство идентификации 2. 3. тлв паразитные узоры; искажения 4. бтх свойство, привнесённое процедурой исследования)

The second method of CT reconstruction uses **iterative** techniques to calculate the final image in small steps. There are several variations of this method: the Algebraic Reconstruction Technique (ART), Simultaneous Iterative Reconstruction Technique (SIRT), and Iterative Least Squares Technique (ILST). The difference between these methods is how the successive corrections are made: ray-by-ray, pixel-by-pixel, or simultaneously correcting the entire data set, respectively. As an example of these techniques, we will look at ART.

Второй метод реконструкции КТ(СТ) использует итерационные методы, чтобы вычислить конечное изображение в маленьких шагах. Имеются несколько вариаций этого метода:

(с) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

Algebraic Reconstruction Technique – ART (Методика Алгебраической Реконструкции - МАП), Simultaneous Iterative Reconstruction Technique – SIRT (Методика Одновременной Итерационной Реконструкции – МОИР), и Iterative Least Squares Technique - ILST (Методика Итеративных Наименьших Квадратов - МИНК). Разность между этими методами - то, как последовательные исправления сделаны: "луч лучом", поэлементно, или одновременное исправление полного набора данных, соответственно. Как пример этих методов, мы будем смотреть ART(МАП).

To start the ART algorithm, all the pixels in the image array are set to some arbitrary value. An iterative procedure is then used to gradually change the image array to correspond to the profiles. An iteration cycle consists of looping through each of the measured data points. For each measured value, the following question is asked: *how can the pixel values in the array be changed to make them consistent with this particular measurement?* In other words, the measured sample is compared with the sum of the image pixels along the ray pointing to the sample. If the ray sum is lower than the measured sample, all the pixels along the ray are increased in value. Likewise, if the ray sum is higher than the measured sample, all of the pixel values along the ray are decreased. After the first complete iteration cycle, there will still be an error between the ray sums and the measured values. This is because the changes made for any one measurement disrupts all the previous corrections made. The idea is that the errors become smaller with repeated iterations until the image converges to the proper solution.

Чтобы запускать алгоритм ART(МАП), все пиксели в массиве изображений установлены в некоторое произвольное значение. Итерационная процедура тогда использует(обрабатывает) постепенное изменение массива изображения в соответствии с конфигурацией. Итеративный цикл состоит из выполнения цикла через каждую из измеренных точек данных. Для каждого измеренного значения, следующий вопрос спрашивают: *как может значения пиксела в массиве быть измененным, чтобы сделать их совместимым с этим специфическим измерением?* Другими словами, измеренная выборка - по сравнению с суммой пикселей изображения по лучу, указывающему на выборку. Если сумма луча более низкая, чем измеренная выборка, все пиксели по лучу увеличены в значении. Аналогично, если сумма луча выше, чем измеренная выборка, все значения пиксела по лучу уменьшены. После первого полного итеративного цикла, будет все еще иметься ошибка между суммами луча и измеренными значениями. Это - то, потому что изменения, сделанные для любого измерения разрушают(прерывают) все предыдущие сделанные исправления. Идея состоит в том, что ошибки станут меньшими с повторными итерациями, пока изображение не сходится к надлежащему решению.

Iterative techniques are generally slow, but they are useful when better algorithms are not available. In fact, ART was used in the first commercial medical CT scanner released in 1972, the EMI Mark I. We will revisit iterative techniques in the next chapter on neural networks. Development of the third and fourth methods have almost entirely replaced iterative techniques in commercial CT products.

Итерационные методы - вообще медленны, но они полезны, когда лучшие алгоритмы не доступны. Фактически, ART(МАП) использовался в первом коммерческом медицинском сканере КТ(СТ), выпущенном в 1972, EMI Mark I. Мы повторно посетим итерационные методы в следующей главе по невральным сетям. Развитие третьего и четвертого метода почти полностью заменило итерационные методы в коммерческих изделиях КТ.

