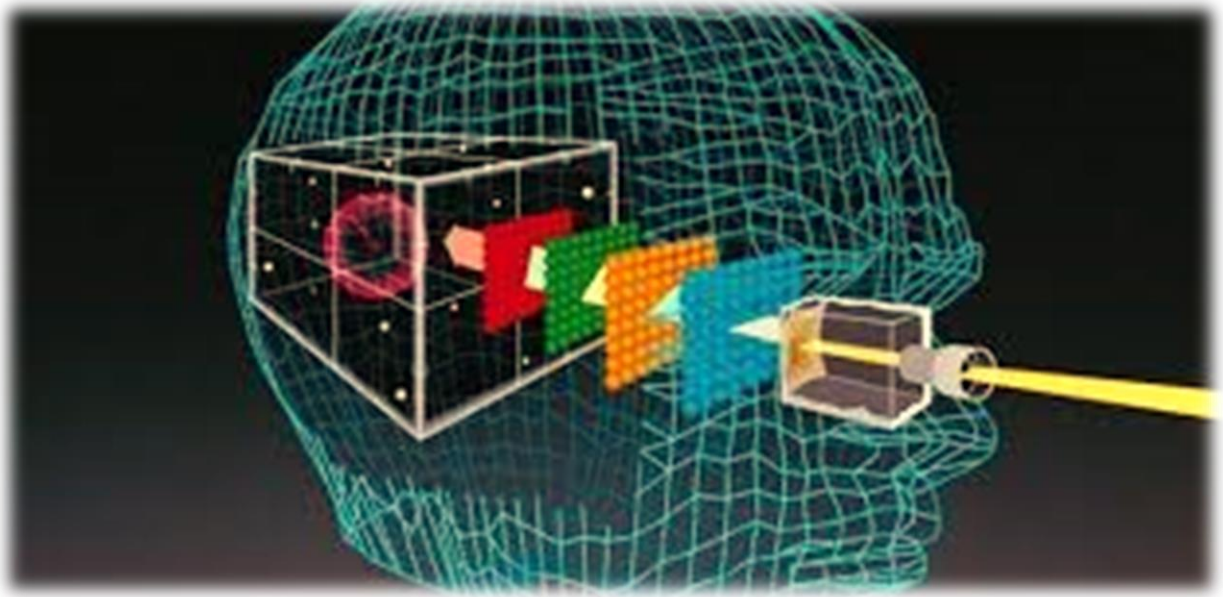


بینایی کامپیوتر

Computer Vision

میلاد سلطانی

فصل هفتم

- باز نمونه گیری
  - اهداف، روش ها، کاربردها و چالش ها
- کاهش نمونه برداری
  - روش ها و مراحل انجام
  - Aliasing و اثر چرخ واگن
- هرم گاوسین و هرم لاپلاسین
- افزایش نمونه برداری

باز نمونه گیری
Resampling

باز نمونه گیری (Resampling)

- در بینایی ماشین به فرآیندی گفته می‌شود که طی آن وضوح، اندازه یا نرخ نمونه برداری یک تصویر یا ویدئو برای تطبیق با نیازهای خاص تحلیل، پردازش یا نمایش تغییر می‌کند.

- این کار معمولاً به عنوان یک گام پیش پردازش در وظایف بینایی کامپیوتر انجام می‌شود و شامل ایجاد نسخه‌ای جدید از تصویر با استفاده از میان یابی یا برون یابی مقادیر پیکسل‌ها است.

اهداف باز نمونه گیری در بینایی ماشین

- تطبیق تصاویر با وضوح یا مقیاس یکسان برای پردازش سازگار.
- کاهش وضوح تصویر برای صرفه جویی در منابع محاسباتی.
- آماده‌سازی تصاویر برای الگوریتم‌هایی که به ابعاد خاصی نیاز دارند.
- هم تراز کردن مقیاس چندین تصویر برای وظایفی مانند ترکیب تصاویر یا ثبت تصویر (Image Registration)

روش های رایج باز نمونه گیری

- میان‌یابی نزدیک‌ترین همسایه (Nearest Neighbor Interpolation)
- میان‌یابی دو بخشی (Bilinear Interpolation)
- میان‌یابی سه بخشی (Bicubic Interpolation)
- بازنمونه‌گیری لانچزوس (Lanczos Resampling)
- بازنمونه‌گیری گوسی (Gaussian Resampling)

کاربردهای باز نمونه گیری

- تشخیص و شناسایی اشیا
  - تطبیق تصاویر ورودی با الزامات اندازه شبکه‌های عصبی.
- ثبت تصویر (Image Registration)
  - هم تراز کردن تصاویر از منابع یا دیدگاه‌های مختلف.
- واقعیت افزوده (AR)
  - بازنمونه‌گیری تصاویر برای تطبیق با نمایش‌های مجازی یا همپوشانی اشیای مجازی.
- بازسازی سه‌بعدی
  - بازنمونه‌گیری نقشه‌های عمق یا ابرهای نقطه‌ای برای تطبیق وضوح.
- فشرده‌سازی تصویر
  - کاهش نمونه برداری تصاویر برای کاهش نیازهای ذخیره سازی یا انتقال.
- بزرگنمایی وضوح (Super-Resolution)
  - افزایش وضوح تصاویر کم کیفیت برای بهبود کیفیت.

چالش های باز نمونه گیری

از دست رفتن جزئیات

کاهش نمونه برداری ممکن است منجر به از دست رفتن جزئیات یا بافت‌ها شود.

اعوجاج (Aliasing)

بازنمونه‌گیری نادرست از جزئیات با فرکانس بالا می‌تواند باعث ایجاد آرتیفکت هایی مانند الگوهای موآر شود.

هزینه محاسباتی

روش‌های با کیفیت بالا (مانند سه بخشی یا لانچزوس) به محاسبات بیشتری نیاز دارند.

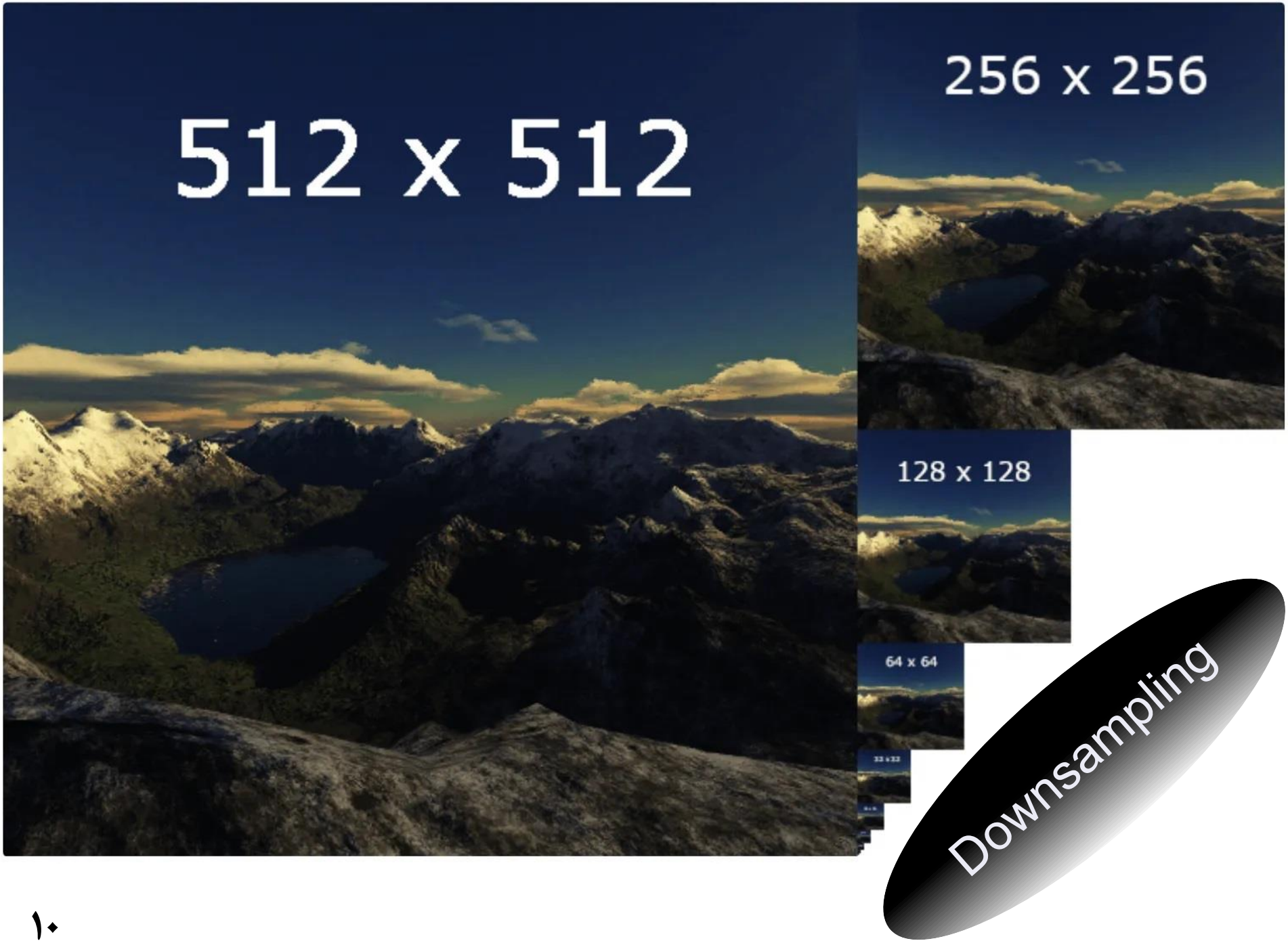
راهکارهای باز نمونه گیری

- **انتخاب روش مناسب**
  - روش بازنمونه‌گیری را بر اساس کیفیت مورد نیاز و محدودیت‌های محاسباتی انتخاب کنید.
- **اعمال پیش پردازش**
  - از فیلتر کردن (مانند بلور گوسی) قبل از کاهش نمونه برداری برای کاهش آرتیفکت‌ها استفاده کنید.
- **حفظ نسبت ابعاد**
  - اطمینان حاصل کنید که نسبت ابعاد اصلی تصویر حفظ می‌شود مگر در مواردی که تحریف مجاز باشد.
- **ترکیب با نرمال سازی**
  - پس از بازنمونه‌گیری، مقادیر پیکسل را نرمال کنید تا از اثرات ناخواسته در طول تحلیل جلوگیری شود.

انواع باز نمونه گیری

- **کاهش نمونه برداری (Downsampling)**
  - کاهش وضوح تصویر با کاهش تعداد پیکسل‌ها، معمولاً برای کاهش منابع محاسباتی یا تطبیق با اندازه خاص.

- **افزایش نمونه برداری (Upsampling)**
  - افزایش وضوح تصویر با افزودن پیکسل‌ها، معمولاً برای بهبود نمایش یا تطبیق با نیاز ورودی.


512 x 512
256 x 256
128 x 128
64 x 64
Downsampling

کاهش نمونه برداری (Downsampling)

- در بینایی ماشین به معنای کاهش وضوح یا ابعاد یک تصویر با کاهش تعداد پیکسل‌ها است.

- این فرآیند معمولاً برای کاهش پیچیدگی محاسباتی، تنظیم اندازه تصویر برای الگوریتم‌های خاص یا تطبیق با محدودیت‌های سخت‌افزاری و ذخیره سازی استفاده می‌شود.

- چندین روش برای انجام کاهش نمونه برداری وجود دارد که هر کدام از نظر پیچیدگی و کیفیت نتایج، متفاوت هستند.

روش های کاهش نمونه برداری(۱)

- **میان‌یابی نزدیک‌ترین همسایه (Nearest Neighbor Interpolation)**
  - مقدار پیکسل نزدیکتر به مکان پیکسل هدف به پیکسل کاهش یافته داده می‌شود.
  - سریع و کم هزینه از نظر محاسباتی.
  - تولید تصاویر بلوکی و پیکسلی همراه با اثرات اعوجاج
- **میان‌یابی دو بخشی (Bilinear Interpolation)**
  - میانگین مقادیر چهار پیکسل همسایه نزدیک برای محاسبه مقدار هر پیکسل کاهش یافته استفاده می‌شود.
  - تصاویر نرم‌تری نسبت به روش نزدیک‌ترین همسایه ایجاد می‌کند.
  - می‌تواند باعث محو شدن جزئیات ظریف شود.

روش های کاهش نمونه برداری(۲)

- **میان‌یابی سه بخشی (Bicubic Interpolation)**
  - از میانگین وزنی ۱۶ پیکسل همسایه با استفاده از چند جمله‌ای های مکعبی برای میان‌یابی بهره می‌برد.
  - نتایج با کیفیت تر و انتقالات نرم‌تر ارائه می‌دهد.
  - از نظر محاسباتی پیچیده‌تر است.

- **حذف پیکسل (Decimation)**
  - پیکسل‌ها با فواصل منظم حذف می‌شوند و هیچ میان‌یابی یا میانگینی انجام نمی‌شود.
  - ساده و سریع.
  - مستعد ایجاد اعوجاج و از دست دادن جزئیات.

روش های کاهش نمونه برداری(۳)

- **فیلتر میانگین یا جعبه‌ای (Box Filtering)**
  - تصویر به بلوک‌هایی با اندازه مساوی تقسیم می‌شود و هر بلوک با مقدار میانگین پیکسل‌های خود جایگزین می‌شود.
  - برای کاهش یکنواخت وضوح مؤثر و ساده است.
  - ممکن است جزئیات دقیق تصویر را محو کند.

- **کاهش نمونه برداری مبتنی بر تبدیل فوریه (Fourier-Based Downsampling)**
  - تصویر به حوزه فرکانس تبدیل شده، اجزای فرکانس بالا حذف می‌شوند و سپس وضوح کاهش می‌یابد.
  - کیفیت تصویر را با حذف آرتیفکت‌های اعوجاج حفظ می‌کند.
  - پیچیده و کمتر شهودی است.

روش های کاهش نمونه برداری(۴)

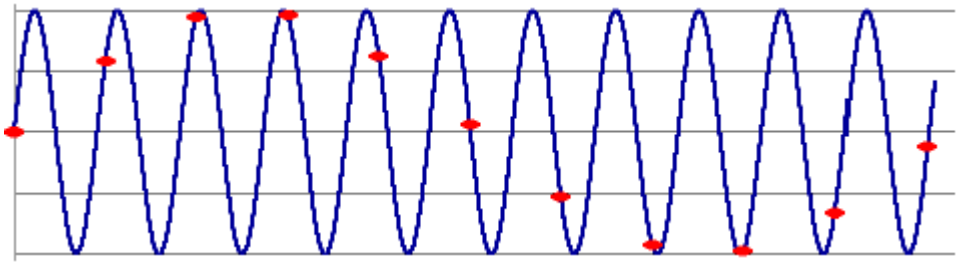
- **تبدیل موجک (Wavelet Transform)**
  - تصویر به باندهای فرکانسی متعدد تجزیه می‌شود و فقط اجزای فرکانس پایین برای کاهش نمونه برداری نگه داشته می‌شوند.
  - در حفظ ویژگی‌های کلیدی هنگام کاهش اندازه تصویر مؤثر است.
  - پیچیده و نیازمند منابع محاسباتی زیاد.

مراحل انجام کاهش نمونه برداری

- **پیش پردازش (اختیاری اما توصیه شده)**
  - از فیلترهایی مانند هرم گوسی برای کاهش اجزای فرکانس بالا و جلوگیری از آرتیفکت‌ها استفاده کنید.
- **عملیات تغییر اندازه**
  - با استفاده از یکی از روش‌های ذکر شده، تعداد پیکسل‌ها کاهش داده شود و اطلاعات ضروری تصویر حفظ شود.
- **نرمال‌سازی (اختیاری)**
  - پس از کاهش نمونه برداری، مقادیر پیکسل را برای حفظ سازگاری بین تصاویر تنظیم کنید.

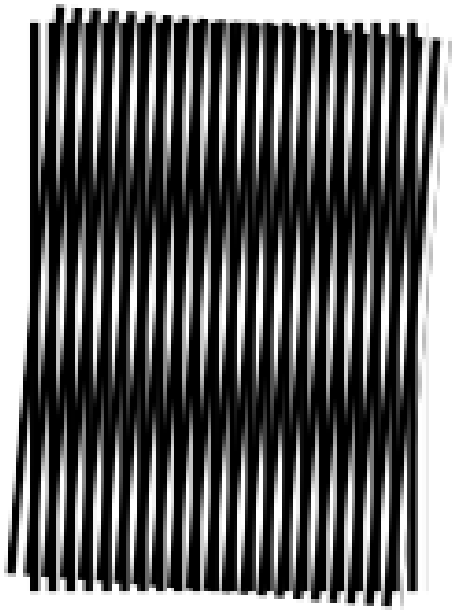
Aliasing

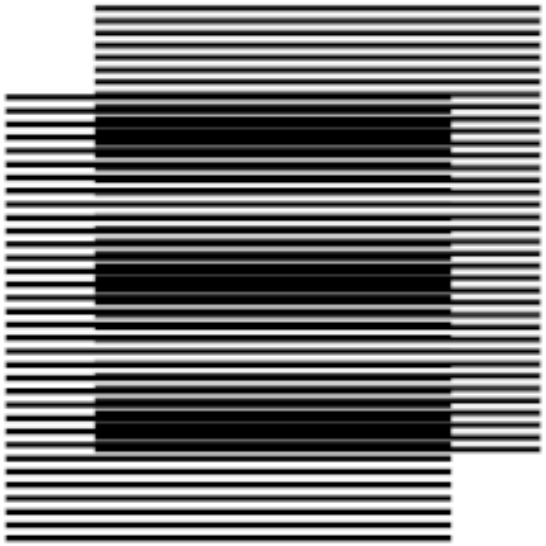
- زمانی رخ می‌دهد که فرکانس نمونه برداری (Sampling Frequency) در پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر کافی نباشد تا جزئیات دقیق یک تصویر را ثبت کند.

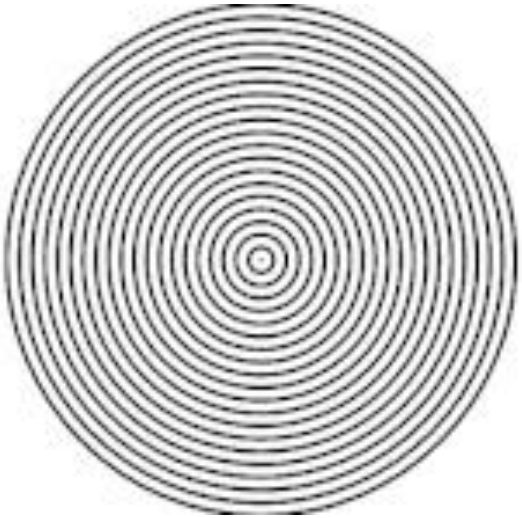


- سیگنال‌های تصویری دیجیتال به درستی نمایش داده نمی‌شوند و باعث بروز یک اثر مصنوعی ناخواسته، اعوجاج یا تغییرات نامطلوب در تصویر نهایی شده که سبب افت کیفیت تصویر می شود.
  - ایجاد الگوهای موآر (Moire Patterns)
  - ایجاد لبه‌های دندانه‌دار (Jagged Edges)

الگوهای موآره (Moire Patterns)