The last two reconstruction algorithms are based on formal mathematical solutions to the problem. These are elegant examples of DSP. The third method is called **filtered backprojection**. It is a modification of an older technique, called **backprojection** or **simple backprojection**. Figure (c) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

25-16 shows that simple backprojection is a common sense approach, but very unsophisticated. An individual sample is backprojected by setting all the image pixels along the ray pointing to the sample to the same value. In less technical terms, a backprojection is formed by *smearing* each view back through the image in the direction it was originally acquired. The final backprojected image is then taken as the sum of all the backprojected views.

Последние два алгоритма реконструкции основаны на формальных математических решениях проблемы. Они - изящные примеры ЦОС. Третий метод называется **фильтрованной обратной проекцией**. Это - модификация старшей методики, называемой **обратной проекцией** или **простой обратной проекцией**. Рисунок 25-16 показывает, что простая обратная проекция - подход здравого смысла, но очень бесхитростный. Индивидуальная выборка - обратной проекции, устанавливает все пиксели изображения по лучу, указывающему на выборку к тому же самому значению. В менее технических терминах, обратная проекция сформирована, смазывая(размывая) каждое представление назад через изображение в направлении, в котором это было первоначально приобретено. Конечное изображение обратной проекции тогда принято как сумма всех представлений обратных проекций.

Backprojecting - восстановление сцены по проекциям (в СТЗ – системы томографии замазыванием?)?

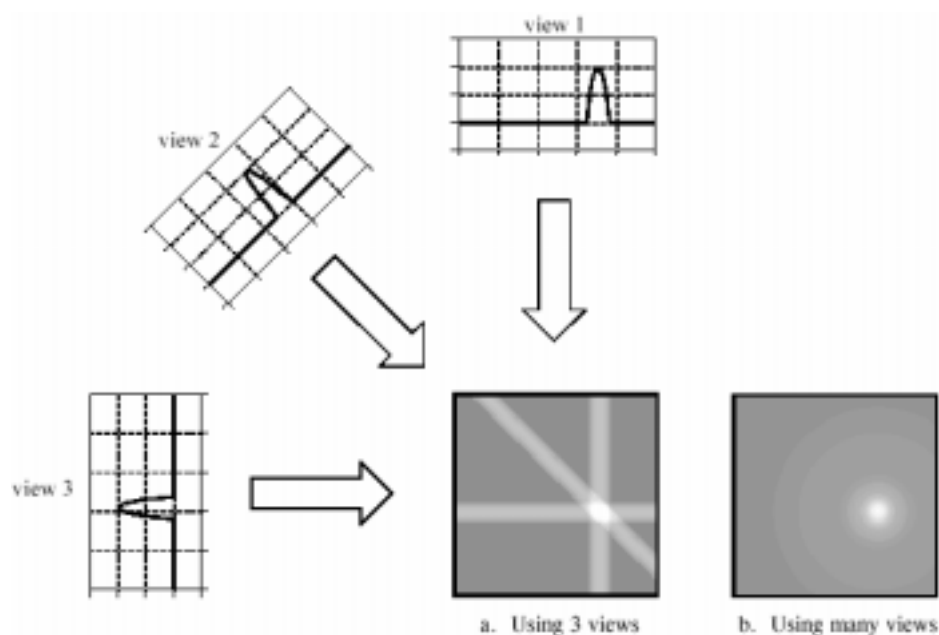


FIGURE 25-16

Backprojection. Backprojection reconstructs an image by taking each view and *smearing* it along the path it was originally acquired. The resulting image is a blurry version of the correct image.

РИСУНОК 25-16

Обратное проектирование. Обратное проектирование восстанавливает изображение, беря каждое представление и замазывая это по пути, это было первоначально приобретено. Заканчивающееся изображение - расплывчатая версия правильного изображения.

While backprojection is conceptually simple, it does not correctly solve the problem. As shown in (b), a backprojected image is very *blurry*. A single point in the *true* image is reconstructed as a circular region that decreases in intensity away from the center. In more formal terms, the point spread function of backprojection is circularly symmetric, and decreases as the reciprocal of its radius.

В то время как метод обратной проекции концептуально прост, это правильно не решает проблему. Как показано в (b), изображение обратной проекции очень *размыто*. Единственная точка в *истинном* изображении восстановлена как круговая область, которая уменьшается в интенсивности удаляясь от центра. Выражаясь более формально, функция рассеяния точки обратной проекции циркулярная симметричная, и уменьшается как обратная величина ее радиуса.