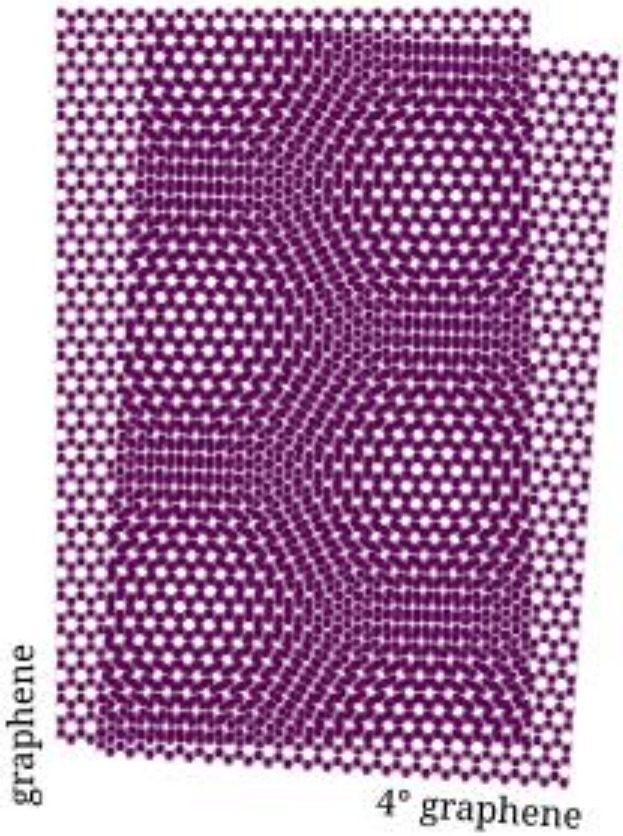


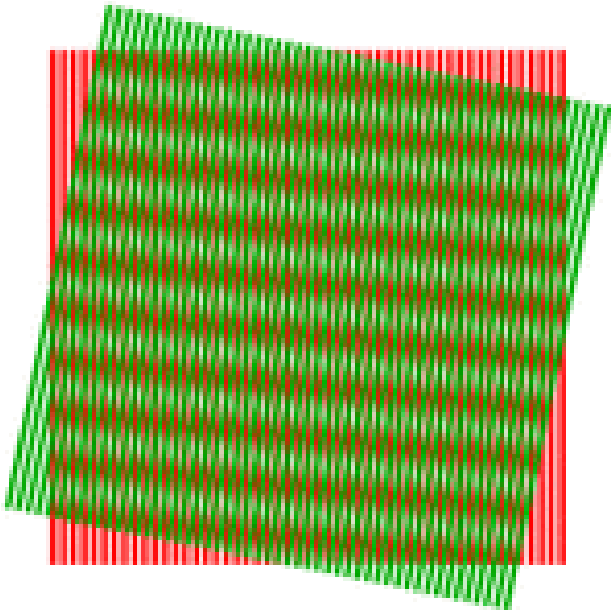


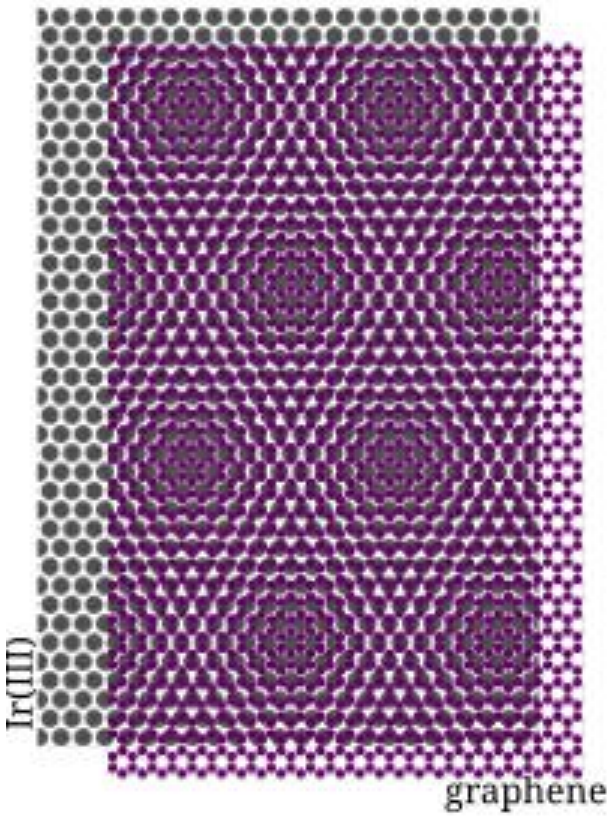


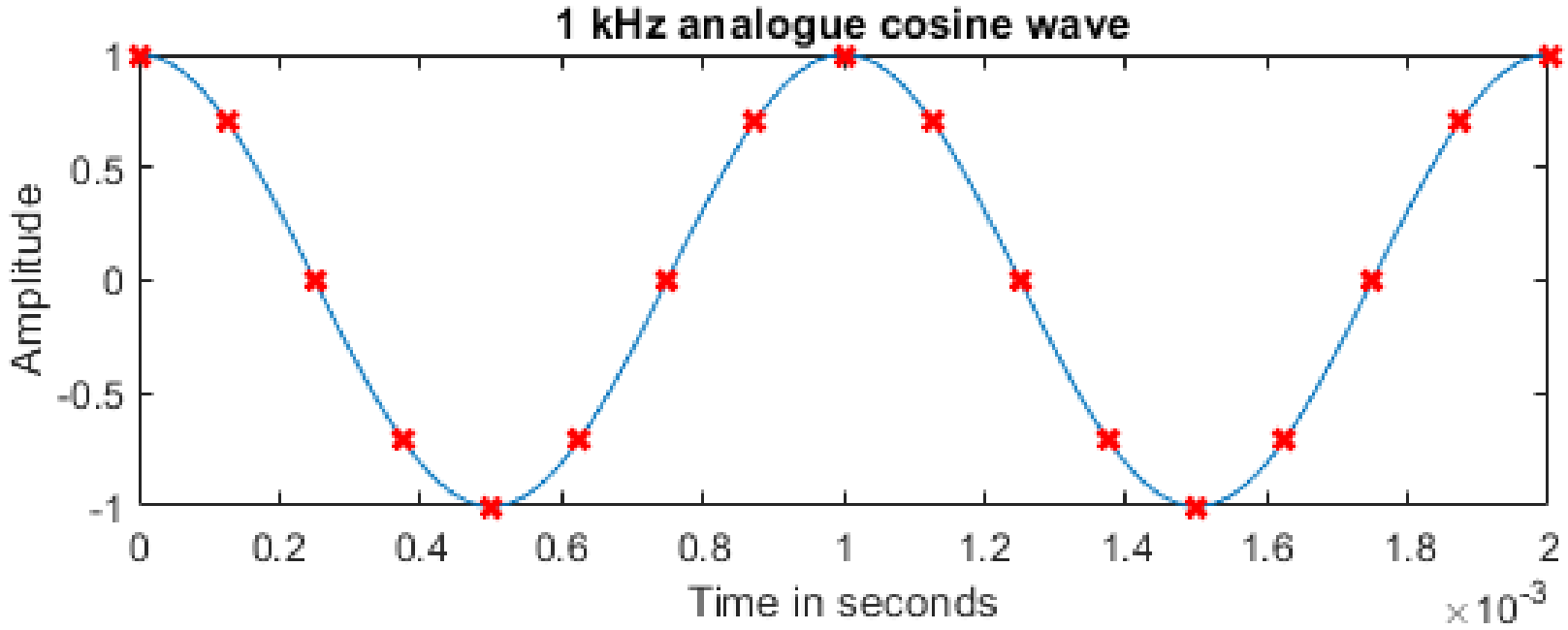
الگوهای موآره (Moire Patterns) در ویدئو

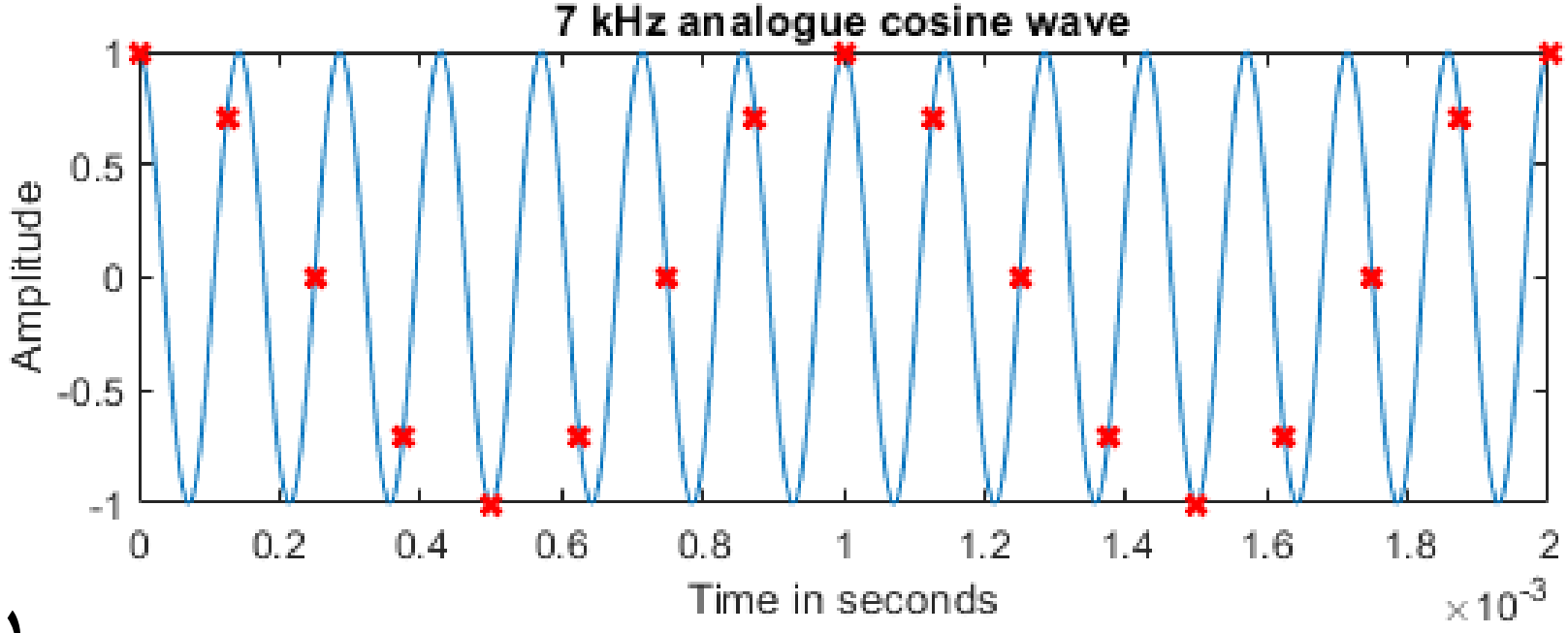
الگوهای موآره (Moire Patterns)








1 kHz analogue cosine wave
Amplitude
Time in seconds
×10^-3

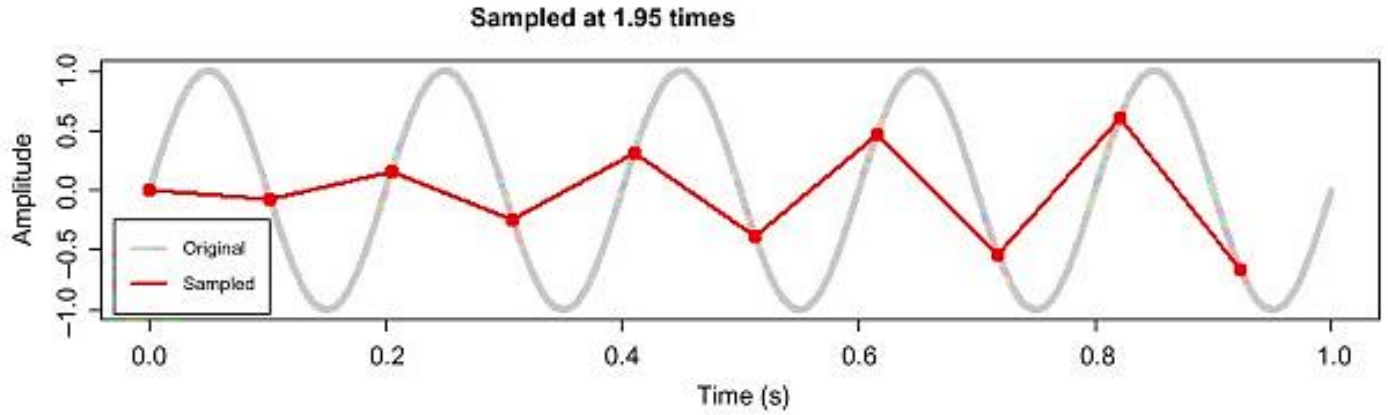

7 kHz analogue cosine wave
Amplitude
Time in seconds
×10^-3

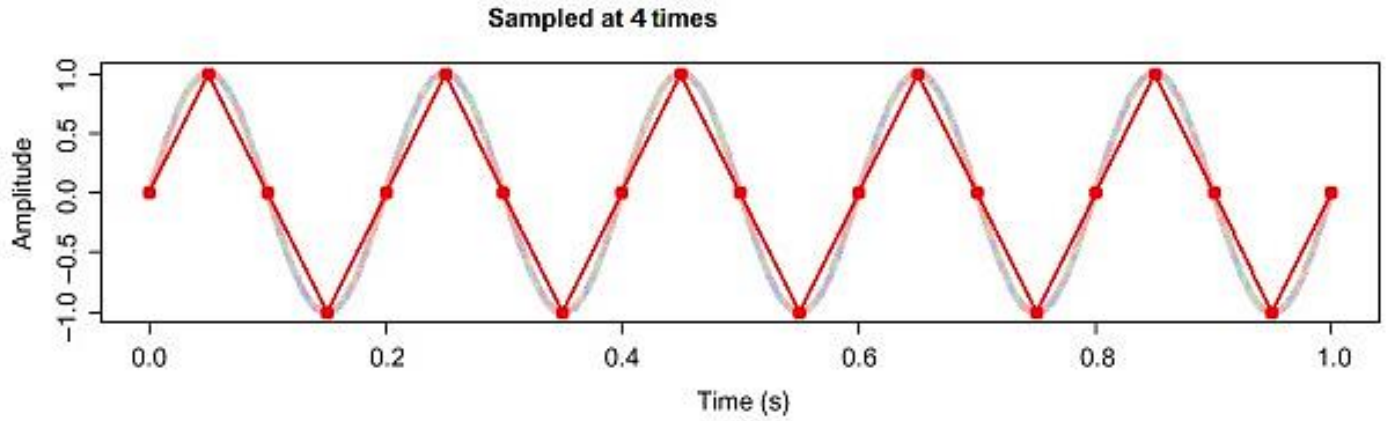
نرخ نایکوئیست (Nyquist Rate)

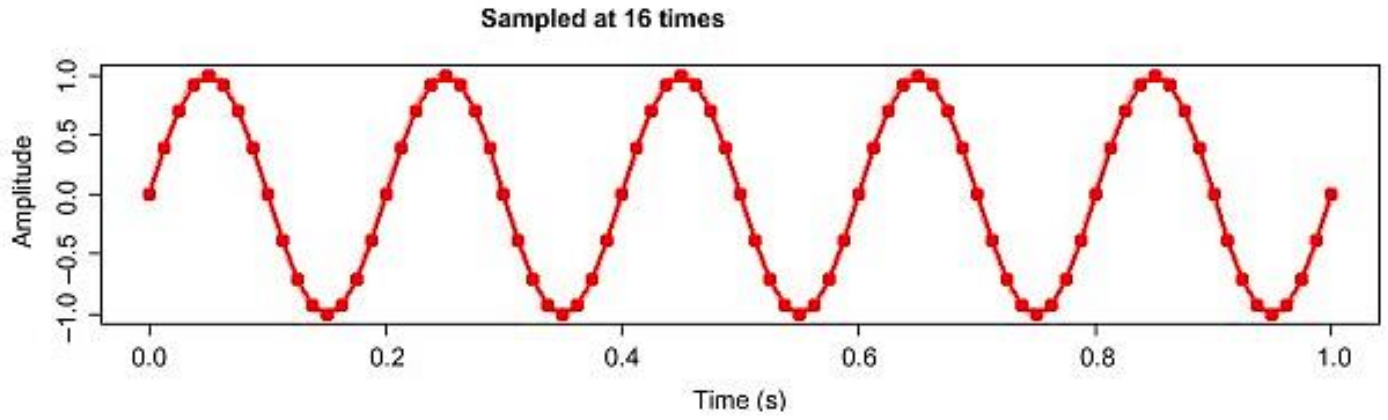
- به حداقل نرخ نمونه برداری اشاره دارد که برای بازسازی دقیق یک سیگنال پیوسته (آنالوگ) از نمونه‌های گسسته (دیجیتال) لازم است. این نرخ f_s برابر است با دو برابر فرکانس بالاترین مؤلفه سیگنال f_{max} (باند فرکانسی)

$$f_s = 2 \times f_{max}$$

- در حالتی که سیگنال ورودی با نرخ نمونه برداری کمتر از نرخ نایکوئیست نمونه برداری شود، فرکانس‌های بالاتر از نصف نرخ نمونه برداری به صورت فرکانس‌های پایین‌تر ظاهر شده و باعث تداخل فرکانسی و اعوجاج سیگنال بازسازی شده می‌شوند.


Sampled at 1.95 times
Amplitude
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
Original
Sampled
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Time (s)


Sampled at 4 times
Amplitude
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Time (s)


Sampled at 16 times
Amplitude
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
Time (s)

اهمیت نرخ نایکوئیست در پردازش سیگنال دیجیتال

- رعایت نرخ نایکوئیست در موارد زیر بسیار حیاتی است:
  - **ضبط صدا و تصویر**
  - **مخابرات دیجیتال**
  - **پردازش سیگنال‌های پزشکی مانند EEG و ECG**

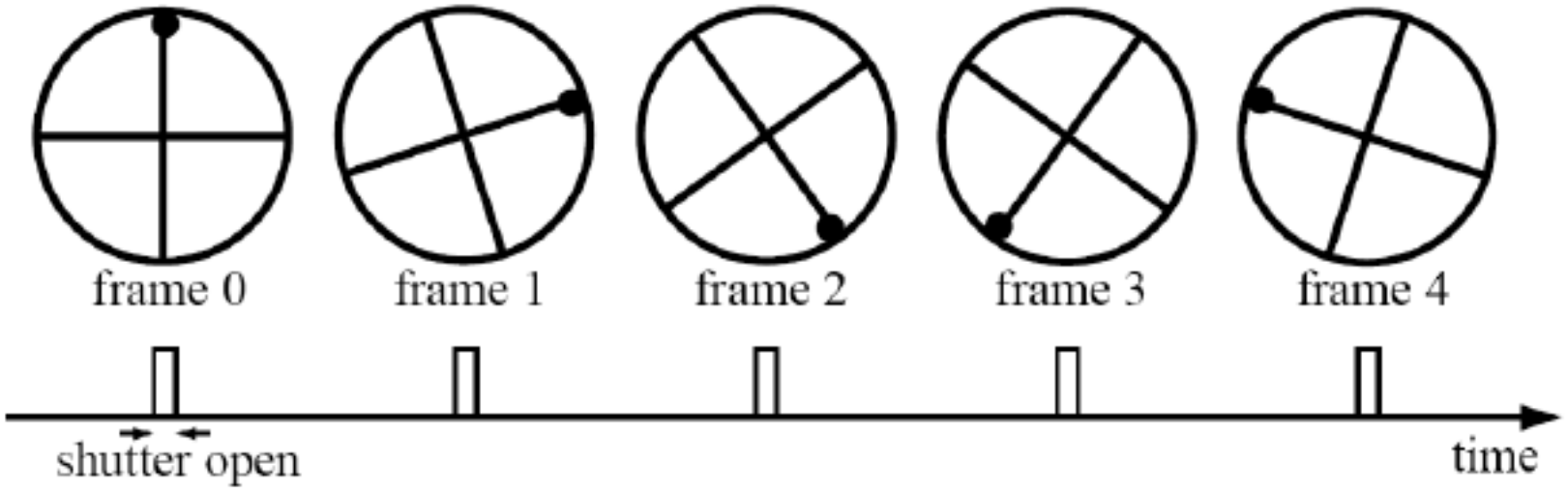
مثال نمونه برداری

- فرض کنید سیگنالی با فرکانس حداکثر 5 KHz دارید. برای نمونه برداری صحیح و بازسازی بدون Aliasing حداقل نرخ نمونه برداری باید $5\times2=10$ KHz باشد.

- اگر با نرخ کمتر از 10 KHz (مثلاً 8 KHz) نمونه برداری شود، مؤلفه‌های بالای 4 KHz بعنوان مؤلفه‌های پایین‌تر تفسیر شده و Aliasing رخ می‌دهد.

اثر چرخ واگن (Wagon-wheel effect)

- زمانی رخ می‌دهد که چرخشی پیوسته و در یک جهت (مثلاً ساعت‌گرد) در ویدیو یا تصاویر متحرک، به صورت چرخش معکوس (پاد ساعت‌گرد) یا حتی متوقف شده دیده شود. این پدیده به دلیل **نرخ نمونه برداری محدود** دوربین رخ می‌دهد که باعث ایجاد **Aliasing زمانی** می‌شود.



مکانیزم ایجاد اثر چرخ واگن

- به دلیل ارتباط بین نرخ فریم دوربین و سرعت زاویه‌ای چرخ رخ می‌دهد:
  - دوربین تصاویر پیوسته را در بازه های زمانی گسسته (نرخ فریم) ثبت می‌کند.
  - اگر نرخ نمونه برداری (نرخ فریم دوربین) برای ثبت حرکت چرخ مناسب نباشد، اطلاعات فرکانسی حرکت واقعی چرخ دچار تداخل می‌شود.
  - سبب شده حرکت چرخ به صورت آهسته‌تر، متوقف یا معکوس مشاهده شود.

- **Aliasing زمانی**: اگر نرخ فریم دوربین کمتر از دو برابر فرکانس زاویه‌ای چرخ باشد، باز نمونه برداری (Resampling) به اشتباه انجام شده و جهت حرکت چرخ معکوس یا غیر واقعی دیده می‌شود.
  - مشابه Aliasing در سیگنال‌های صوتی یا الکتریکی است، اما به جای دامنه و فرکانس، در حرکت زاویه‌ای و نرخ فریم رخ می‌دهد.

تحلیل فرکانسی اثر چرخ واگن

- اثر چرخ واگن می‌تواند با تحلیل فرکانسی توصیف شود. فرکانس زاویه‌ای واقعی (ω_{real}) با فرکانس مشاهده شده (ω_{obs}) رابطه زیر را دارد:

$$\omega_{obs} = \omega_{real} - n \cdot f_s$$

- ω_{obs} = فرکانس مشاهده شده (چرخش ظاهری).
- ω_{real} = فرکانس واقعی چرخش.
- f_s = نرخ نمونه برداری (نرخ فریم دوربین).
- n = عدد صحیح که تعیین کننده چند برابر نرخ نمونه برداری است.

مثال اثر چرخ واگن

- یک چرخ دوچرخه با ۶ پره در حال چرخش است. قطر چرخ ۱ متر و سرعت چرخش آن N=2 دور بر ثانیه است. دوربین با نرخ فریم f=24 fps تصاویر را ثبت می‌کند.
  - سرعت زاویه‌ای چرخ

$$\omega = 2\pi N = 2\pi \times 2 = 4\pi \ rad/s$$

  - زاویه جابجایی بین هر فریم

$$\Delta t = \frac{1}{f} = \frac{1}{24} \approx 0.0417 \ s$$

$$\Delta\theta = \omega \times \Delta t = 4\pi \times 0.0417 \approx 0.5236 \ rad \approx 30^o$$

  - فاصله زاویه‌ای بین دو پره چرخ:

$$\theta_{\text{پره}} = \frac{2\pi}{6} = \frac{\pi}{3} \approx 1.047 \ rad \approx 60^o$$

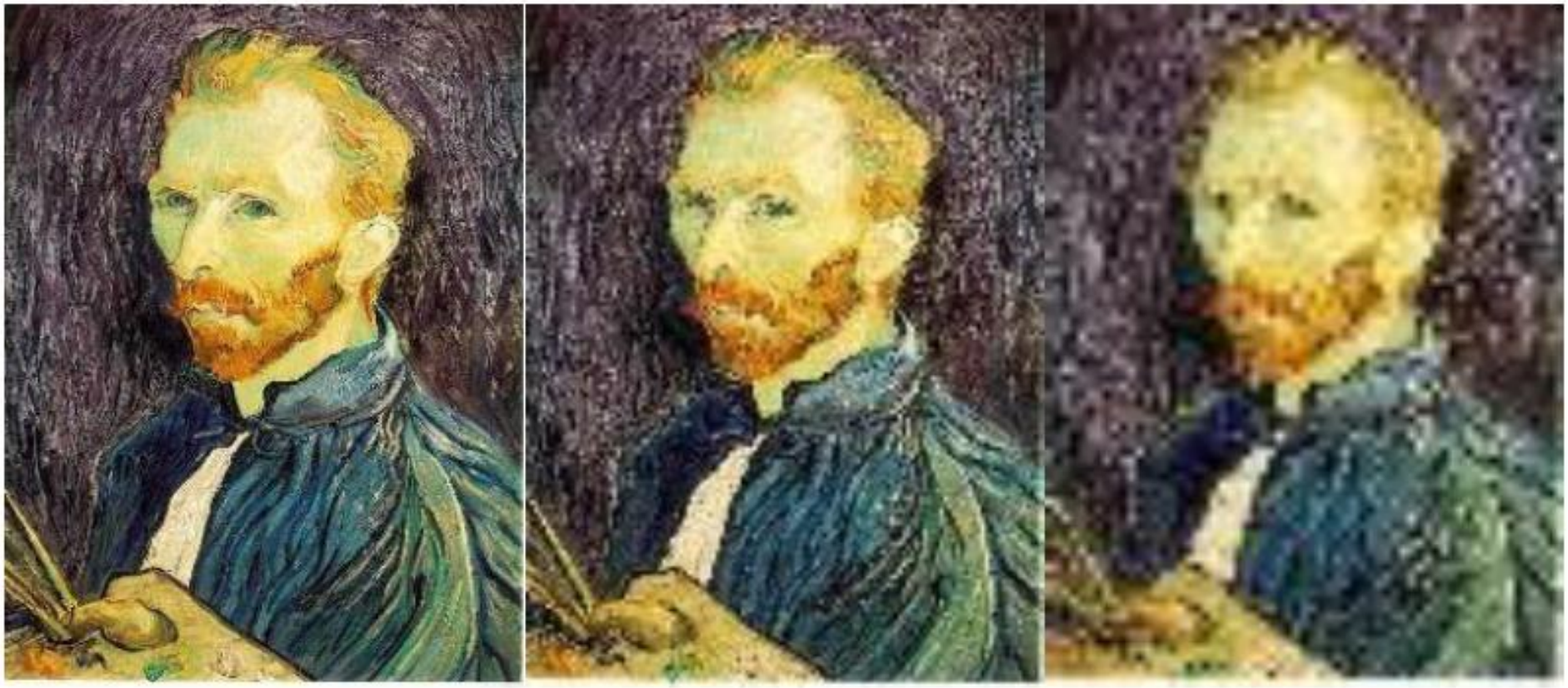
  - تحلیل اثر چرخ واگن
    - زاویه جابجایی بین فریم ها (۳۰ درجه) نصف فاصله زاویه بین دو پره (۶۰ درجه) است، چرخ در هر فریم فقط نصف مسیر تا پره بعدی را طی کرده است.
    - در حالت واقعی، چرخ با سرعت ۲ دور بر ثانیه در حال حرکت است. اما انگار با سرعت ۱ دور بر ثانیه (معکوس) در حال چرخش است.

تکنیک‌های کاهش Aliasing

- **(Anti-Aliasing)**: این تکنیک ها به منظور صاف‌تر کردن لبه‌ها و کاهش اثرات دندانه‌دار استفاده می‌شوند.
  - روش نمونه برداری چندگانه Multi-Sample Anti-Aliasing (MSAA) است که چندین نمونه از هر پیکسل گرفته می‌شود و میانگین آنها محاسبه می‌گردد.
- **فیلترگذاری پایین گذر (Low-Pass Filtering)**: با کاهش فرکانس های بالای تصویر، جزئیات ریز و نویزهایی که ممکن است باعث Aliasing شوند را حذف می‌کند مانند فیلتر گاوسین.
- **افزایش وضوح تصویر (Super-Sampling)**: تصویر با وضوح بالاتر از نیاز نهایی رِندِر شده و سپس به وضوح پایین‌تر تبدیل می‌شود، که این فرآیند باعث صاف‌تر شدن لبه‌ها می‌گردد.

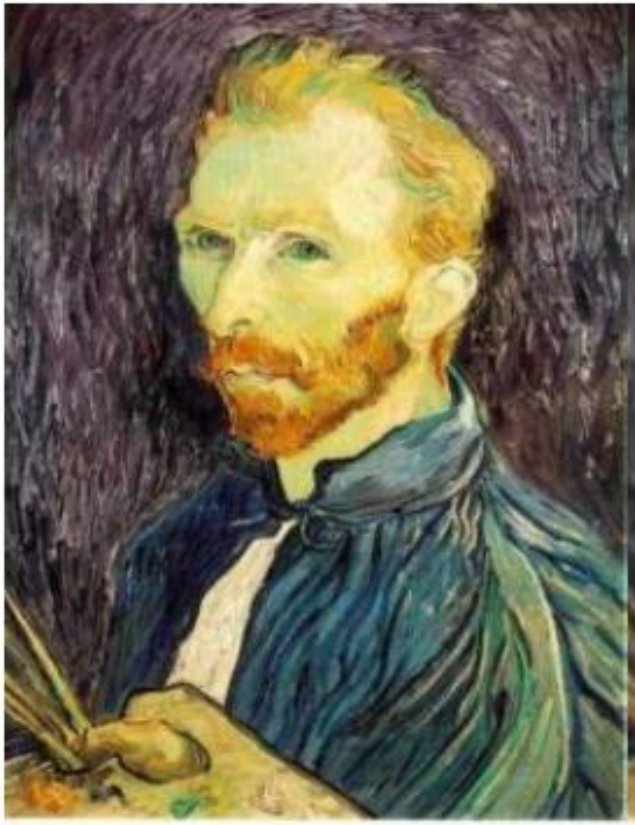
کاهش نمونه برداری با پیش پردازش فیلتر گاوسین

کاهش نمونه برداری بدون پیش پردازش جهت کاهش Aliasing



1/2 1/4 (2x zoom) 1/8 (4x zoom)

کاهش نمونه برداری با فیلتر گاوسین جهت کاهش Aliasing



Gaussian 1/2

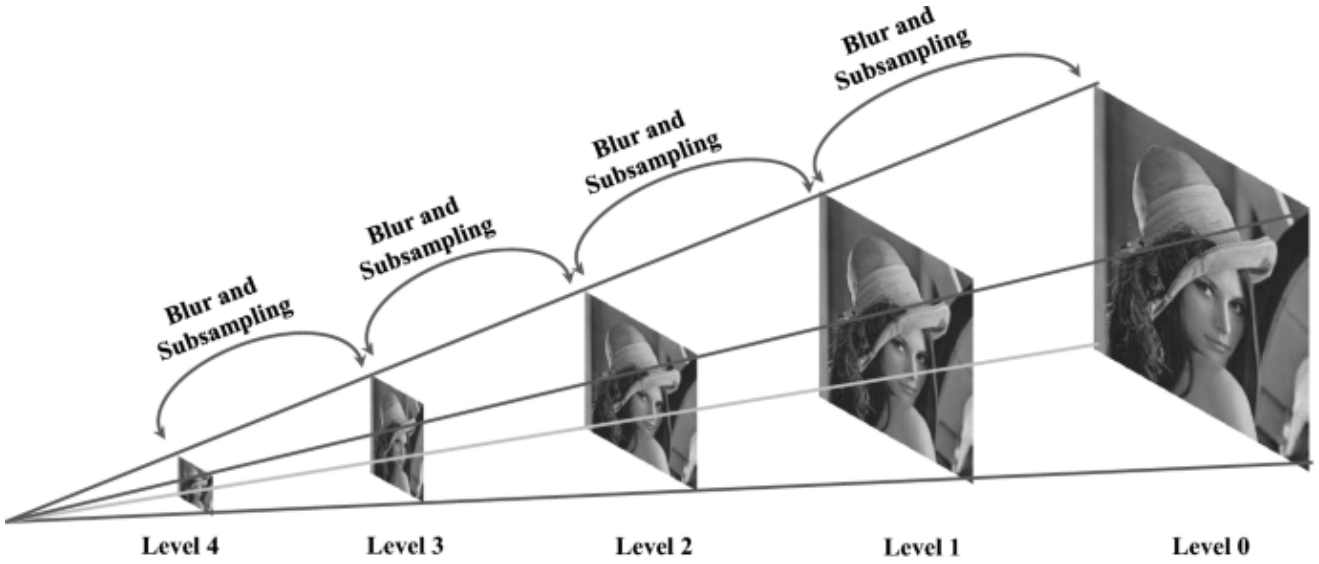
G 1/4

G 1/8

هرم گاوسین (Gaussian Pyramid)

- یک ساختار چند مقیاسی است که در بینایی ماشین و پردازش تصویر برای تجزیه و تحلیل تصاویر در سطوح مختلف جزئیات استفاده می‌شود.

- این هرم با استفاده از فیلتر گاوسین برای کاهش ابعاد و محو کردن (blur) تصاویر ساخته می‌شود.

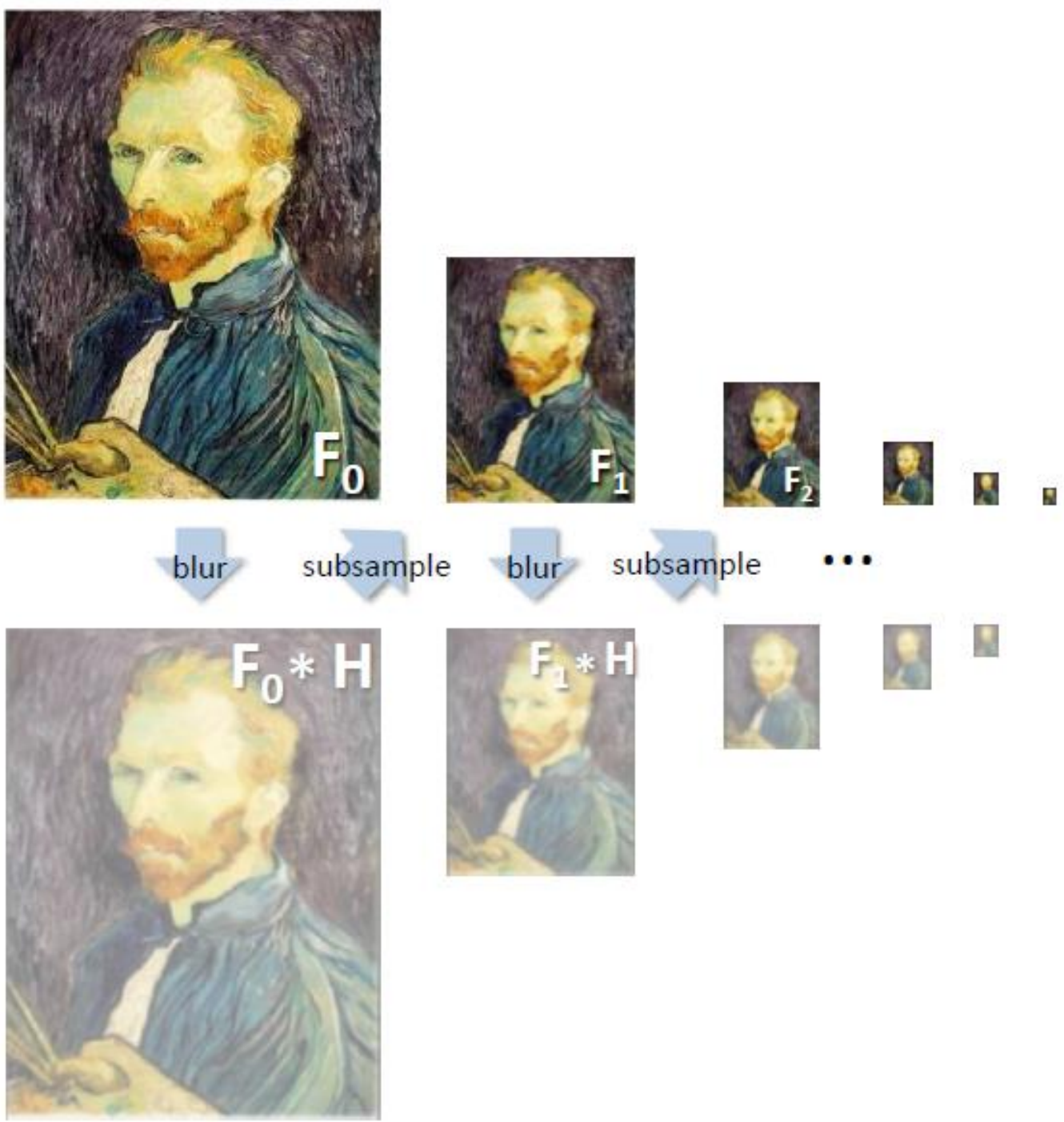


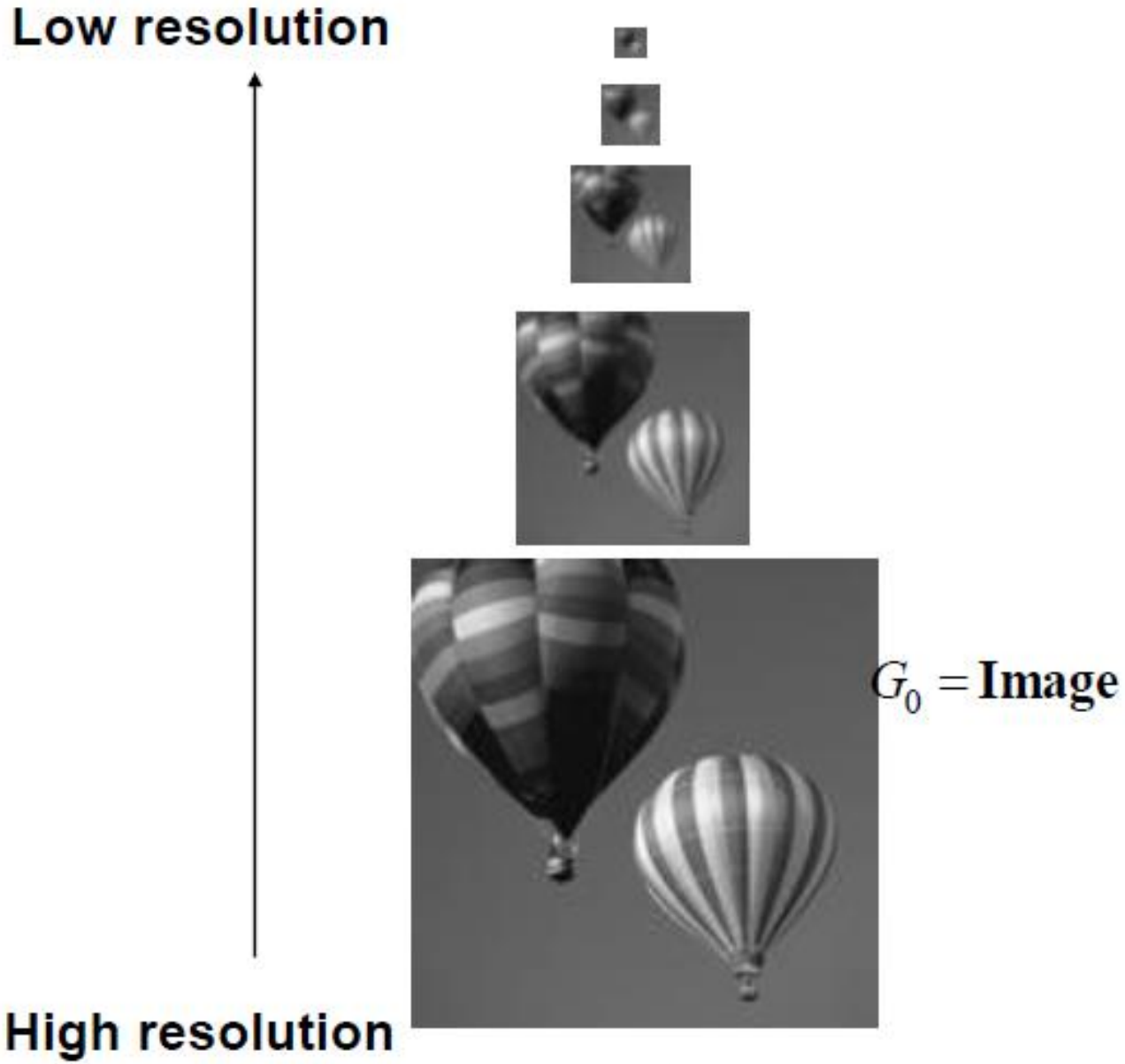
هرم گاوسین (Gaussian Pyramid)

- مراحل ساخت هرم گاوسین:
  - **فیلتر گاوسین**: تصویر را نرم‌تر کرده و فرکانس‌های بالای آن حذف می شود.
  - **کاهش ابعاد (Downsampling)**: ابعاد تصویر نصف شده تا اندازه کاهش یابد.
  - **تکرار مراحل**: مراحل فوق تکرار شده تا هرم گاوسین با چندین سطح ایجاد شود.
- کاربردهای هرم گاوسین:
  - **تشخیص لبه‌ها**
  - **فشرده‌سازی تصویر**
  - **بازسازی تصویر**
  - **پیش پردازش تصاویر**
  - **شناسایی الگوها**