Filtered back projection is a technique to correct the blurring encountered in simple backprojection. As illustrated in Fig. 25-17, each view is *filtered* before the backprojection to counteract the blurring PSF. That is, each of the one-dimensional views is convolved with a one-dimensional filter kernel to create a set of *filtered views*. These filtered views are then back projected to provide the reconstructed image, a close approximation to the "correct" image. In fact, the image produced by filtered backprojection is *identical* to the "correct" image when there are an *infinite* number of views and an *infinite* number of points per view.

Фильтрованная обратная проекция - методика, чтобы исправить размывание, с которым сталкиваются в простой обратной проекции. Как иллюстрировано в рис. 25-17, каждое представление *фильтровано* перед обратной проекцией, чтобы противодействовать размыванию ФРТ. То есть каждое из одномерных представлений свернута с одномерным ядром фильтра, чтобы создать набор *фильтрованных представлений*. Эти фильтрованные представления - тогда проектированы назад, чтобы обеспечить восстановленное изображение, близко аппроксимированное к "правильному" изображению. Фактически, изображение, произведенное фильтрованным обратным проектированием *идентично* "правильному" изображению, когда имеется *бесконечное* число представлений и *бесконечное* число точек в представлении.

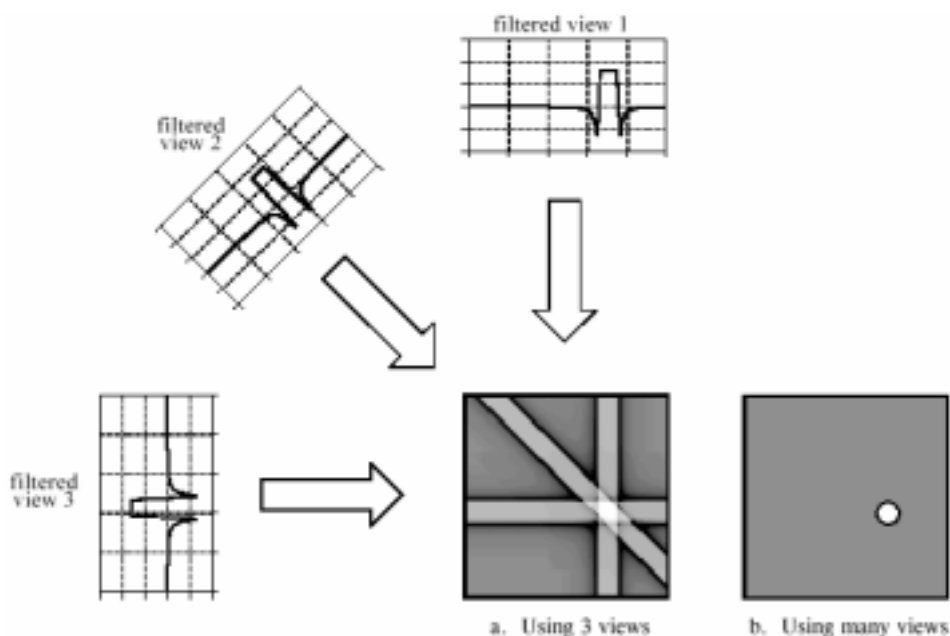


FIGURE 25-17

Filtered backprojection. Filtered backprojection reconstructs an image by filtering each view before backprojection. This removes the blurring seen in simple backprojection, and results in a mathematically exact reconstruction of the image. Filtered backprojection is the most commonly used algorithm for computed tomography systems.

РИСУНОК 25-17

Фильтрованное обратное проектирование(проектирование назад). Фильтрованное обратное проектирование восстанавливает изображение, фильтруя каждое представление прежде проектировать назад(обратно). Это удаляет размывание, замеченное в простом проектировании назад(обратно), и приводит к математически точной реконструкции изображения. Фильтрованное обратное проектирование обычно используемый алгоритм для вычисленных систем томографии.