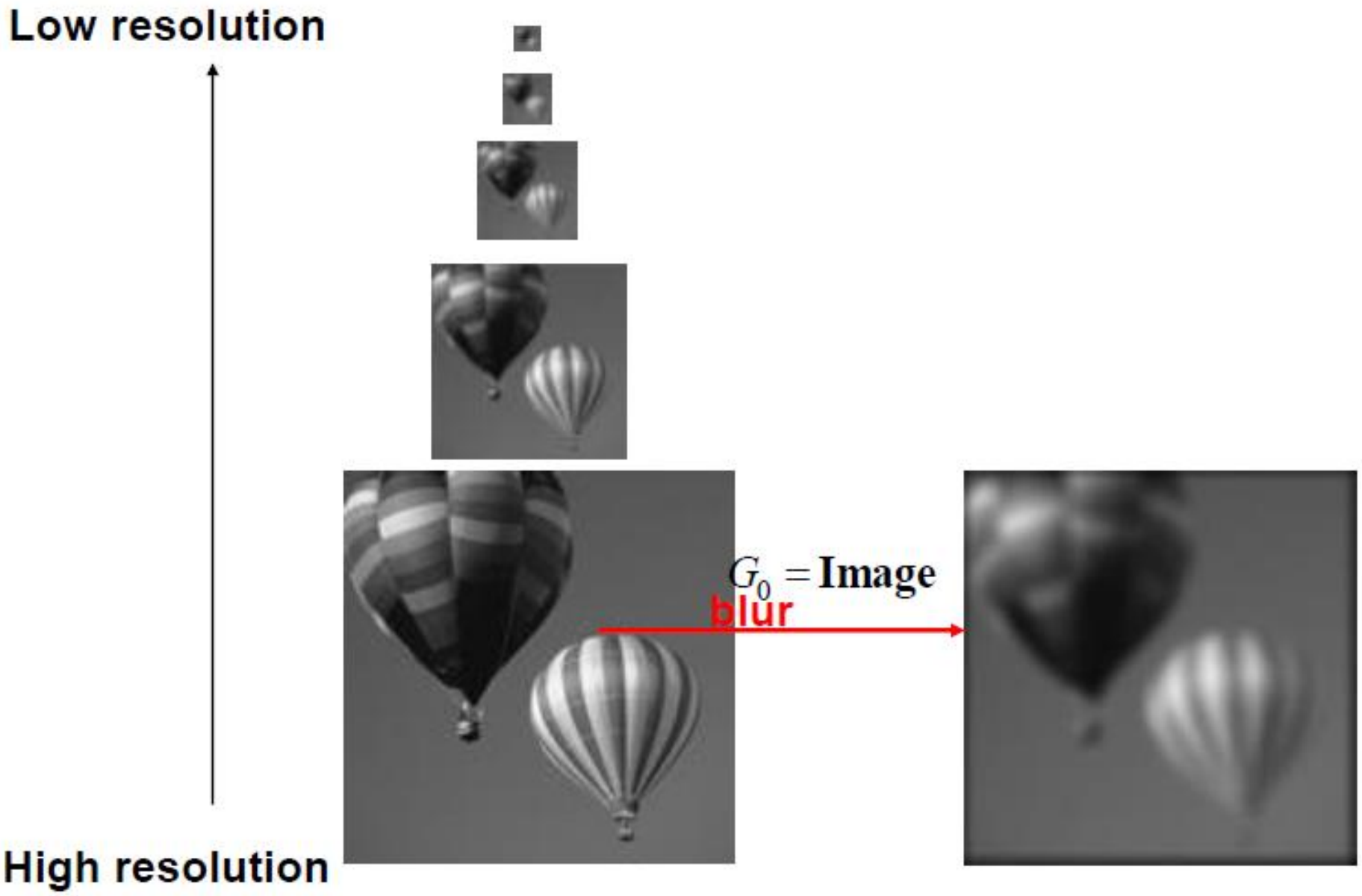
هرم گاوسین

Gaussian Pyramid

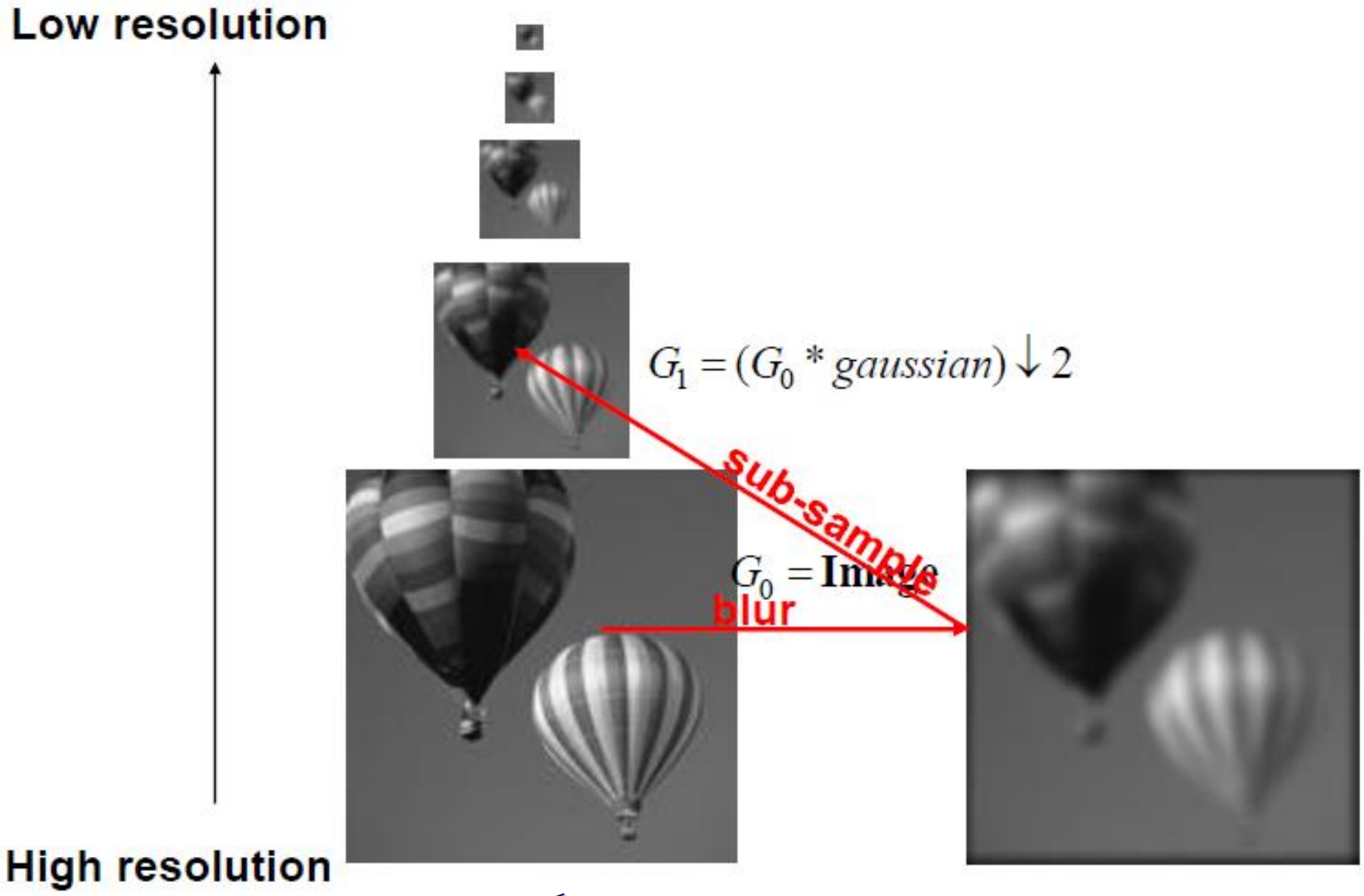




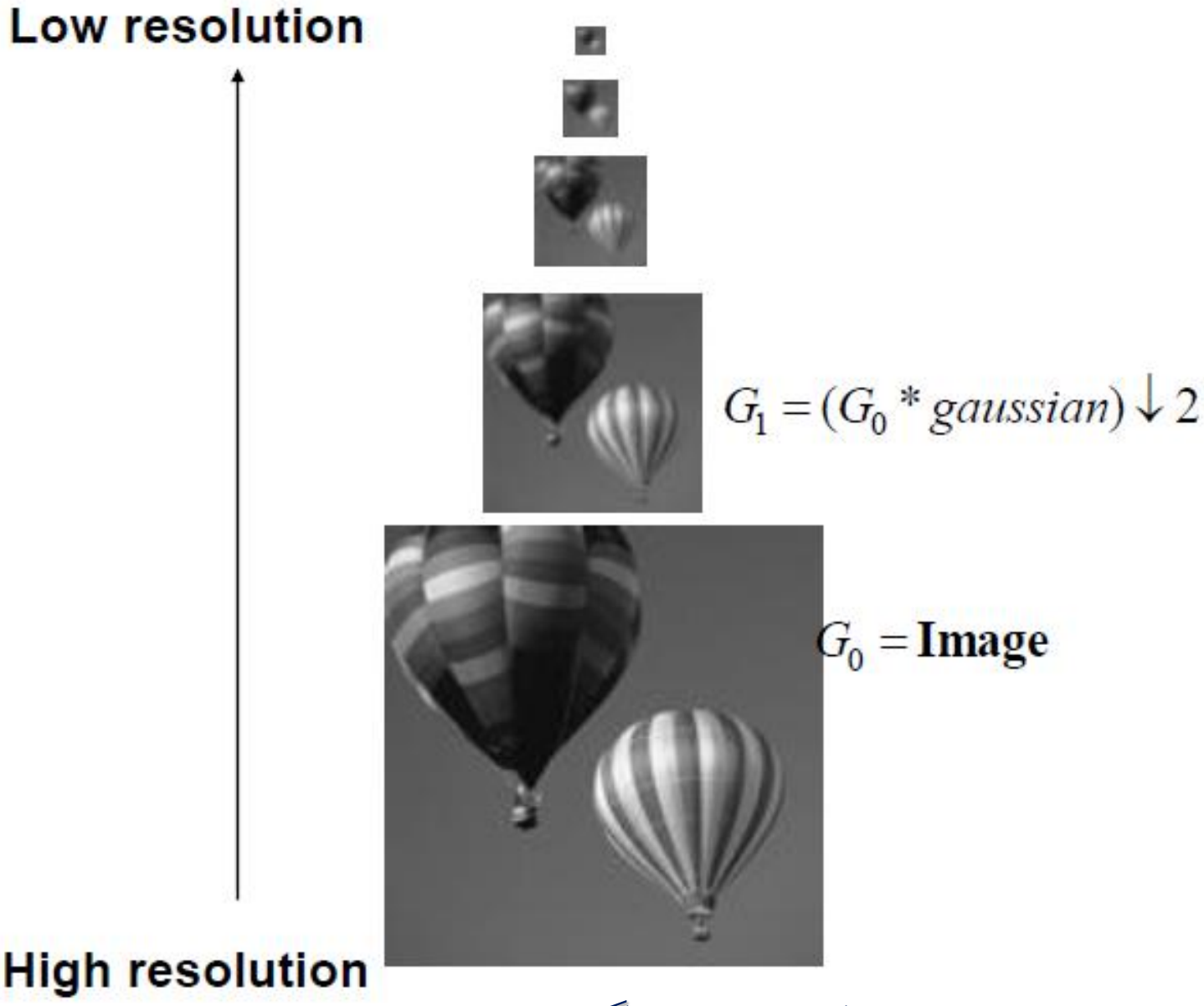
مراحل تشکیل هرم گاوسین



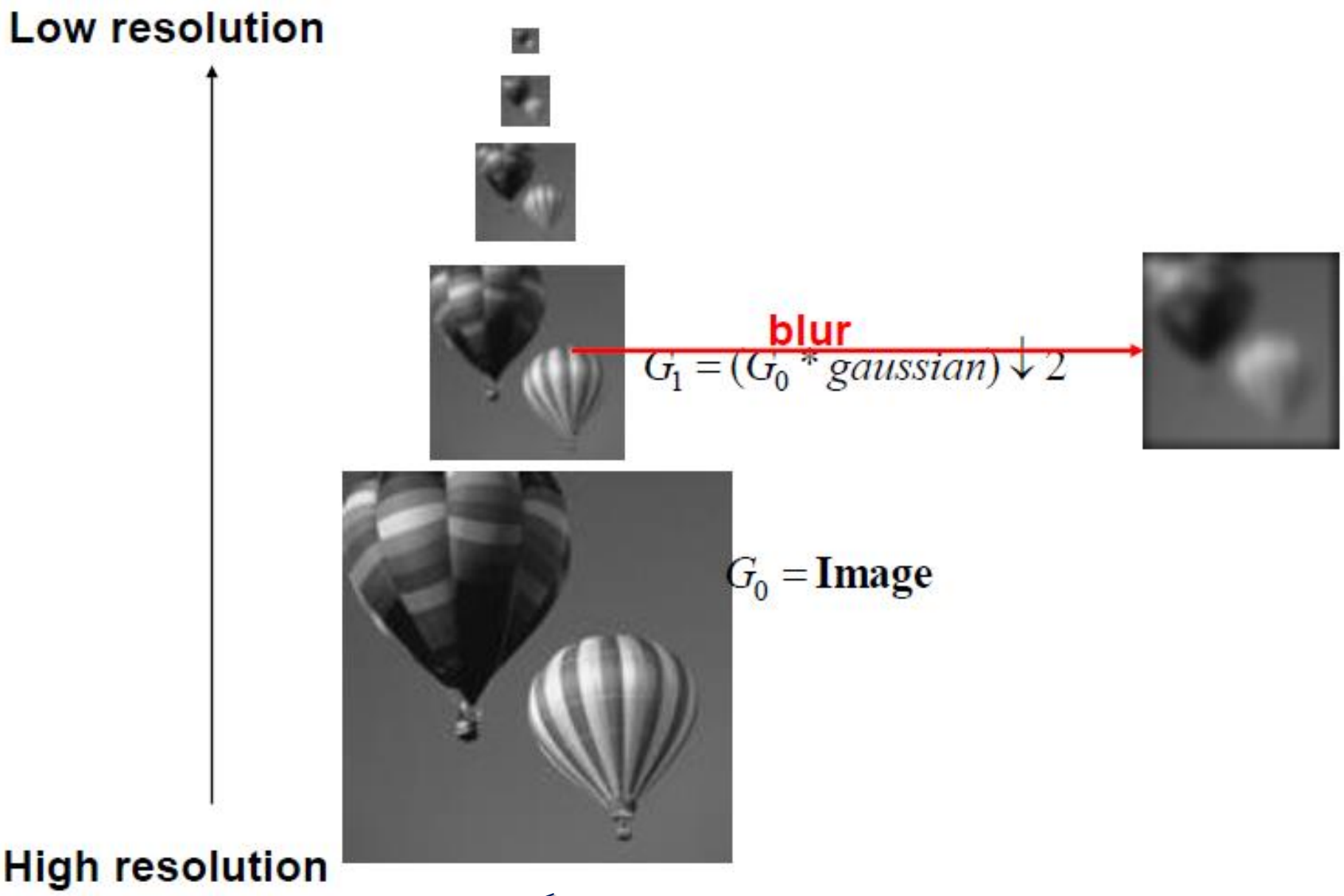
مراحل تشکیل هرم گاوسین



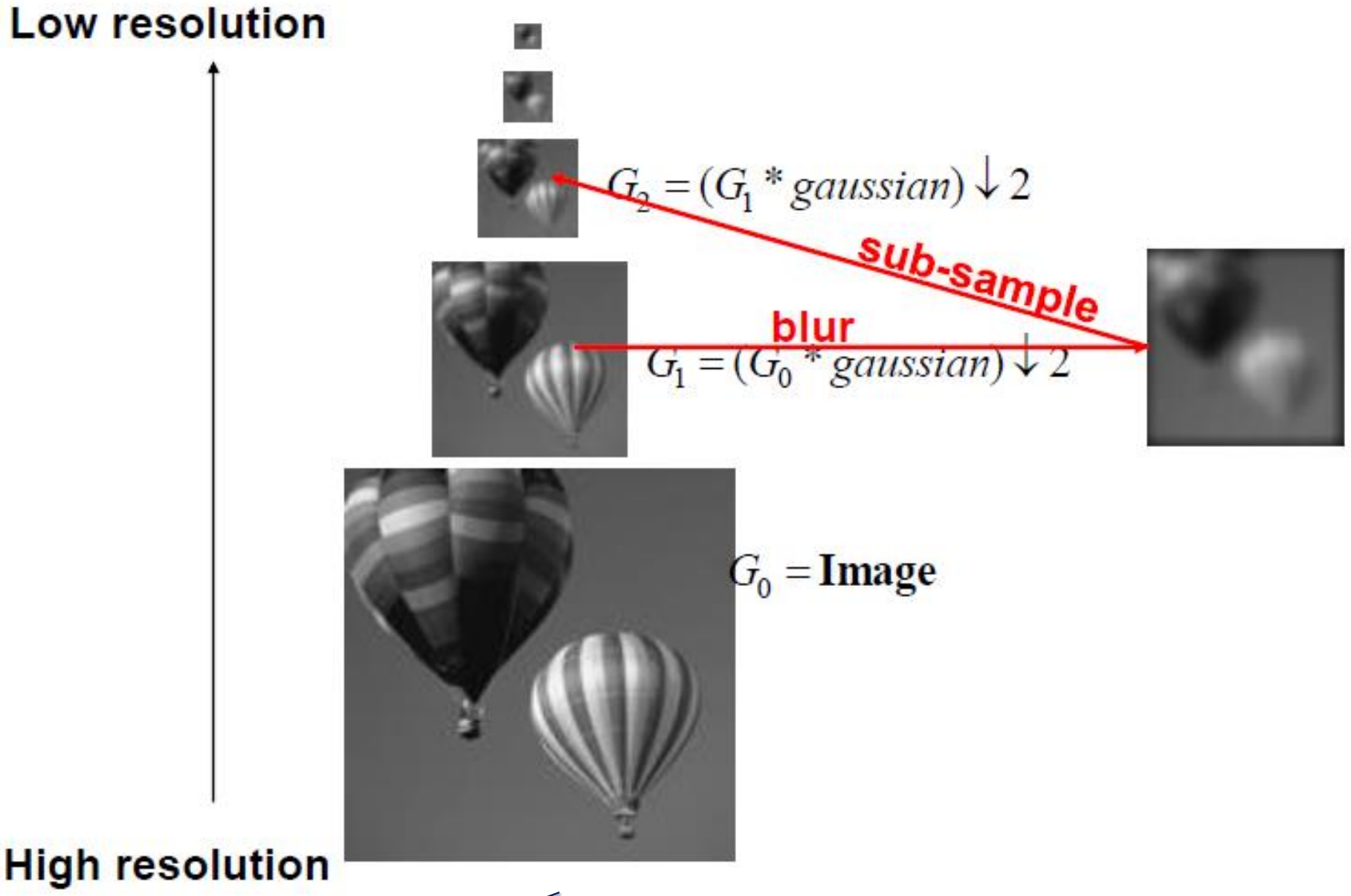
مراحل تشکیل هرم گاوسین



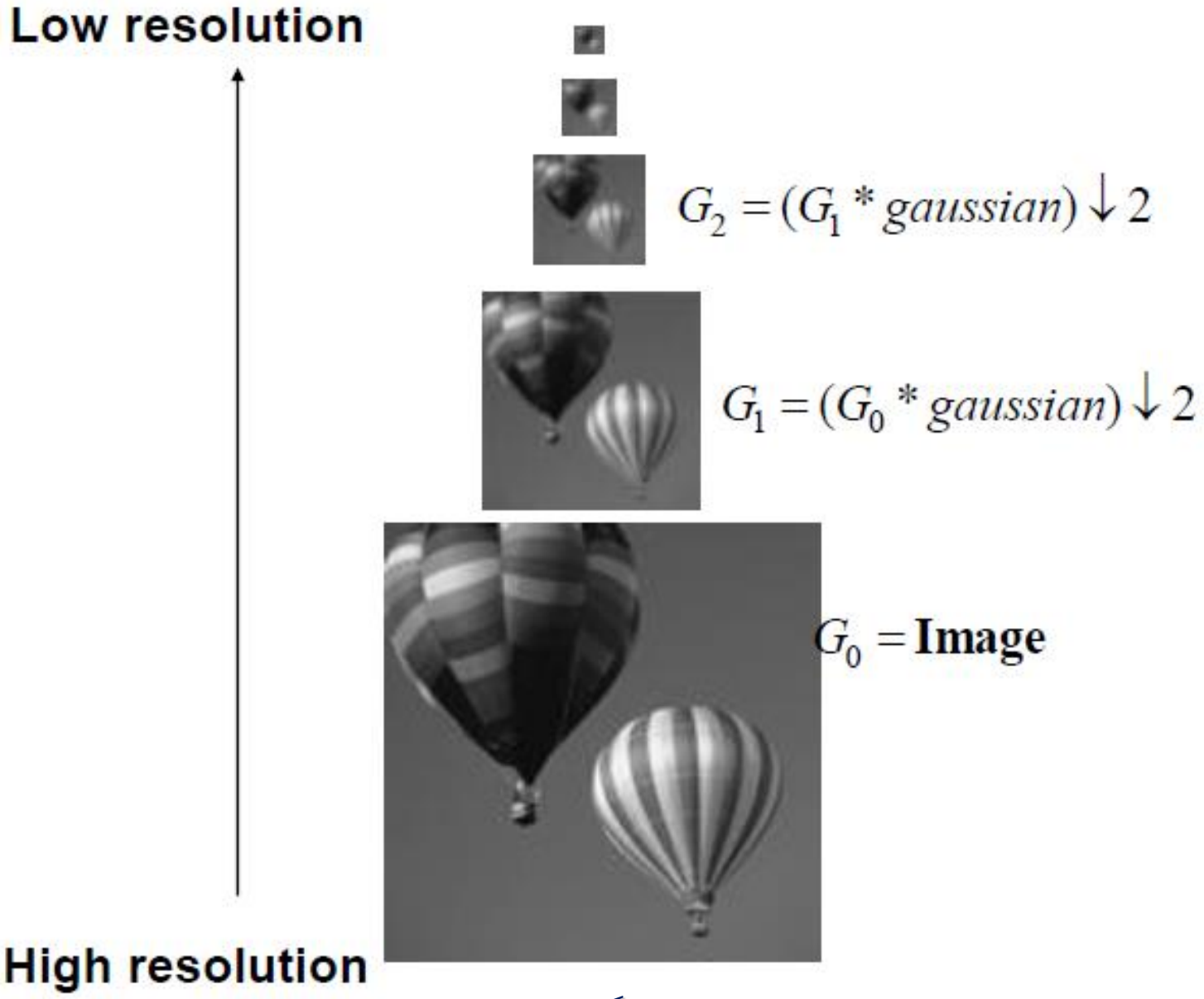
مراحل تشکیل هرم گاوسین



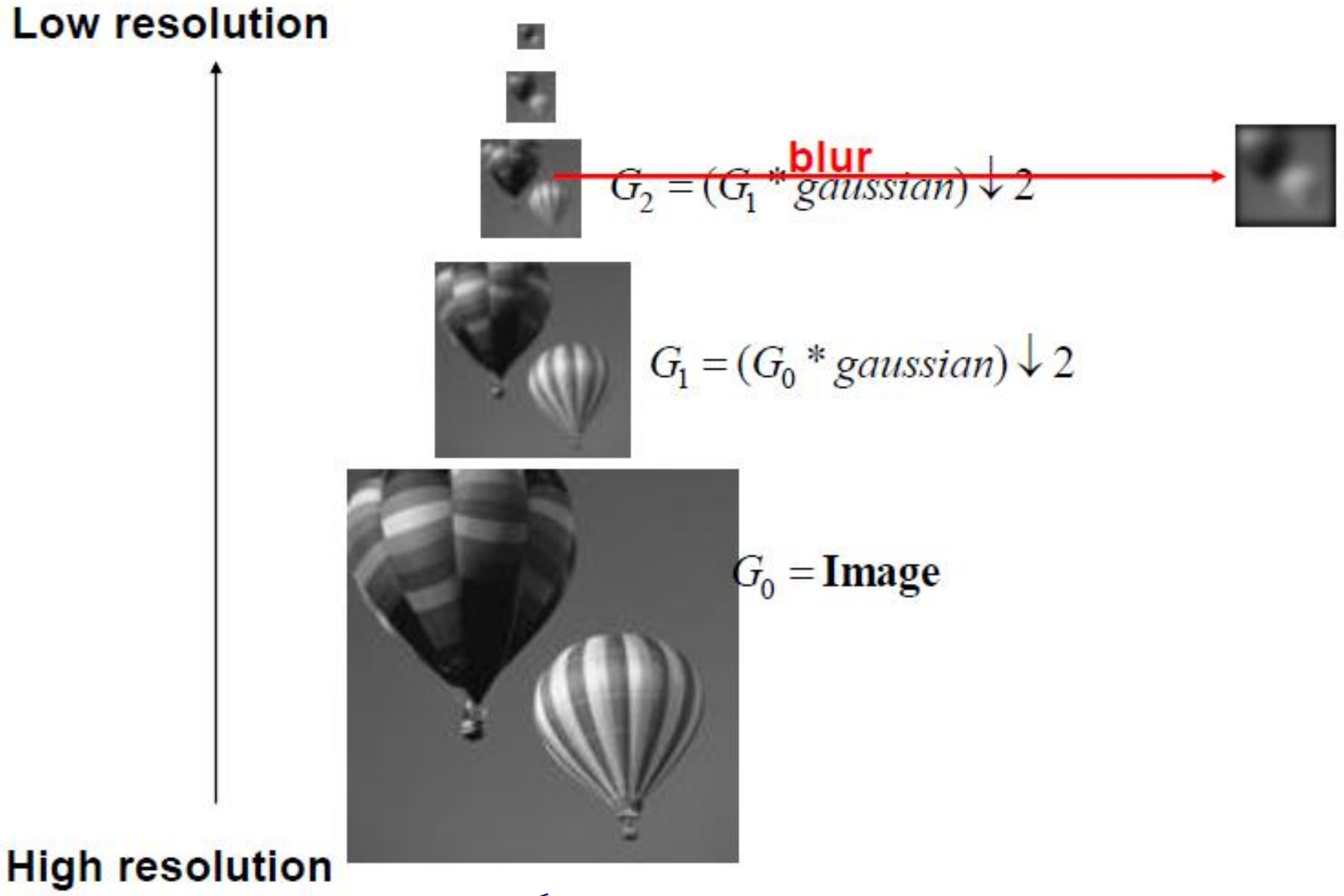
مراحل تشکیل هرم گاوسین



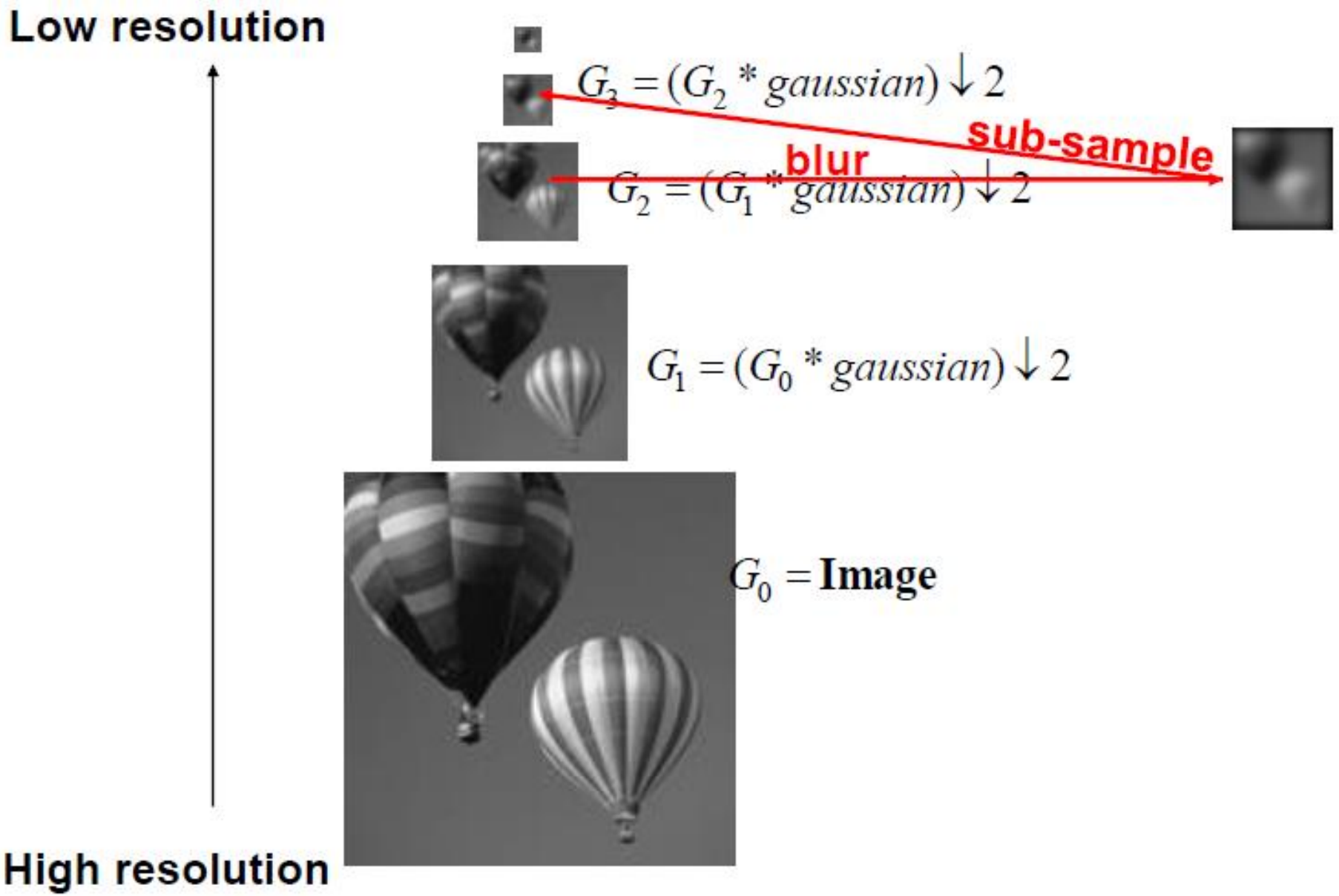
مراحل تشکیل هرم گاوسین



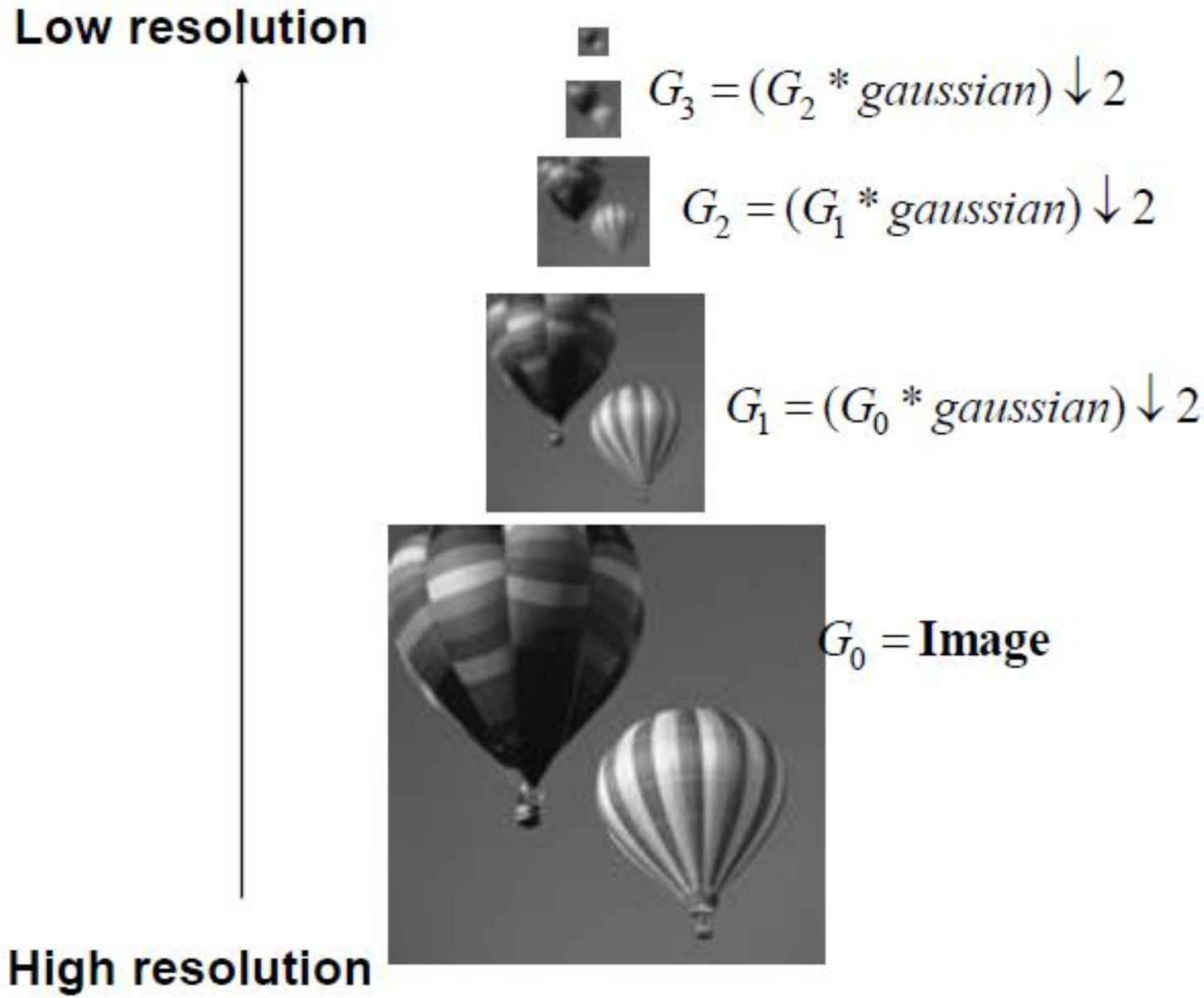
مراحل تشکیل هرم گاوسین



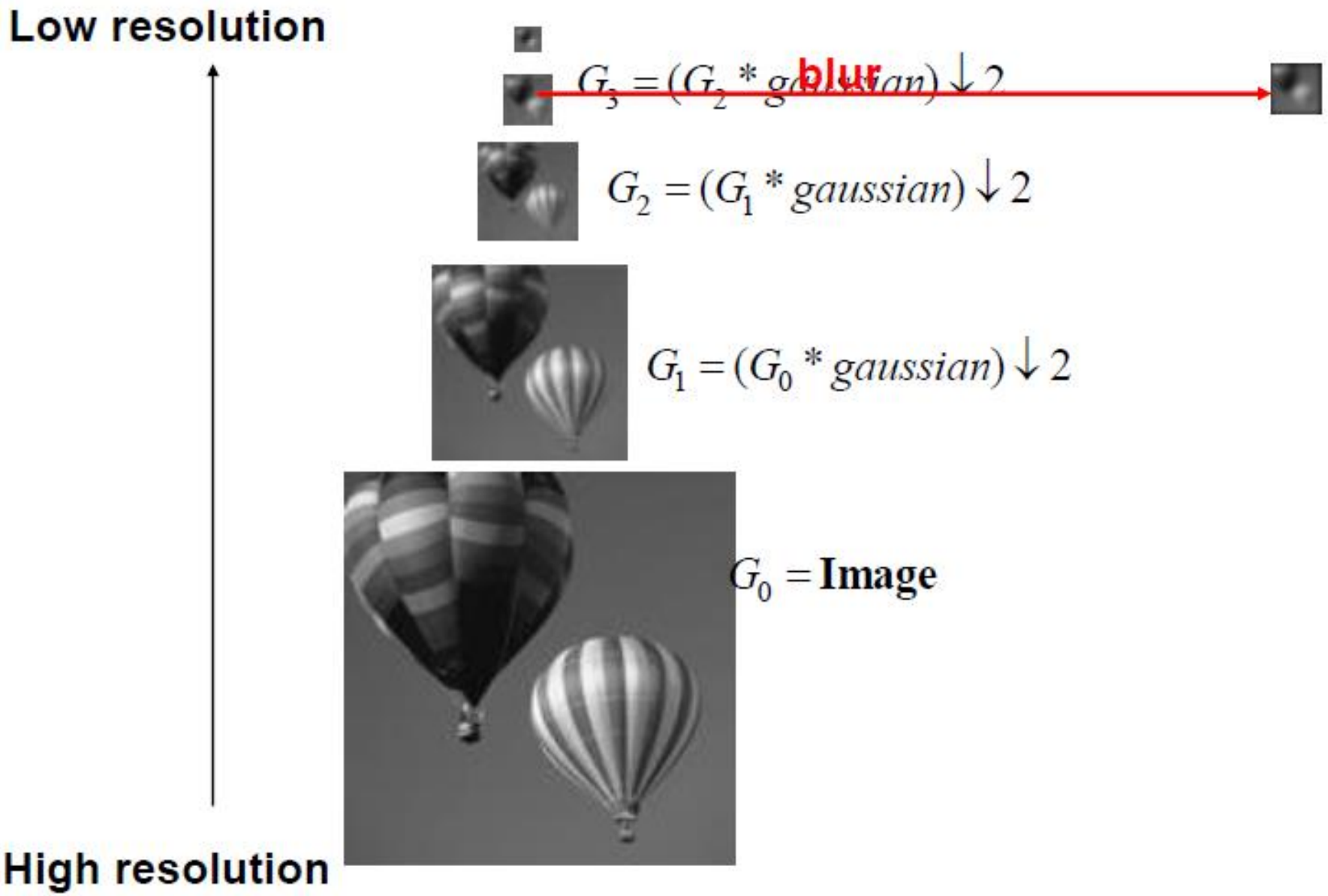
مراحل تشکیل هرم گاوسین



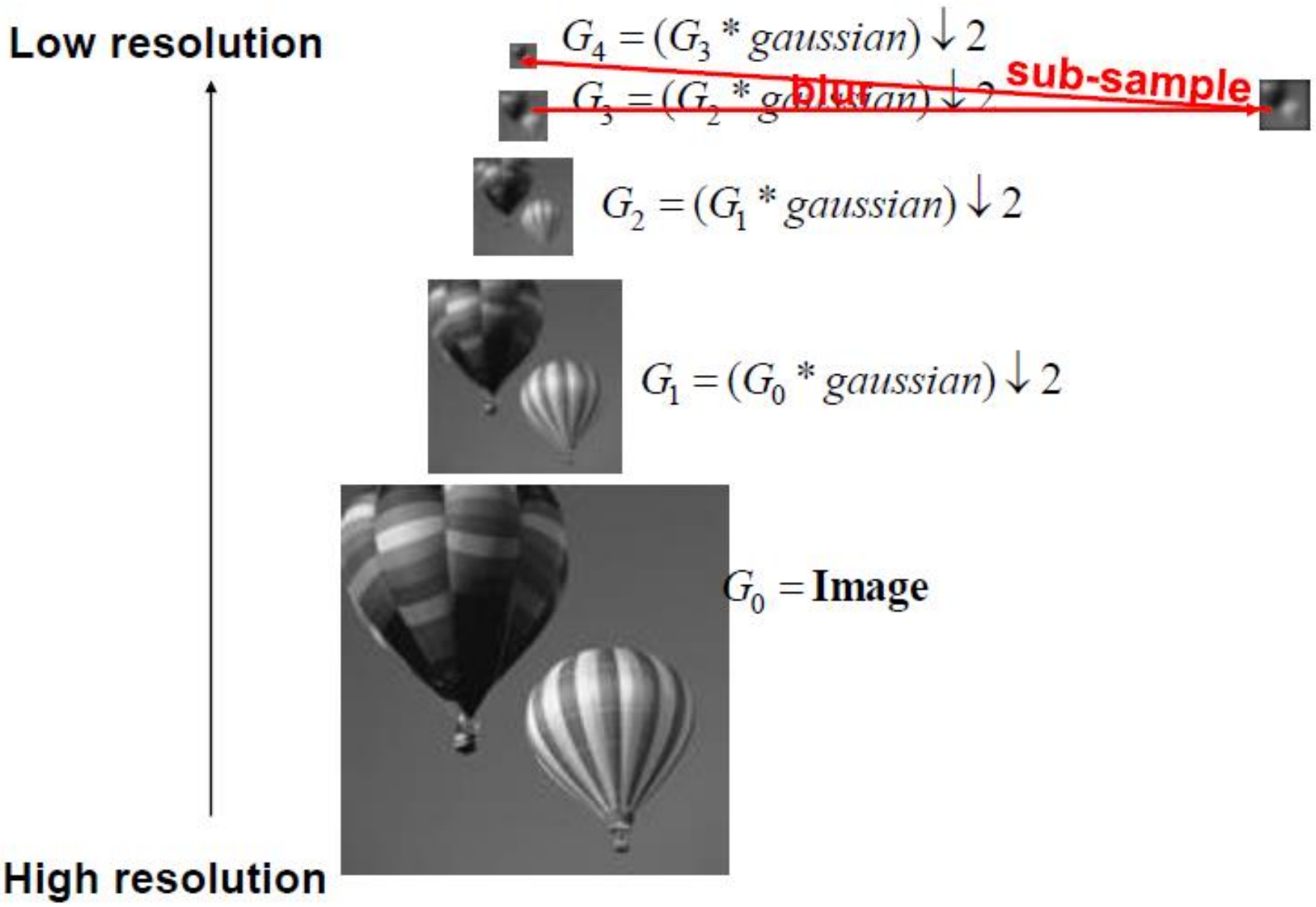
مراحل تشکیل هرم گاوسین



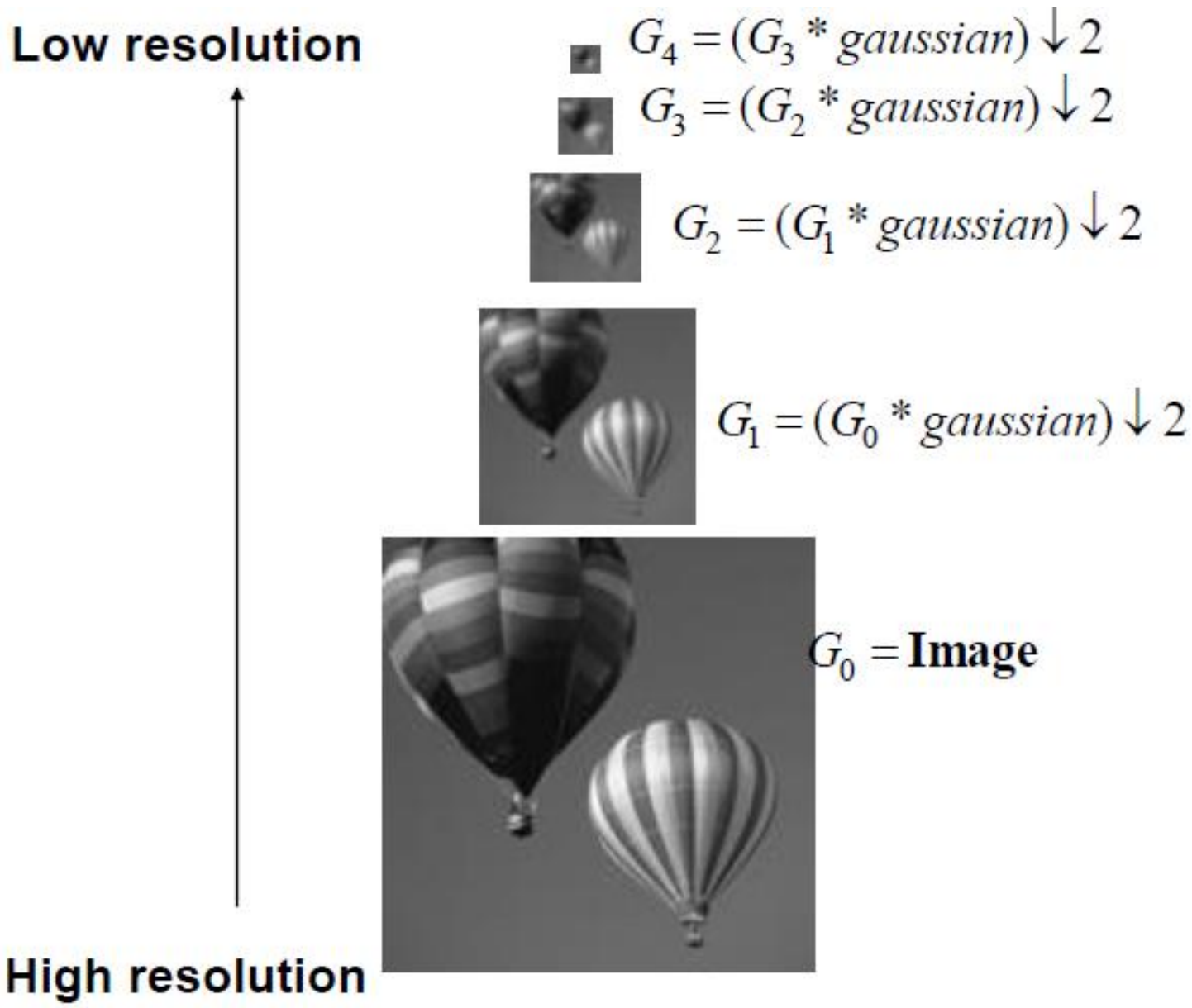
مراحل تشکیل هرم گاوسین



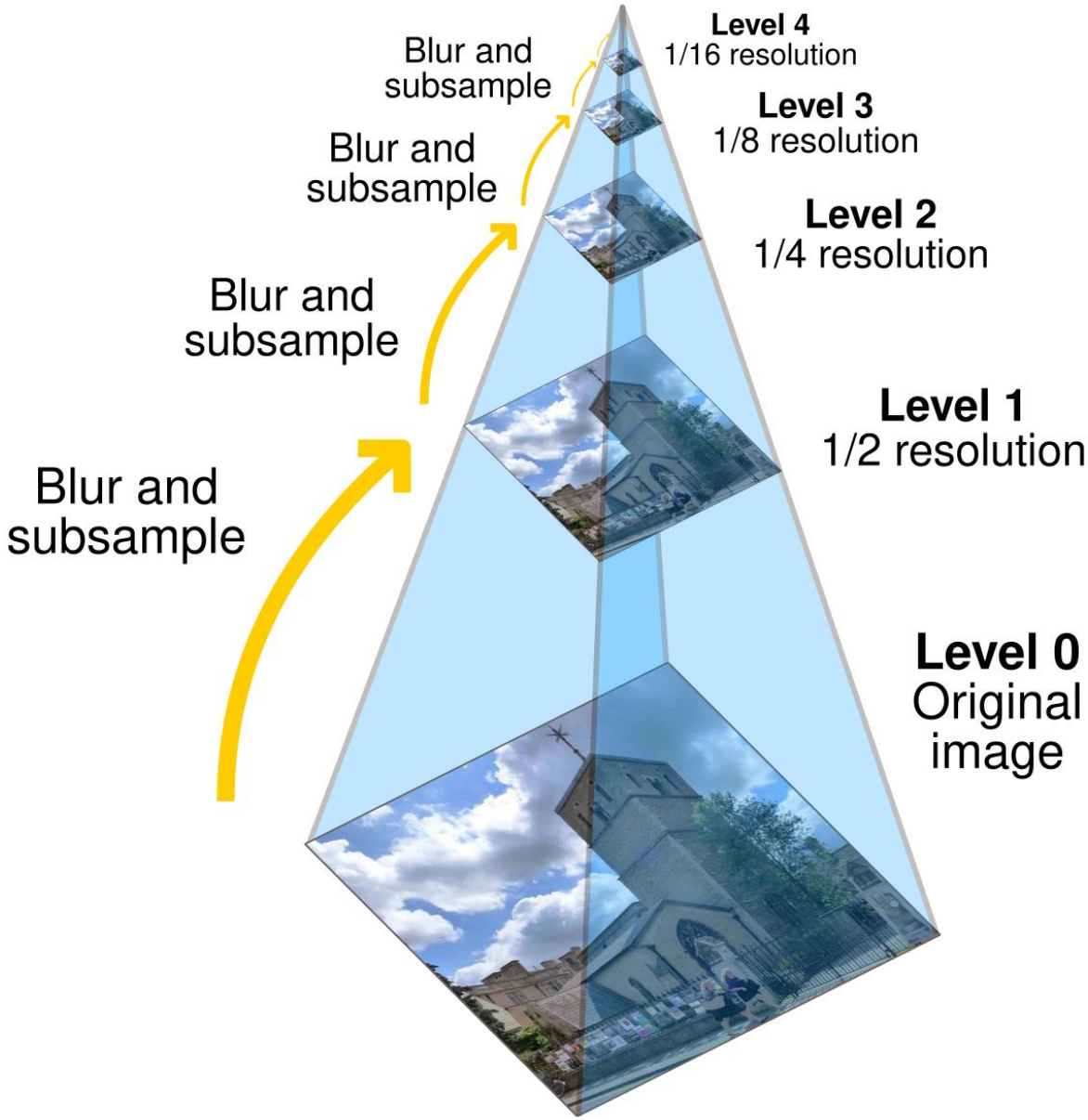
مراحل تشکیل هرم گاوسین



مراحل تشکیل هرم گاوسین



مراحل تشکیل هرم گاوسین



نکته! برای ذخیره سازی کل هرم گاوسین به اندازه ۲ برابر تصویر اصلی فضا نیاز است.