The filter kernel used in this technique will be discussed shortly. For now, notice how the profiles have been changed by the filter. The image in this example is a uniform white circle surrounded by a black background (a pillbox). Each of the acquired views has a flat background with a rounded region representing the white circle. Filtering changes the views in two significant ways. First, the top of the pulse is made flat, resulting in the final backprojection creating a *uniform* signal level within the circle. Second, negative spikes have been introduced at the sides of the pulse. When backprojected, these negative regions counteract the blur.

Ядро фильтра, используемое в этой методике будет обсуждено вскоре. Пока, обратите внимание, как конфигурации были изменены фильтром. Изображение в этом примере - однородный белый круг, окруженный черным фоном (pillbox). Каждое из приобретенных представлений имеет единообразный фон с округленной областью, представляющей белый круг. Фильтрация изменений представления двумя существенными способами. Во первых, вершина импульса сделана плоской, приводя к конечной обратной проекции создавая *однородный* уровень сигнала в пределах круга. Во вторых, отрицательные выбросы были представлены в сторонах импульса. При проектировании назад(обратном проектировании), эти отрицательные области противодействуют пятну.

The fourth method is called **Fourier reconstruction**. In the spatial domain, CT reconstruction involves the relationship between a two-dimensional image and its set of one-dimensional views. By taking the two-dimensional Fourier transform of the image and the one-dimensional Fourier transform of each of its views, the problem can be examined in the frequency domain. As it turns out, the relationship between an image and its views is far simpler in the frequency domain than in the spatial domain. The frequency domain analysis of this problem is a milestone in CT technology called the **Fourier slice theorem**.

Четвертый метод называется реконструкцией Фурье. В пространственном домене, реконструкция КТ включает в себя (подразумевает) отношения между двумерным изображением и его набором одномерных представлений. Беря двумерное Преобразование Фурье изображения и одномерного Преобразования Фурье каждого из его представлений, проблема может быть исследована в частотном домене. Поскольку это поворачивается из, отношения между изображением и его представлениями гораздо более просто в частотном домене, чем в пространственном домене. Анализ частотного домена этой проблемы - веха (промежуточный отчет) в технологии КТ называемой **теоремой сектора Фурье**.

Figure 25-18 shows how the problem looks in both the spatial and the frequency domains. In the spatial domain, each view is found by integrating the image along rays at a particular angle. In the frequency domain, the image spectrum is represented in this illustration by a two-dimensional grid. The spectrum of each view (a one-dimensional signal) is represented by a dark line superimposed on the grid. As shown by the positioning of the lines on the grid, the Fourier slice theorem states that the spectrum of a view is identical to the values along a line (slice) through the image spectrum. For instance, the spectrum of view 1 is the same as the center column of the image spectrum, and the spectrum of view 3 is the same as the center row of the image spectrum. Notice that the spectrum of each view is positioned on the grid at the same angle that the view was originally acquired. All these frequency spectra include the negative frequencies and are displayed with zero frequency at the center.

Рисунок 25-18 показывает, как проблема выглядит и в пространственном и в частотном доменах. В пространственном домене, каждое представление найдено, интегрируя изображение по лучам под специфическим углом. В частотном домене, спектр изображения представлен в этой иллюстрации двумерной сеткой. Спектр каждого представления (од-

(с) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

номерный сигнал) представлен темной строкой, добавленной на сетке. Как показано позиционированием строк на сетке, теорема сектора Фурье заявляет, что спектр представления является идентичным значениям по строке (сектор) через спектр изображения. Например, спектр представления 1 -, тот же самый, поскольку средний столбец спектра изображения, и спектра представления 3 - тот же самый как средняя строка спектра изображения. Обратите внимание, что спектр каждого представления позиционирован в сетку под тем же самым углом, что представление было первоначально приобретено. Все эти частотные спектры включают отрицательные частоты и отображены с нулевой частотой в центре.

Fourier reconstruction of a CT image requires three steps. First, the one-dimensional FFT is taken of each view. Second, these view spectra are used to calculate the two-dimensional frequency spectrum of the image, as outlined by the Fourier slice theorem. Since the view spectra are arranged *radially*, and the correct image spectrum is arranged *rectangularly*, an interpolation routine is needed to make the conversion. Third, the inverse FFT is taken of the image spectrum to obtain the reconstructed image.

Реконструкция Фурье изображения КТ требует трех шагов. Во первых, одномерное БПФ принято каждого представления. Во вторых, эти спектры представления используются, чтобы вычислить двумерный спектр частот изображения, как выделено теоремой сектора Фурье. Так как спектры представления размещаются *радиально*, и правильный спектр изображения размещается *прямоугольно*, подпрограмма интерполяции необходима, чтобы делать преобразование. Третье, обратное БПФ принято спектра изображения, чтобы получить восстановленное изображение.

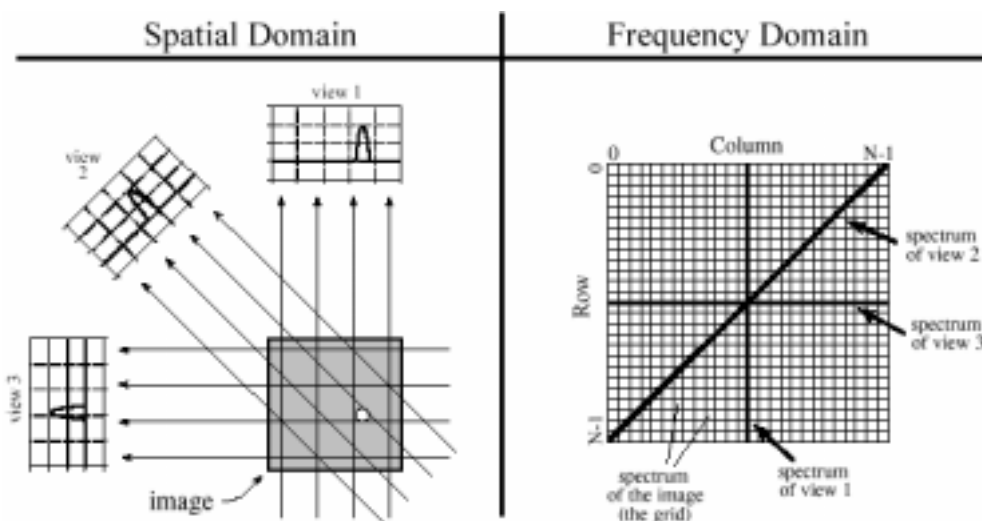


FIGURE 25-18

The Fourier Slice Theorem. The Fourier Slice Theorem describes the relationship between an image and its views in the frequency domain. In the spatial domain, each view is found by integrating the image along rays at a particular angle. In the frequency domain, the spectrum of each view is a one-dimensional "slice" of the two-dimensional image spectrum.

РИСУНОК 25-18

Теорема Сектора Фурье. Теорема Сектора Фурье описывает отношения между изображением и его представлениями в частотном домене. В пространственном домене, каждое представление найдено, интегрируя изображение по лучам под специфическим углом. В частотном домене, спектр каждого представления - одномерный "сектор" двумерного спектра изображения.

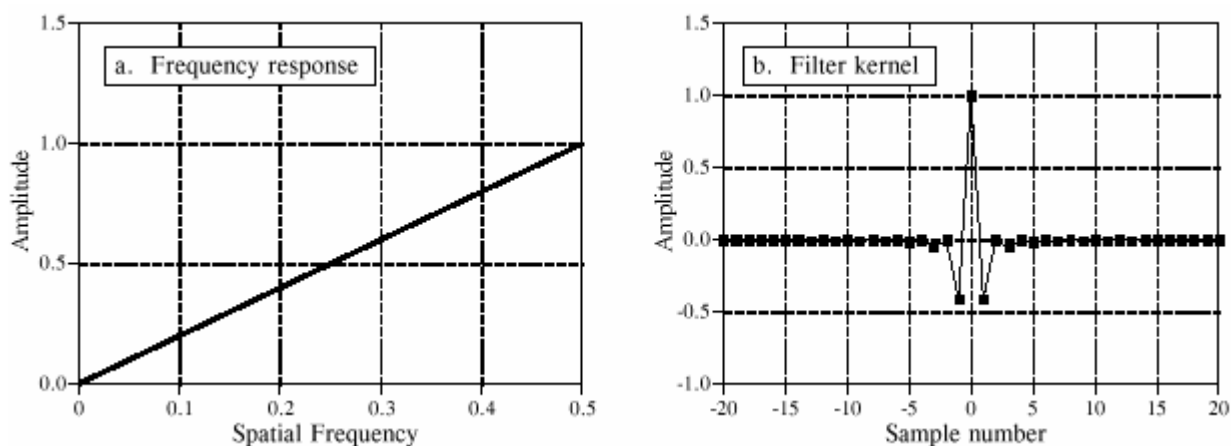


FIGURE 25-19

Backprojection filter. The frequency response of the backprojection filter is shown in (a), and the corresponding filter kernel is shown in (b). Equation 25-2 provides the values for the filter kernel.