هرم لاپلاسین (Laplacian Pyramid)

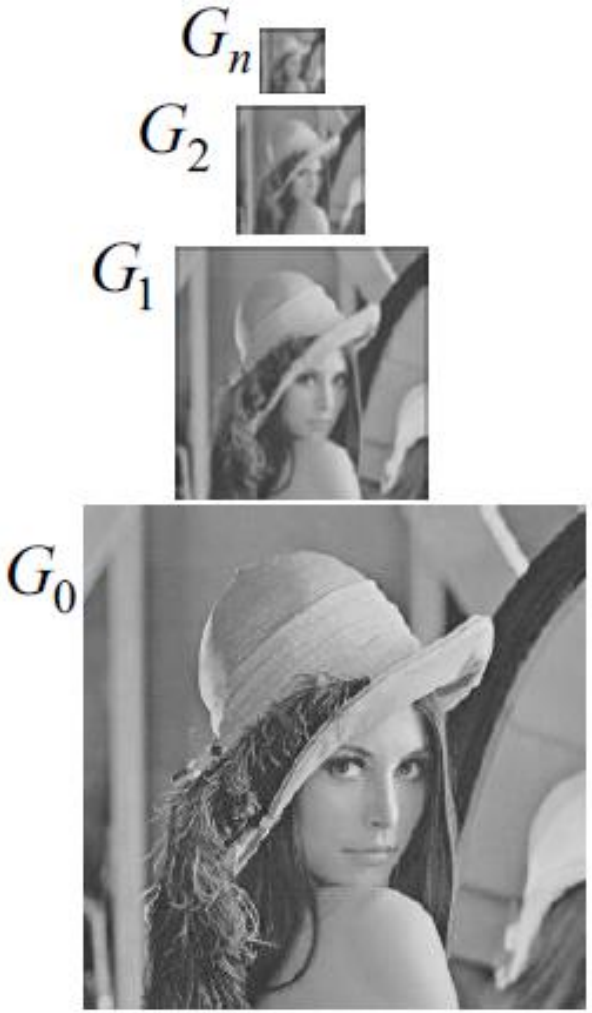
- یک روش چند مقیاسی است که برای تجزیه تصاویر به سطوح مختلف جزئیات استفاده می‌شود.
- این هرم به عنوان ابزاری برای تجزیه و تحلیل تصاویر به کار می‌رود و در بسیاری از کاربردهای پردازش تصویر و بینایی ماشین استفاده می‌شود.
- کاهش نمونه برداری یکی از مراحل اولیه در ایجاد هرم لاپلاسین است.

هرم لاپلاسین (Laplacian Pyramid)

- برای ایجاد هرم لاپلاسین:
  - کاهش نمونه برداری با اعمال فیلتر گاوسین و سپس کاهش اندازه تصویر انجام می‌شود.
  - یک هرم گاوسین ساخته شده که شامل تصاویر کاهش یافته از تصویر اصلی است.
  - با استفاده از تصاویر هرم گاوسین، هرم لاپلاسین ایجاد می‌شود.

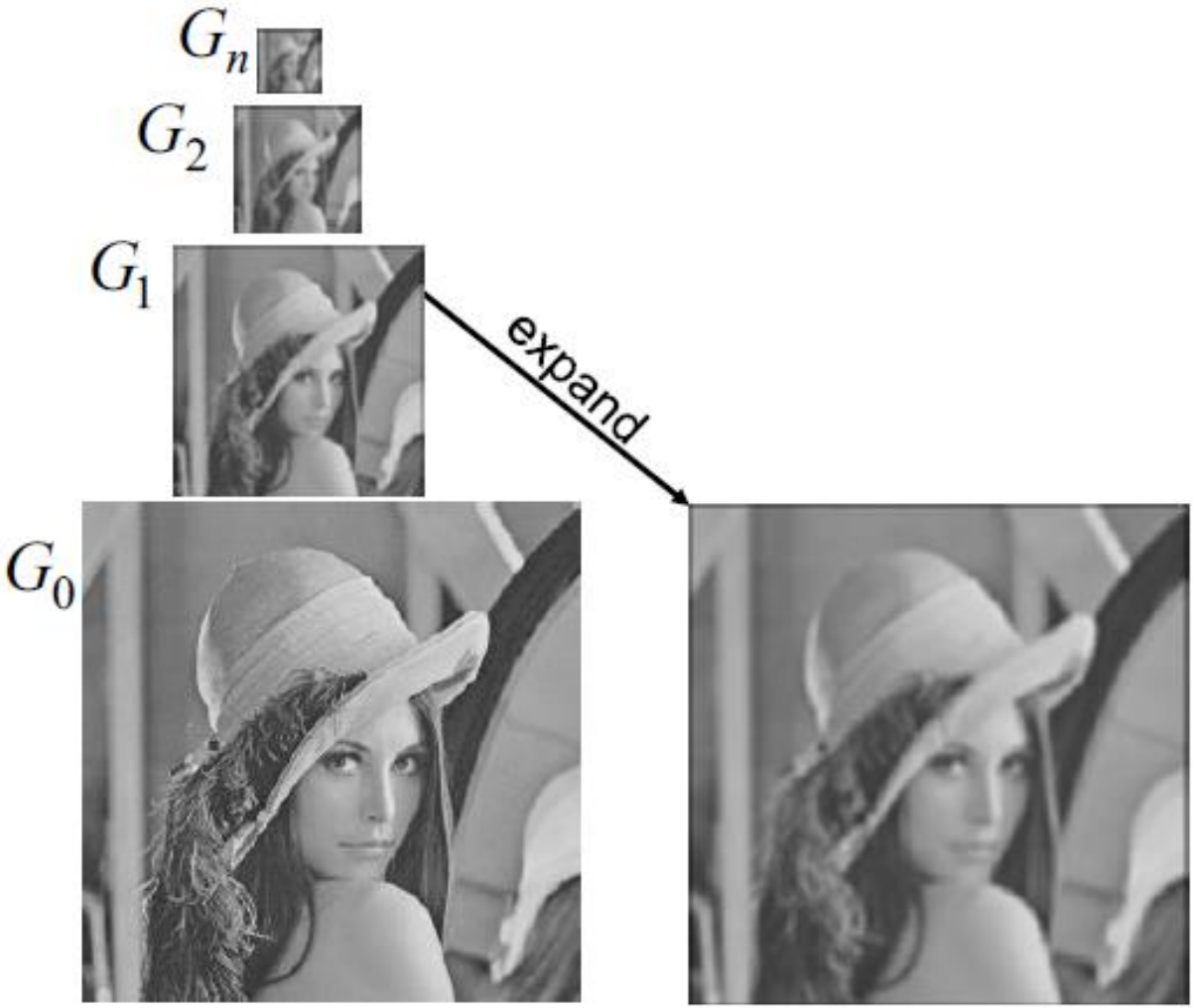
- کاربردهای هرم لاپلاسین:
  - **تشخیص لبه‌ها**
  - **افزایش وضوح تصویر**
  - **فشرده‌سازی تصویر**
  - **بازسازی تصویر**

Gaussian Pyramid

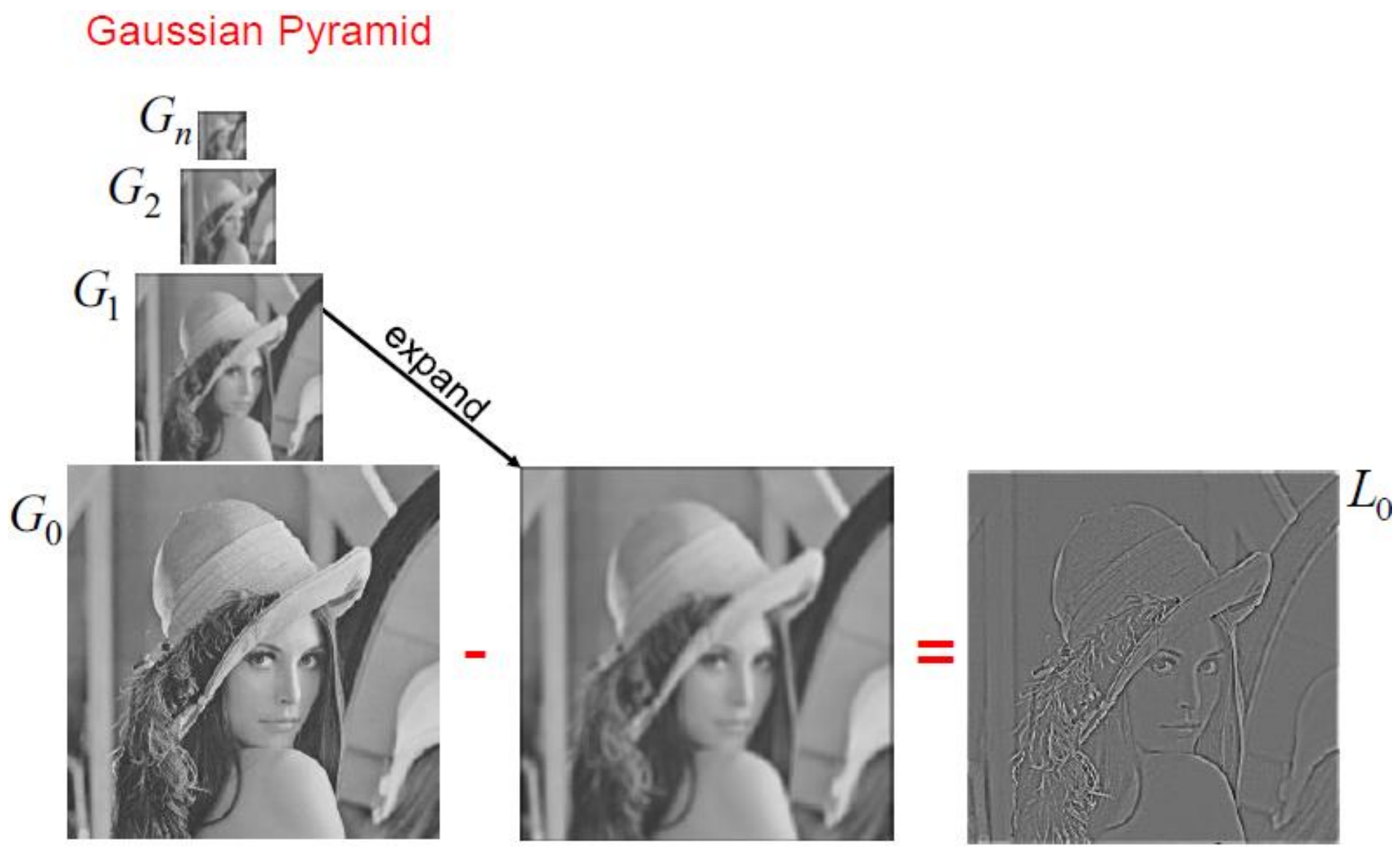


مراحل تشکیل هرم لاپلاسین

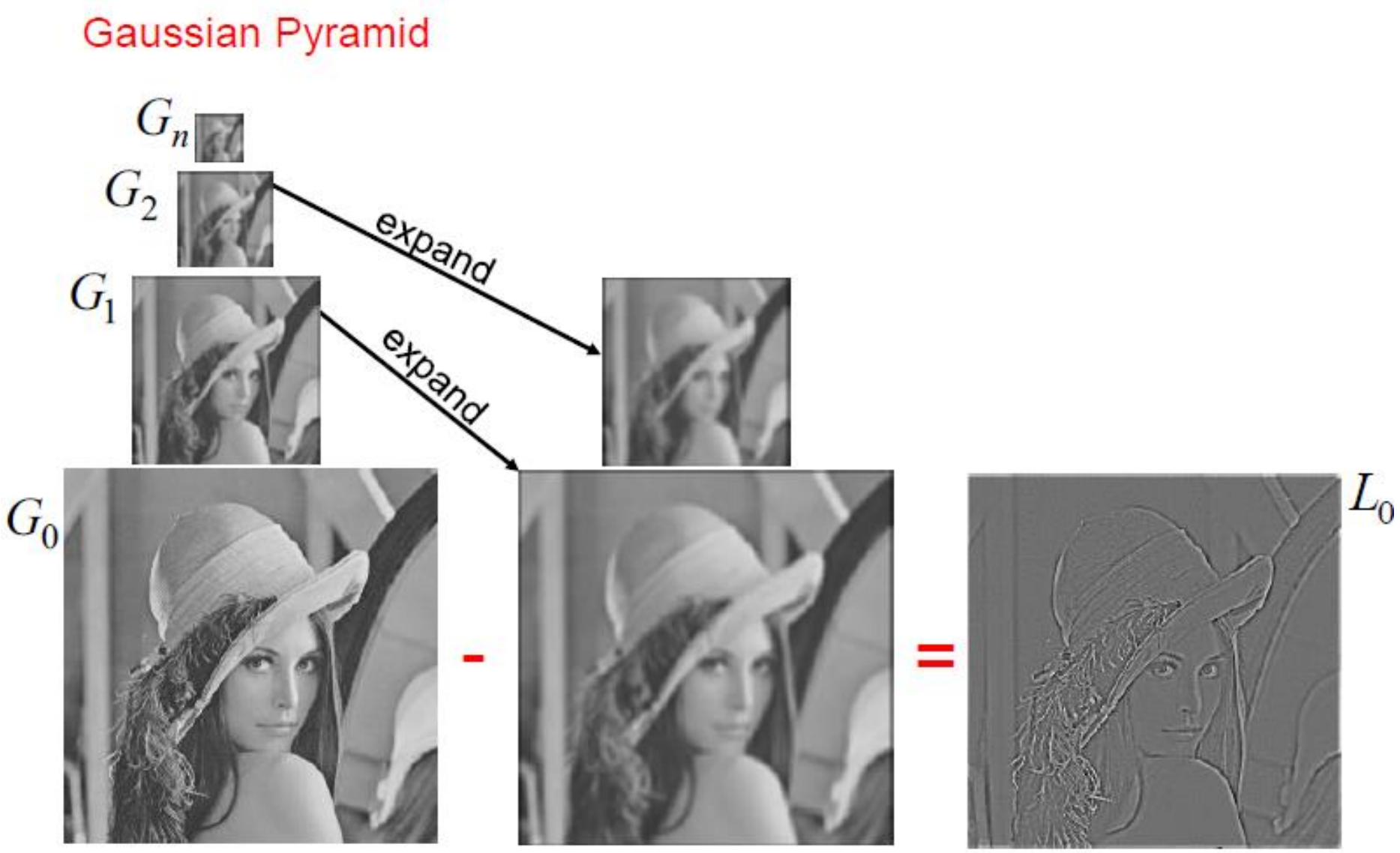
Gaussian Pyramid



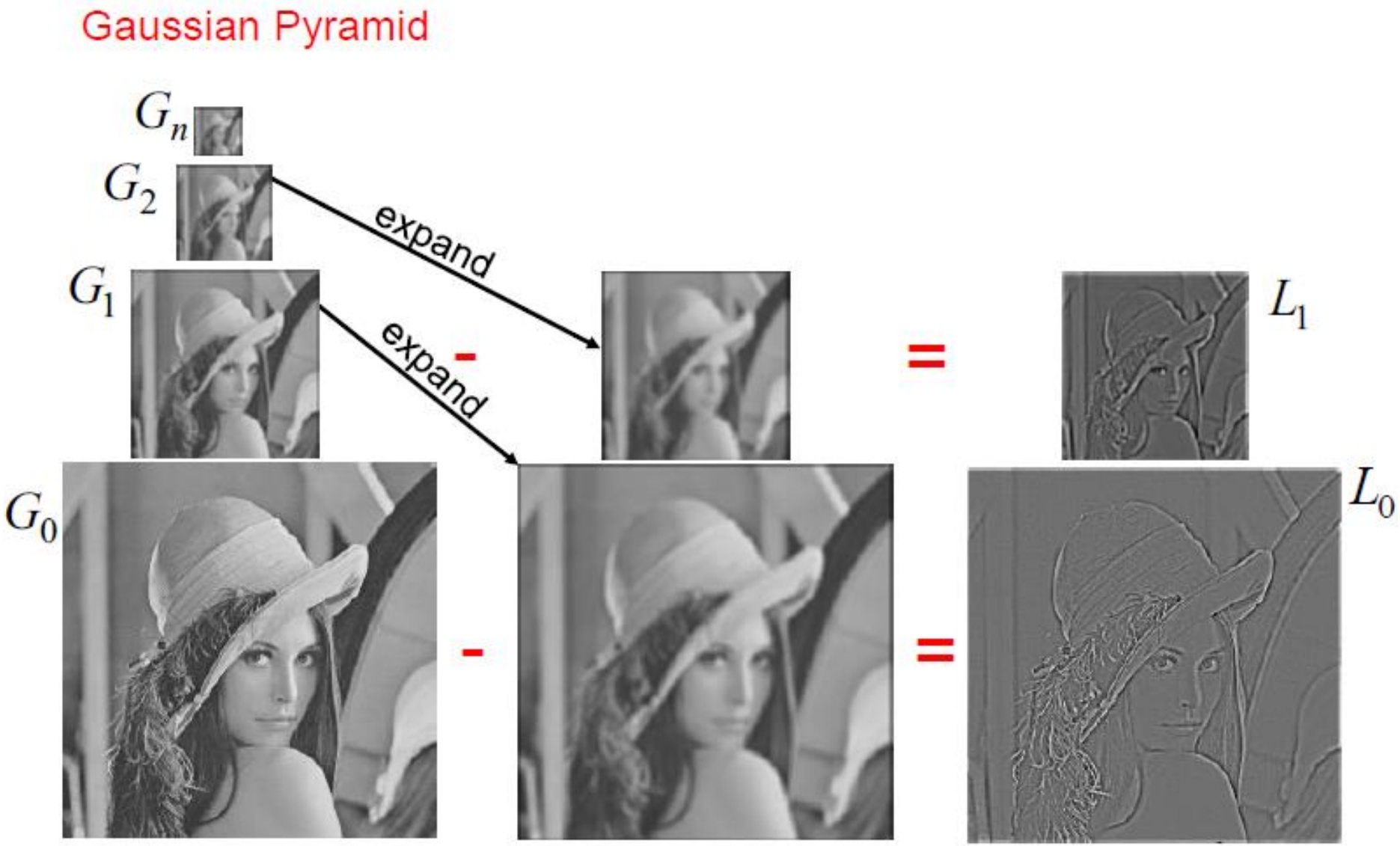
مراحل تشکیل هرم لاپلاسین



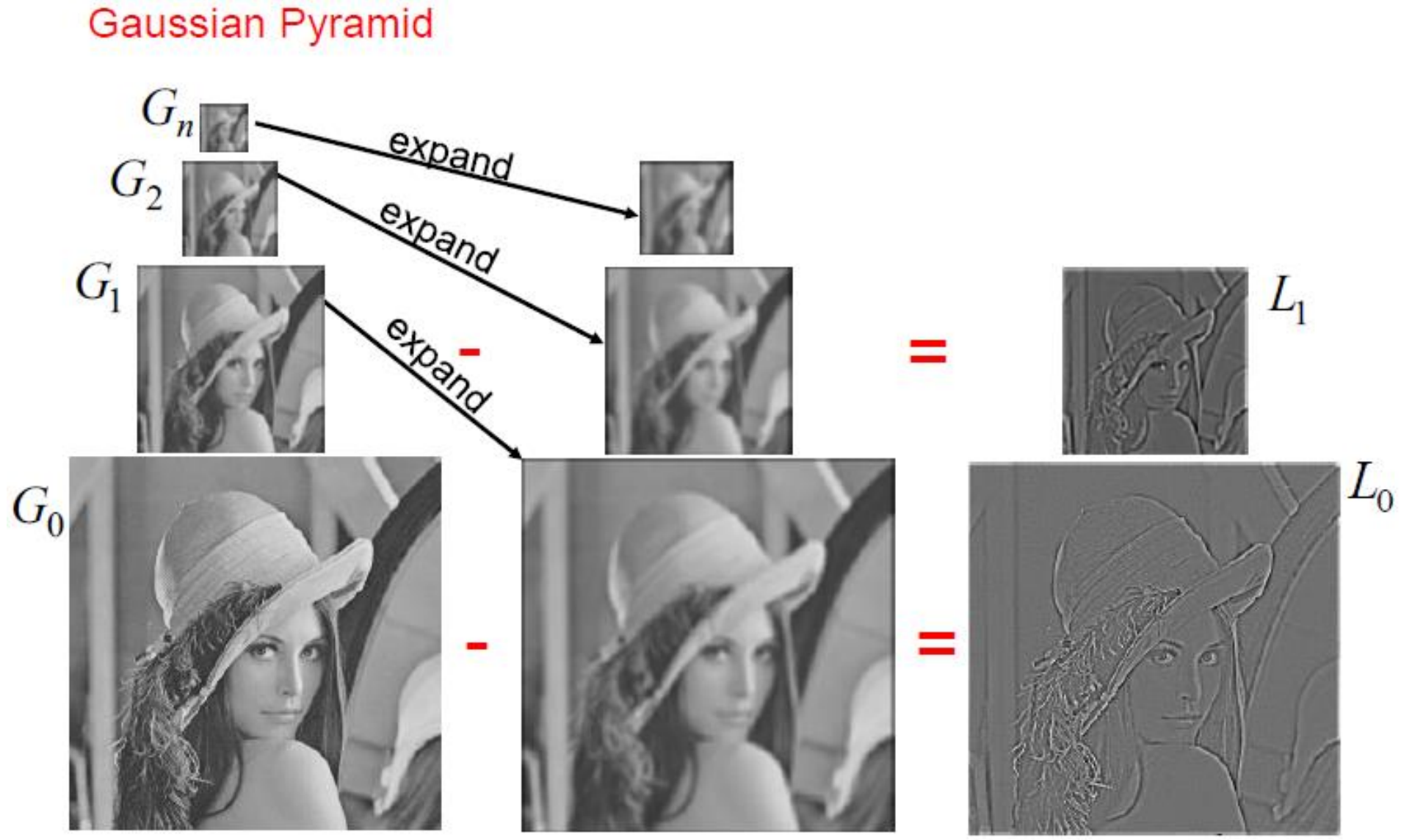
مراحل تشکیل هرم لاپلاسین



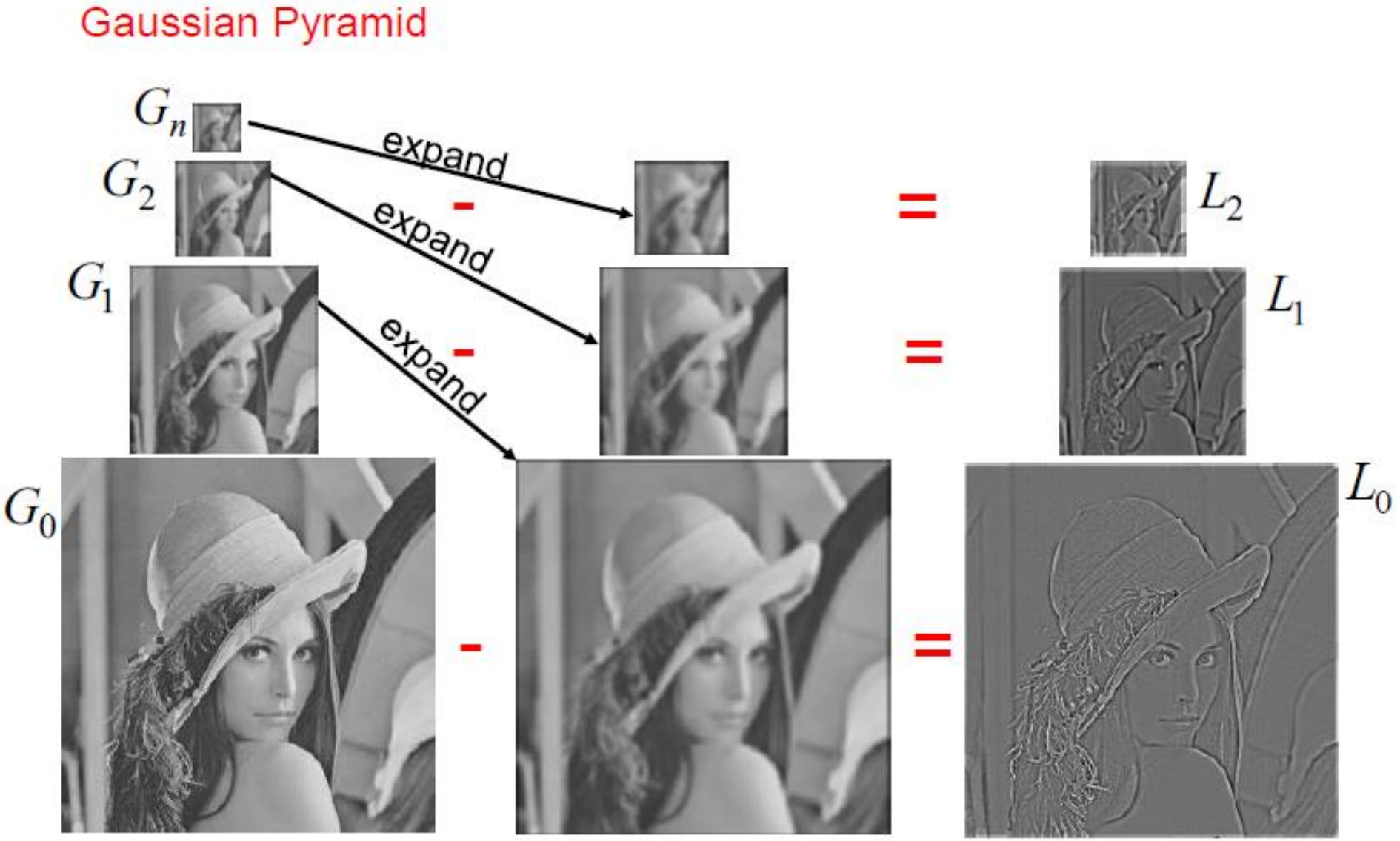
مراحل تشکیل هرم لاپلاسین



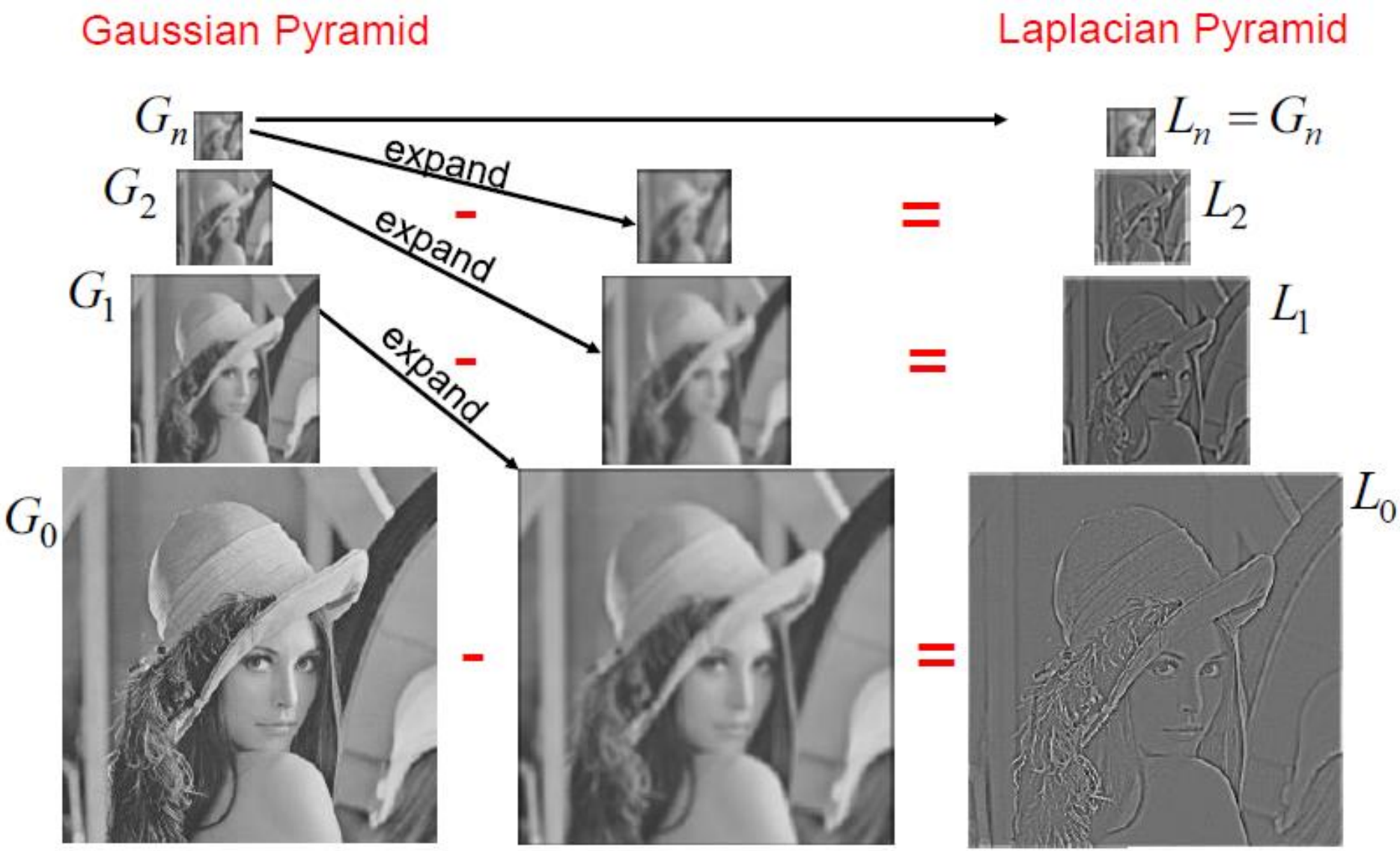
مراحل تشکیل هرم لاپلاسین



مراحل تشکیل هرم لاپلاسین



مراحل تشکیل هرم لاپلاسین



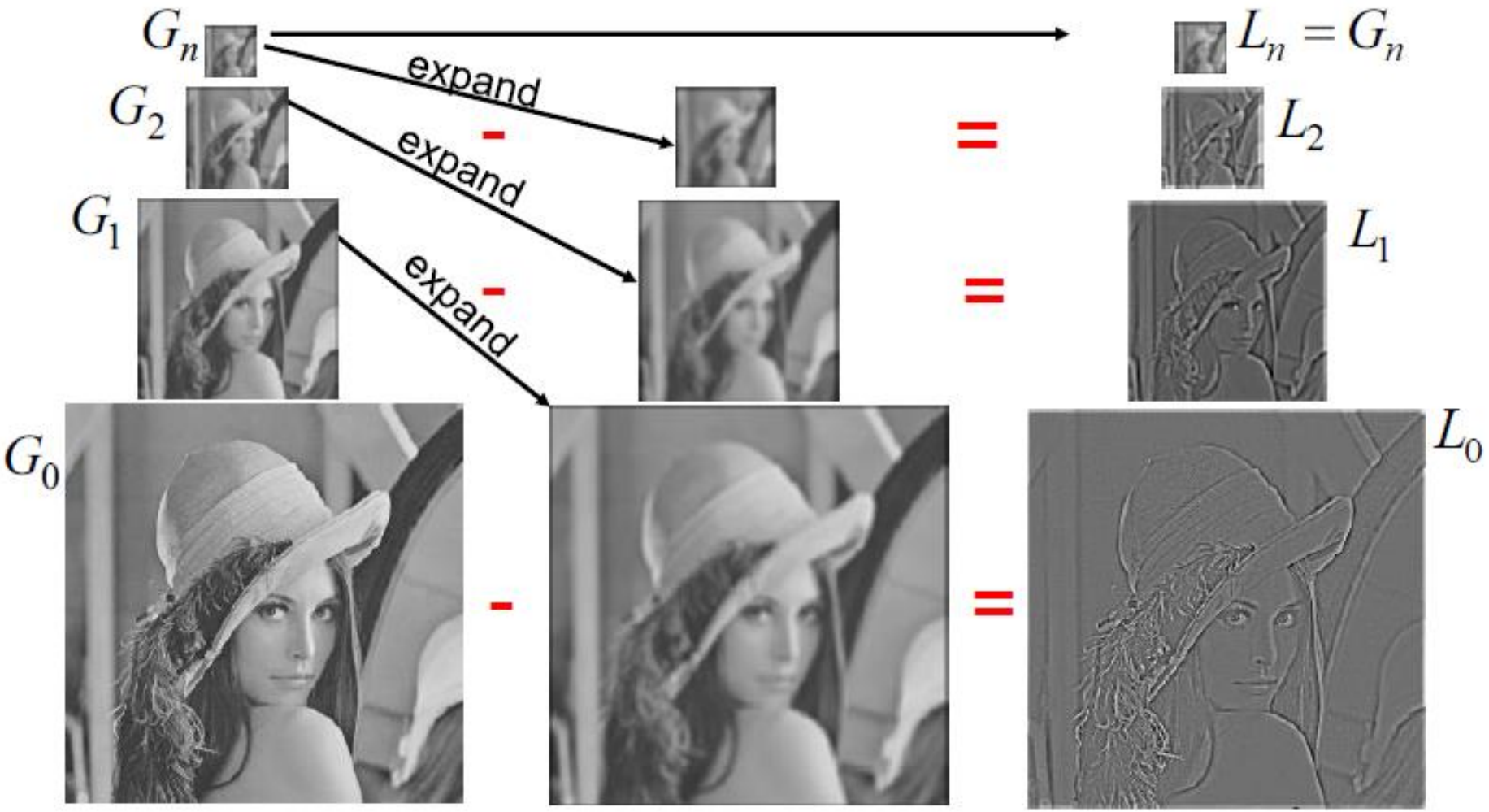
مراحل تشکیل هرم لاپلاسین

$$L_i = G_i - \text{expand}(G_{i+1})$$

$$G_i = L_i + \text{expand}(G_{i+1})$$

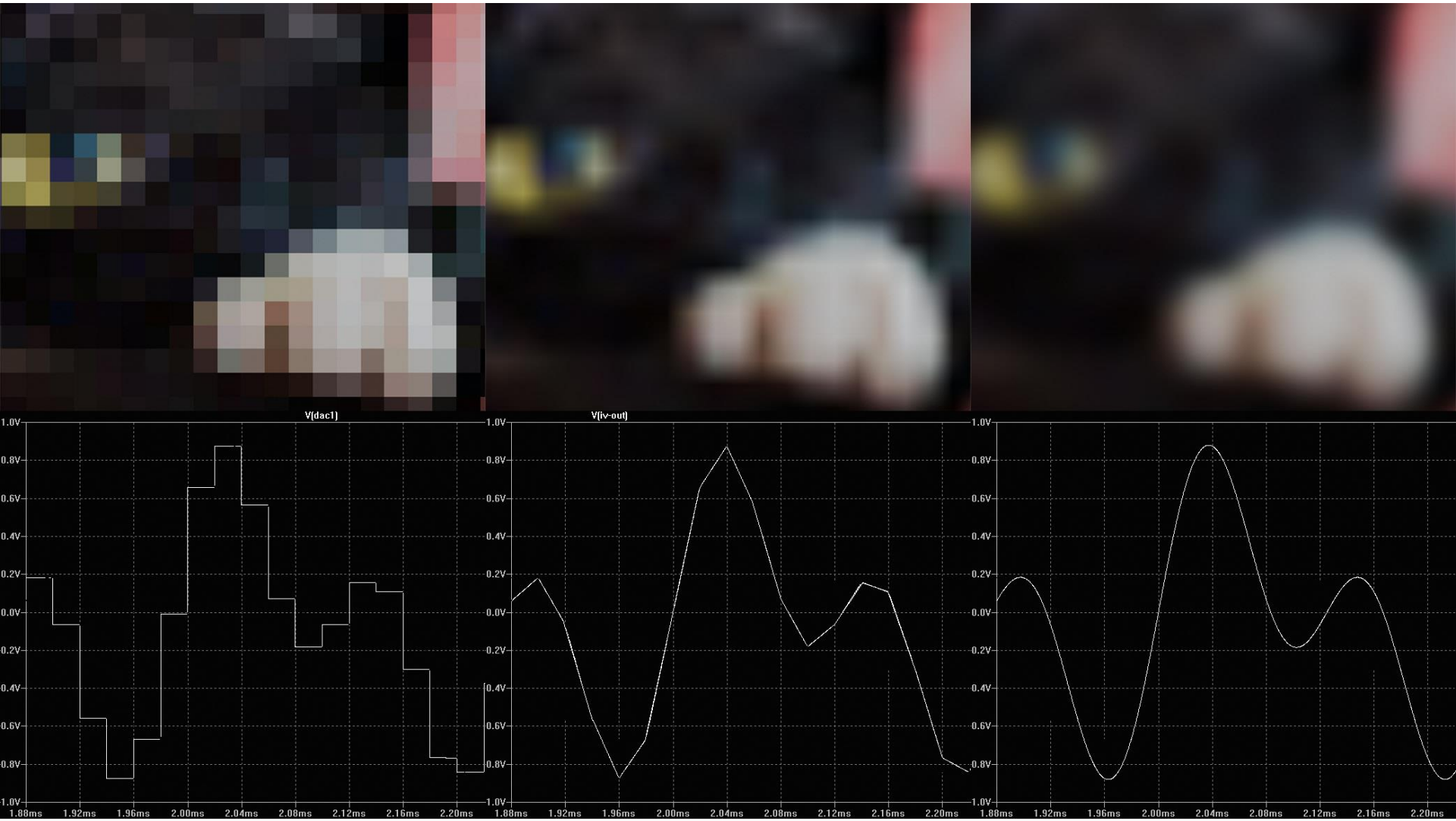
Gaussian Pyramid

Laplacian Pyramid



ارتباط بین هرم گاوسین و هرم لاپلاسین

Upsampling


V(dac1)
V(iv-out)
1.0V
0.8V
0.6V
0.4V
0.2V
0.0V
0.2V
0.4V
0.6V
0.8V
1.0V
1.88ms
1.92ms
1.96ms
2.00ms
2.04ms
2.08ms
2.12ms
2.16ms
2.20ms

افزایش نمونه برداری (Upsampling)

- در بینایی ماشین به فرآیندی اشاره دارد که طی آن وضوح یا اندازه یک تصویر با افزودن پیکسل‌های جدید افزایش می‌یابد.

- این کار از طریق تخمین مقادیر این پیکسل‌های جدید بر اساس پیکسل‌های موجود انجام می‌شود.

- افزایش نمونه برداری در کاربردهایی مانند وضوح افزایی تصویر (Super-Resolution)، استخراج ویژگی‌ها و آماده‌سازی داده‌ها برای مدل‌هایی که به ابعاد ورودی ثابت نیاز دارند، ضروری است.

روش های افزایش نمونه برداری(۱)

- **میان‌یابی نزدیک‌ترین همسایه (Nearest Neighbor Interpolation)**
  - مقدار هر پیکسل جدید برابر با مقدار نزدیک‌ترین پیکسل موجود در تصویر اصلی قرار می‌گیرد.
  - بسیار سریع و کم هزینه از نظر محاسباتی.
  - باعث ایجاد اثرات بلوکی و انتقالات غیر نرم می‌شود.
- **میان‌یابی دو بخشی (Bilinear Interpolation)**
  - مقدار پیکسل جدید از میانگین وزنی چهار پیکسل همسایه نزدیک محاسبه می‌شود.
  - انتقالات نرم‌تر نسبت به روش نزدیک‌ترین همسایه ایجاد می‌کند.
  - ممکن است لبه‌ها را محو کند.

روش های افزایش نمونه برداری(۲)

- **میان‌یابی سه بخشی (Bicubic Interpolation)**
  - مقدار پیکسل جدید با استفاده از میانگین وزنی ۱۶ پیکسل همسایه و بهره‌گیری از چند جمله‌ای های مکعبی محاسبه می‌شود.
  - تصاویر با کیفیت بالا و انتقالات نرم‌تر ارائه می‌دهد.
  - از نظر محاسباتی پیچیده‌تر از دو بخشی است.
- **بازنمونه‌گیری لانچزوس (Lanczos Resampling)**
  - از توابع سینک (Sinc) برای میان‌یابی و در نظر گرفتن ناحیه بزرگتری از همسایگان استفاده می‌کند.
  - نتایج با کیفیت بالا با حداقل اعوجاج.
  - محاسباتی سنگین، به خصوص برای تصاویر بزرگ.