РИСУНОК 25-19

Фильтр обратного проектирования. Частотная характеристика фильтра обратного проектирования показывается в (а), и соответствующее ядро фильтра показывается в (б). Уравнение 25-2 обеспечивает значения для ядра фильтра.

This "radial to rectangular" conversion is also the key for understanding filtered backprojection. The radial arrangement is the spectrum of the backprojected image, while the rectangular grid is the spectrum of the correct image. If we compare one small region of the radial spectrum with the corresponding region of the rectangular grid, we find that the sample values are identical. However, they have a different *sample density*. The correct spectrum has uniformly spaced points throughout, as shown by the even spacing of the rectangular grid. In comparison, the backprojected spectrum has a higher sample density near the center because of its radial arrangement. In other words, the spokes of a wheel are closer together near the hub. This issue does not affect Fourier reconstruction because the interpolation is from the *values* of the nearest neighbors, not their *density*.

Это "радиальное к прямоугольному" преобразование - также ключ для понимания фильтрованного обратного проектирования. Радиальное расположение (пространственная конфигурация) - спектр изображения обратного проектирования, в то время как прямоугольная сетка - спектр правильного изображения. Если мы сравниваем одну маленькую область радиального спектра с соответствующей областью прямоугольной сетки, мы находим, что величины выборки идентичны. Однако, они имеют различную *выборочную плотность*. Правильный спектр равномерно расположил точки повсюду, как показано четным интервалом прямоугольной сетки. Для сравнения, спектр обратного проектирования имеет более высокую выборочную плотность около центра из-за его радиального расположения. Другими словами, говорят оси колес, закрывают вместе около ступицы. Эта проблема не затрагивает реконструкцию Фурье, потому что интерполяция - от значений самых близких соседей, не их *плотность*.

The filter in filtered backprojection cancels this unequal sample density. In particular, the frequency response of the filter must be the *inverse* of the sample density. Since the backprojected spectrum has a density of $1/f$, the appropriate filter has a frequency response of $H[f] = f$. This frequency response is shown in Fig. 25-19a. The filter kernel is then found by taking the inverse Fourier transform, as shown in (b). Mathematically, the filter kernel is given by:

Фильтр в фильтрованном обратном проектировании отменяет эту неравную типовую плотность. В частности частотная характеристика фильтра должна быть инверсией выборочной плотности. Так как спектр обратного проектирования имеет плотность $1/f$, соответствующий фильтр имеет частотную характеристику $H[f] = f$. Этот частотный ответ(отклик) показывается в рис. 25-19а. Ядро фильтра тогда найдено, беря обратное преобразование Фурье, как показано в (b). Математически, ядро фильтра дается:

EQUATION 25-2

The filter kernel for filtered backprojection. Figure 25-19b shows a graph of this kernel.

УРАВНЕНИЕ 25-2

Ядро фильтра для фильтрованного обратного проектирования. Рисунок 25-19b показывает диаграмму этого ядра.

$$h[0] = 1$$

$$h[k] = 0 \quad \text{for even values of } k$$

$$h[k] = \frac{4/\pi^2}{k^2} \quad \text{for odd values of } k$$

Before leaving the topic of computed tomography, it should be mentioned that there are several similar imaging techniques in the medical field. All use extensive amounts of DSP. **Positron emission tomography (PET)** involves injecting the patient with a mildly radioactive compound that emits *positrons*. Immediately after emission, the positron annihilates with an electron, creating two gamma rays that exit the body in exactly opposite directions. Radiation detectors placed around the patient look for these back-to-back gamma rays, identifying the location of the *line* that the gamma rays traveled along. Since the point where the gamma rays were created must be somewhere along this line, a reconstruction algorithm similar to computed tomography can be used. This results in an image that looks similar to CT, except that *brightness* is related to the amount of the radioactive material present at each location. A unique advantage of PET is that the radioactive compounds can be attached to various substances used by the body in some manner, such as glucose. The reconstructed image is then related to the concentration of this biological substance. This allows the imaging of the body's *physiology* rather than simple *anatomy*. For example, images can be produced showing which portions of the human brain are involved in various mental tasks.