روش های افزایش نمونه برداری(۳)

- **میان‌یابی اسپلاین (Spline Interpolation)**
  - از توابع چند جمله‌ای تکه‌ای (Splines) برای میان‌یابی استفاده می‌کند.
  - نتایج نرم و پیوسته ارائه می‌دهد.
  - پیچیده و نیازمند منابع محاسباتی بیشتر است.

- **پیکسل شافل (Pixel Shuffling)**
  - پیکسل‌ها را در نقشه‌های ویژگی کم وضوح باز آرایی می‌کند تا فرمت وضوح بالا ایجاد شود. این روش معمولاً در یادگیری عمیق استفاده می‌شود.
  - به طور مؤثر اطلاعات ویژگی را در شبکه‌های عصبی حفظ می‌کند.
  - به تنهایی برای تغییر اندازه تصویر معمولی مناسب نیست.

روش های افزایش نمونه برداری(۴)

- **افزایش نمونه برداری مبتنی بر فوریه (Fourier-Based Upsampling)**
  - تصویر به حوزه فرکانس تبدیل می‌شود، اجزای فرکانس گمشده میان‌یابی می‌شوند و سپس تصویر به حوزه مکانی برگردانده می‌شود.
  - جزئیات تناوبی تصویر را حفظ می‌کند.
  - پیچیده و کمتر شهودی است.

- **افزایش نمونه برداری مبتنی بر موجک (Wavelet-Based Upsampling)**
  - تصویر به باندهای فرکانسی تجزیه می‌شود و با استفاده از تبدیل معکوس موجک در وضوح بالاتر بازسازی می‌شود.
  - جزئیات دقیق و ساختار کلی تصویر را به خوبی حفظ می‌کند.
  - محاسبات پیچیده‌ای نیاز دارد.

روش های افزایش نمونه برداری(۵)

- **کانولوشن ترانهاده (Transpose Convolution) یا (Deconvolution)**
  - یک کرنل را برای گسترش نقشه ویژگی کم وضوح به نقشه‌ای با وضوح بالاتر اعمال می‌کند.
  - در یادگیری عمیق برای وظایفی مثل تولید تصویر یا بخش بندی استفاده می‌شود.
  - ممکن است الگوهای شطرنجی (Checkerboard Artifacts) ایجاد کند.

- **وضوح افزایی با یادگیری عمیق (Deep Learning Super-Resolution)**
  - از شبکه‌های عصبی مانند SRGANs یا EDSR برای پیش‌بینی تصاویر با وضوح بالا از ورودی‌های کم وضوح استفاده می‌کند.
  - نتایج پیشرفته و با کیفیتی برای وظایف وضوح افزایی ارائه می‌دهد.
  - به منابع محاسباتی زیاد برای آموزش و استنتاج نیاز دارد.

مقایسه چند روش افزایش نمونه برداری

روش	سرعت	کیفیت	پیچیدگی	مناسب برای
Nearest Neighbor	بسیار سریع	پایین	ساده	تصاویر دودویی
Bilinear Interpolation	سریع	متوسط	متوسط	تصاویر طبیعی
Bicubic Interpolation	کندتر	بالا	پیچیده	تصاویر با جزئیات زیاد
Deep Learning	کند	بسیار بالا	بسیار پیچیده	تصاویر پیشرفته و پیچیده

تفاوت بین Upsampling و Super-Resolution

- **Upsampling**
  - فرآیند کلی برای افزایش تعداد نمونه‌ها بدون تضمین بهبود کیفیت.

- **Super-Resolution**
  - تکنیکی خاص برای افزایش وضوح و جزئیات با استفاده از روش‌های پیشرفته مانند یادگیری عمیق.

مراحل انجام افزایش نمونه برداری

- تعیین فاکتور افزایش نمونه برداری
  - فاکتور افزایش (L) تعیین می‌کند که تعداد نمونه‌ها چند برابر شود
- درج صفرها بین نمونه‌ها (Zero Insertion)
  - ماتریس تصویر را گسترش داده، ردیف‌ها و ستون‌های خالی با مقدار صفر اضافه می شود.
- اعمال فیلتر پایین گذر (Low-Pass Filtering) مانند گاوسین
  - درج صفرها باعث اضافه شدن فرکانس‌های نامطلوب در سیگنال می‌شود. برای حذف این فرکانس‌ها باید یک فیلتر پایین گذر اعمال کنید.
- بازسازی سیگنال یا تصویر
  - سیگنال نهایی افزایش یافته را با الگوریتم مورد نظر به دست می‌آید.

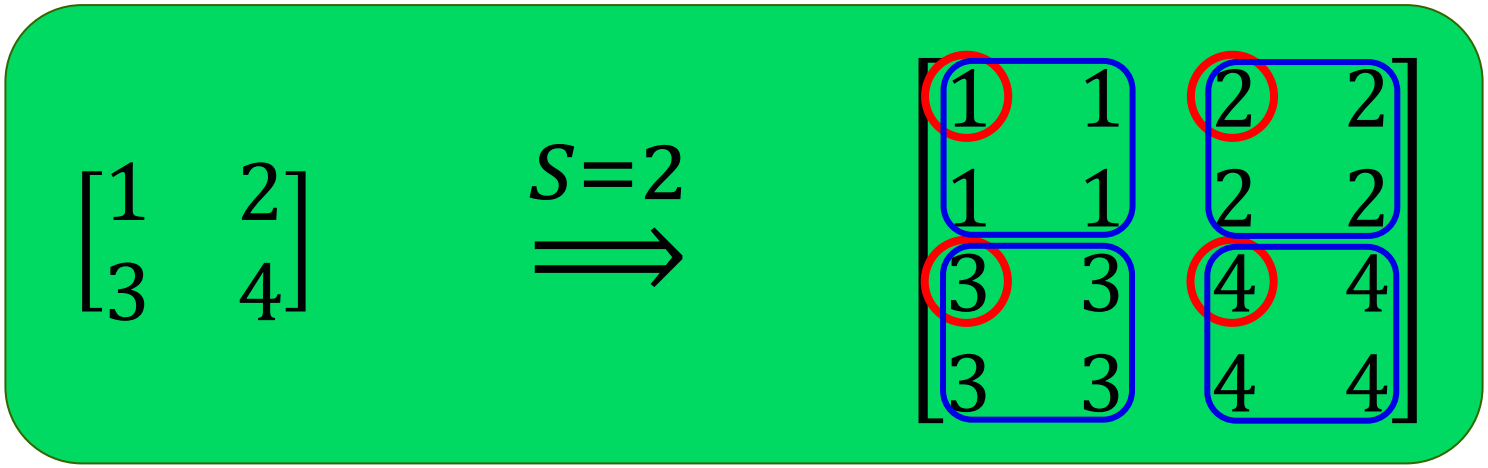
افزایش نمونه برداری با روش نزدیک‌ترین همسایه

- تعیین فاکتور مقیاس (Scaling Factor)
  - فاکتور مقیاس S مشخص می‌کند که تصویر جدید چند برابر بزرگتر از تصویر اصلی باشد
- اختصاص مقدار به پیکسل‌های جدید
  - برای هر پیکسل در تصویر خروجی، مختصات مربوطه در تصویر ورودی پیدا شده و مقدار نزدیک‌ترین پیکسل اصلی به آن اختصاص داده می‌شود.

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \xrightarrow{S=2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 & 2 \\ 1 & 1 & 2 & 2 \\ 3 & 3 & 4 & 4 \\ 3 & 3 & 4 & 4 \end{bmatrix}$$

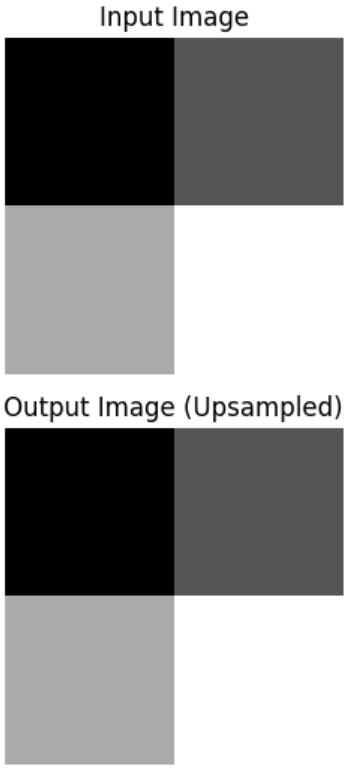
افزایش نمونه برداری با روش نزدیک‌ترین همسایه

- تعیین فاکتور مقیاس (Scaling Factor)
  - فاکتور مقیاس S مشخص می‌کند که تصویر جدید چند برابر بزرگتر از تصویر اصلی باشد
- اختصاص مقدار به پیکسل‌های جدید
  - برای هر پیکسل در تصویر خروجی، مختصات مربوطه در تصویر ورودی پیدا شده و مقدار نزدیک‌ترین پیکسل اصلی به آن اختصاص داده می‌شود.



کد پایتون روش نزدیکترین همسایه

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from skimage.transform import resize
# تصویر اصلی (2x2)
input_image = np.array([[1, 2], [3, 4]])
# فاکتور مقیاس
scale_factor = 2
# ابعاد تصویر جدید
new_shape = (input_image.shape[0] * scale_factor, input_image.shape[1] * scale_factor)
# ایجاد تصویر جدید با روش نزدیک‌ترین همسایه
output_image = resize(input_image, new_shape, order=0, preserve_range=True,
anti_aliasing=False).astype(int)
# نمایش نتایج
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title("Input Image")
plt.imshow(input_image, cmap='gray', interpolation='nearest')
plt.axis('off')
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title("Output Image (Upsampled)")
plt.imshow(output_image, cmap='gray', interpolation='nearest')
plt.axis('off')
plt.show()
```



افزایش نمونه برداری با روش درون یابی دو بخشی

- تعیین فاکتور مقیاس (Scaling Factor) جهت میزان بزرگنمایی
  - استفاده وزن دار از چهار پیکسل مجاور (به نسبت فاصله پیکسل جدید از هر یک از پیکسل‌های اصلی) برای تخمین مقدار پیکسل جدید

- **فرمول کلی:**
  - برای تخمین مقدار پیکسل جدید $I(x,y)$ در موقعیت (x,y)

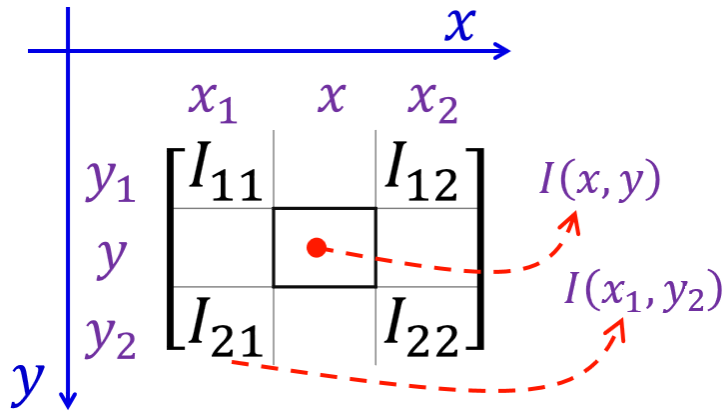
فاصله پیکسل جدید از پیکسل اصلی در محور x $\rightarrow A = dx = x - x_1$

$B = 1 - dx$

فاصله پیکسل جدید از پیکسل اصلی در محور y $\rightarrow C = dy = y - y_1$

$D = 1 - dy$

مقدار پیکسل جدید $\rightarrow I = I(x,y)$



$$I(x,y) \approx \mathrm{BD}I_{11} + \mathrm{BC}I_{12} + \mathrm{AD}I_{21} + ACI_{22}$$

مثال روش درون یابی دو بخشی

- محاسبه مقدار پیکسل جدید در مختصات $I(0.5,0.5)$

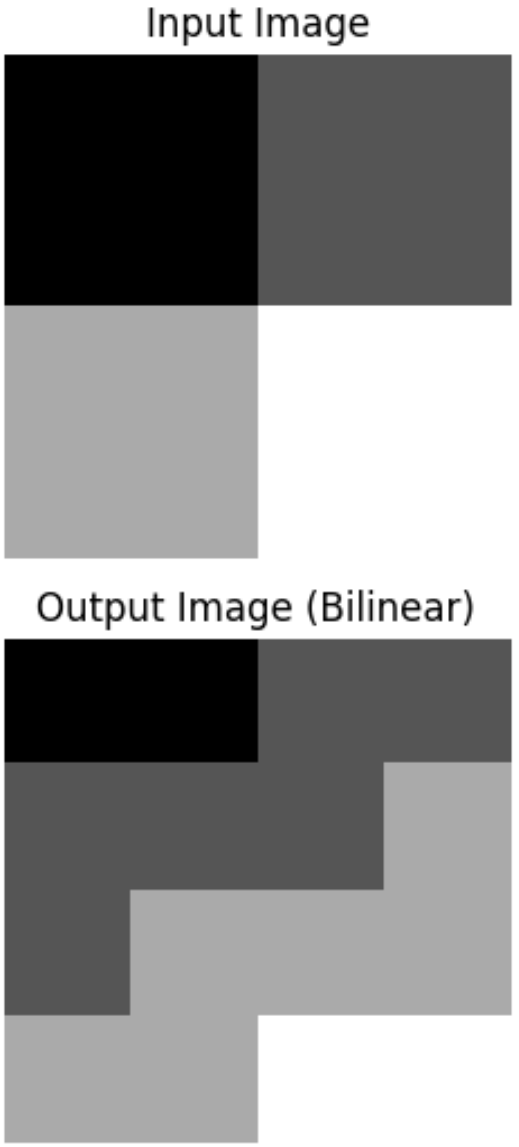
$$x = 0,1 \quad y = 0,1 \Rightarrow \begin{aligned} A &= dx = x - x_1 = 0.5 - 0 = 0.5 \\ B &= 1 - dx = 1 - 0.5 = 0.5 \\ C &= dy = y - y_1 = 0.5 - 0 = 0.5 \\ D &= 1 - dy = 1 - 0.5 = 0.5 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} I(0.5,0.5) &\approx \mathrm{BD}I_{11} + \mathrm{BC}I_{12} + \mathrm{AD}I_{21} + ACI_{22} \\ &= 0.25 \times 1 + 0.25 \times 2 + 0.25 \times 3 + 0.25 \times 4 = 2.5 \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \xrightarrow{S=2} \Longrightarrow \begin{bmatrix} 1.0 & 1.5 & 2.0 & 2.0 \\ 2.0 & 2.5 & 3.0 & 3.0 \\ 3.0 & 3.5 & 4.0 & 4.0 \\ 3.0 & 3.5 & 4.0 & 4.0 \end{bmatrix}$$

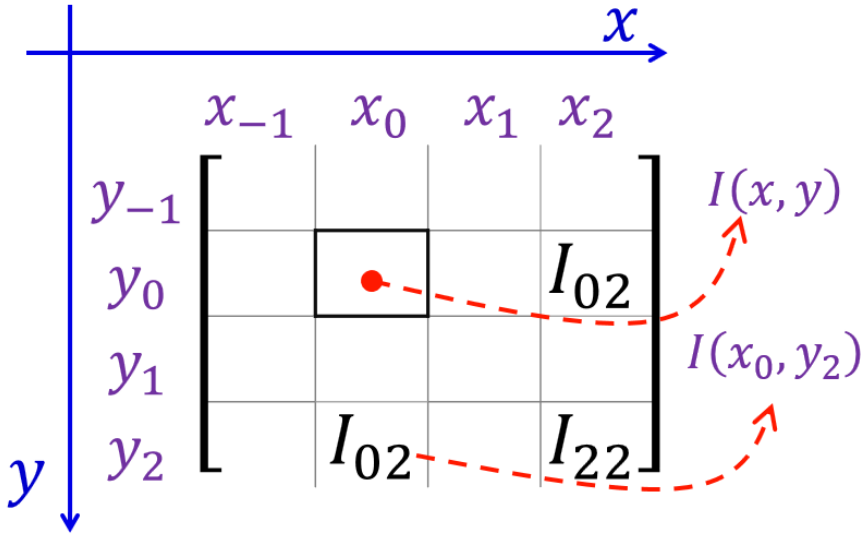
کد پایتون روش درون یابی دو بخشی

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.ndimage import zoom
# تعریف تصویر ورودی
input_image = np.array([[1, 2], [3, 4]])
# فاکتور مقیاس
scale_factor = 2
#  افزایش نمونه‌برداری با روش Bilinear Interpolation
output_image = zoom(input_image, scale_factor, order=1)
# نمایش تصاویر
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title("Input Image")
plt.imshow(input_image, cmap='gray', interpolation='nearest')
plt.axis('off')
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title("Output Image (Bilinear)")
plt.imshow(output_image, cmap='gray', interpolation='nearest')
plt.axis('off')
plt.show()
```



افزایش نمونه برداری با روش درون یابی سه بخشی

- یکی از پیشرفته ترین روش‌های درون‌یابی تصویر است که کیفیت بالاتری نسبت به روش‌های نزدیک‌ترین همسایه و دو بخشی ارائه می‌دهد.
- از مقادیر ۱۶ پیکسل مجاور (شبکه ۴×۴) و تابع مکعبی برای محاسبه مقدار پیکسل جدید استفاده کرده که می‌توانند تغییرات شدت روشنایی (یا رنگ) را بهتر مدل کنند.
- **مراحل انجام**
  - **تعیین فاکتور مقیاس (Scaling Factor)** که بیانگر بزرگی تصویر حاصل به اندازه S برابر تصویر اصلی است.
  - **محاسبه مقدار پیکسل‌های جدید**: برای هر پیکسل جدید، مقادیر ۱۶ پیکسل مجاور شناسایی شده و وزن‌های تابع مکعبی محاسبه می‌شوند.



$$\omega(x) = \begin{cases} 1.5|x|^3 - 2.5|x|^2 + 1 & 0 \le |x| < 1 \\ -0.5|x|^3 + 2.5|x|^2 - 4|x| + 1 & 1 \le |x| < 2 \\ 0 & 2 \le |x| \end{cases}$$

$$I(x,y) \approx \sum_{i=-1}^{2} \sum_{j=-1}^{2} I(x_i, y_i)\omega(i)\omega(j)$$

مثال روش درون یابی سه بخشی

- محاسبه مقدار پیکسل جدید در مختصات $I(2.5,3.5)$

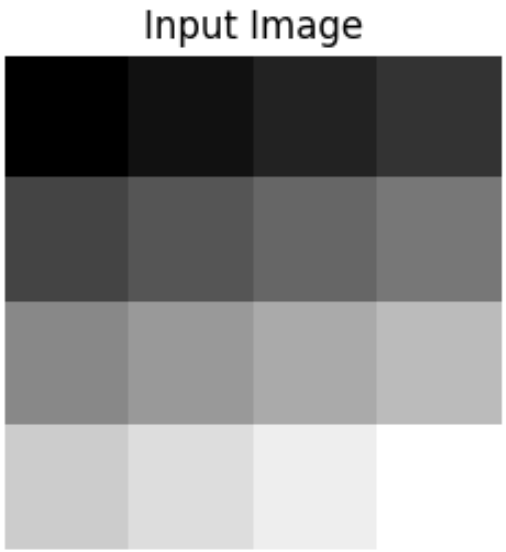
$$Input\ Image: \begin{bmatrix} 10 & 20 & 30 & 40 \\ 50 & 60 & 70 & 80 \\ 90 & 100 & 110 & 120 \\ 130 & 140 & 150 & 160 \end{bmatrix} \qquad \begin{matrix} x_0 = 2 & dx = 0.5 \\ y_0 = 3 & dy = 0.5 \end{matrix}$$

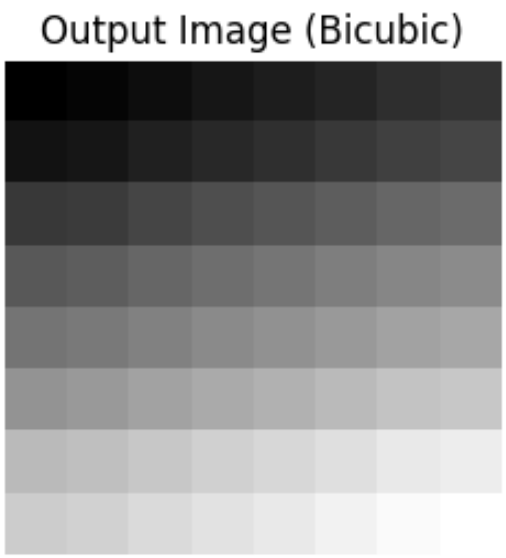
$$\omega_x = \omega(-1) \to x = 1, \omega(0) \to x = 2, \omega(1) \to x = 3, \omega(2) \to x = 4$$
$$\omega_y = \omega(-1) \to y = 2, \omega(0) \to y = 3, \omega(1) \to y = 4, \omega(2) \to y = 5$$

$$I(2.5,3.5) \approx \sum_{i=-1}^{2} \sum_{j=-1}^{2} I(x_0 + i, y_0 + j)\omega(i)\omega(j) = ?$$

کد پایتون روش درون یابی سه بخشی

```
import numpy as np
from scipy.ndimage import zoom
import matplotlib.pyplot as plt
# تعریف تصویر ورودی
input_image = np.array([[10, 20, 30, 40],
                        [50, 60, 70, 80],
                        [90, 100, 110, 120],
                        [130, 140, 150, 160]])
# فاکتور مقیاس
scale_factor = 2
#  افزایش نمونه‌برداری با روش Bicubic
output_image = zoom(input_image, scale_factor, order=3)
# نمایش تصاویر
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title("Input Image")
plt.imshow(input_image, cmap='gray', interpolation='nearest')
plt.axis('off')
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title("Output Image (Bicubic)")
plt.imshow(output_image, cmap='gray', interpolation='nearest')
plt.axis('off')
plt.show()
```





سؤال؟