Перед оставлением темы компьютерной томографии, должно быть упомянуто, что в медицинской сфере имеется несколько подобных методов отображения. Все используют обширное количество ЦОС. **Позитронная эмиссионная томография (PET)** включает в себя(подразумевает) введение в пациента мягко радиоактивного состава, который испускает *позитроны*. Немедленно после испускания, позитрон аннигилирует с электроном, создавая два гамма-луча, которые выходят из тела в точно противоположных направлениях. Детекторы, помещенные вокруг пациента ищут эти противовключенные гамма-луча, идентифицируя расположение *строки(линии)* по которой гамма-луча, перемещены. Так как точка, где гамма-луча были созданы, должна быть где-нибудь по этой строке(линии), алгоритм реконструкции, подобный компьютерной томографии может использоваться. Это приводит к изображению, которое выглядит подобно КТ, за исключением того, что *яркость* связана с количеством радиоактивного материала в каждом расположении. Уникальное преимущество PET состоит в том, что радиоактивные составы могут быть приложены к различным материям, используемым телом некоторым способом, типа глюкозы. Восстановленное изображение тогда связано с концентрацией этой биологической материи. Это позволяет отображение *физиологии* тела скорее, чем простой *анатомии*. Например, изображения могут быть произведены, показывая, которые части человеческого мозга, вовлечены в различные умственные задачи.

A more direct competitor to computed tomography is **magnetic resonance imaging (MRI)**, which is now found in most major hospitals. This technique was originally developed under the (c) АВТЭКС, Санкт-Петербург, <http://www.autex.spb.ru>, e-mail: info@autex.spb.ru

name **nuclear magnetic resonance (NMR)**. The name change was for public relations when local governments protested the use of anything *nuclear* in their communities. It was often an impossible task to educate the public that the term *nuclear* simply referred to the fact that all atoms contain a *nucleus*. An MRI scan is conducted by placing the patient in the center of a powerful magnet. Radio waves in conjunction with the magnetic field cause selected nuclei in the body to resonate, resulting in the emission of secondary radio waves. These secondary radio waves are digitized and form the data set used in the MRI reconstruction algorithms. The result is a set of images that appear very similar to computed tomography. The advantages of MRI are numerous: good soft tissue discrimination, flexible slice selection, and not using potentially dangerous x-ray radiation. On the negative side, MRI is a more expensive technique than CT, and poor for imaging bones and other hard tissues. CT and MRI will be the mainstays of medical imaging for many years to come.

Более прямой конкурент к компьютерной томографии – **отображение магнитным резонансом (MRI)**, который теперь найден в большинстве главных больниц. Эта методика была первоначально разработана под названием **ядерный магнитный резонанс (ЯМР)**. Изменение названия было для связей с широкой публикой, когда местные органы власти возразили использованию чего – ни будь ядерного в их сообществах. Это было часто невозможная задача обучить публику, что термин, ядерный просто упомянутый факт, что все атомы содержат ядро. Просмотр MRI проводится, помещая пациента в центре мощного магнита. Радиоволны вместе с магнитным полем заставляют отобранные ядра в теле резонировать, приводя к испусканию вторичных радиоволн. Эти вторичные радиоволны цифровые и формируют набор данных, используемый в алгоритмах реконструкции MRI. Результат - набор изображений, которые кажутся очень похожими на компьютерную томографию. Преимущества MRI многочисленны: Хорошее выделение мягкой ткани, гибкий выбор сектора, и не использование потенциально опасной радиации рентгена. На отрицательной стороне, MRI - более дорогая методика чем КТ, и хуже для отображения костей и других жестких тканей. КТ и MRI будут оплоты медицинского отображения для многих последующих лет.