Subject:
Year. Month. Date. (1)

بینایی ماشین

کیوان دشتکی
۰۹۱۲-۲۱۲۹۴۰۴
AV-AA

ترم دوم ۸۸-۱۳۸۷

* کلاس
  - یکشنبه - سه‌شنبه ۴:۳۰ ~ ۱۰:۴۵
  - حضور غیاب می‌شود
  - نیمسال دوم تحصیلی ۸۸-۱۳۸۷

* ارزیابی
  - امتحان پایان ترم ۵۰٪
  - کار مطالعاتی ۲۵٪
  - کار پیاده سازی ۲۵٪

MATLAB ← پردازه‌ی اصلی

* مراجع

- Introductory Techniques for 3D Computer Vision
  by: Trucco , Veri
  pub: Prentice-Hall , 1998

نامه جامعیت، مرجع

- Image Processing, Analysis and Machine Vision
  by: M. Sonka , V. Hlavac , R. Boyle
  pub: Chapman & Hall

جامع و عمیق

- Machine Vision
  by: R. Jain , R. Kasturi , B.G. Schunck
  pub: McGraw Hill , 1995

حرف

Subject:
Year. Month. Date. ( )

- Computer Vision : A Modern Approach
  by: D.A. Forsyth , J. Ponce
  pub: Prentice_Hall , 2003

پیچیده و حجیم ، بی نقص

- Algorithms for Image Processing & Computer Vision
  by: J.R. Parker
  pub: Wiley , 1997

دارای الگوریتم

- Vision in Man and Machine
  by: M.D. Levine
  pub: McGraw-Hill , 1985

پرداختن به سیستم های بینایی موجودات زنده

- Computer Vision
  by: D.H. Ballard , C.M. Brown
  pub: Prentice-Hall , 1982

* کنفرانس های مرتبط

- Intl. Conf. on Computer Vision (ICCV)
- Intl. Conf. on Computer Vision & Pattern Recognition (CVRP)
- Intl. Conf. on Image Processing (ICIP)
- Intl. Conf. on Pattern Recognition (ICPR)
- European Conf. on Computer Vision (ECCV)

Subject:

Year Month Date 2

* مجلات مرتبط

- Intl. J. of Computer Vision
- IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence (PAMI)
- Pattern Recognition
- Pattern Recognition letters
- Computer Vision & Image Understanding
- Machine Vision & its Application
- Image and Vision Computing J.

} Elsevier

- IEEE Trans. on Image Processing
- IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics

* سایت های اینترنتی مرتبط

- The Computer Vision Homepage
  cs.cmu.edu/cil/vision.html
- The Pilot European Image Processing Archieve Homepage
  peipa.essex.ac.uk

PqPCO این سری مقاله حاوی کدهای لازم برای تهیه لیست، آرشیو، مرور، نرم‌های تحقیقاتی، نتایج تحقیقاتی، مطالب آموزشی و ... می‌باشد

Subject :

Year . Month . Date . ( )

- The Annotated Computer Vision Bibliography

  iris . usc . edu / vision - notes / bibliography / contents . html

  یک مجموعه از مقالات چاپ شده به صورت برخط و اطلاعیه‌ی ژورنال‌ها و کنفرانس‌ها

- Comprehensive Bibliographies of Azriel Rosenfeld

  از طریق FTP و از طریق سایت ۳

- CV Online

  dai . ed . ac . uk / dailib / staff / personal_pages / rbf /

  CVonline / CVentry . htm

  حاوی یک مجموعه از یادداشت‌های آموزشی در مورد روش‌های کاربردی بینایی ماشین از دانشگاه ادینبرگ

- The Vision List
- The Pixel

  بولتن‌های الکترونیکی هستند که اخبار، درخواست‌ها و جشنواره‌ها را اعلام می‌کنند.

Subject:
Year. Month. Date. 3

* مباحث اصلی درس

• مقدمات

تعریف بینایی ، کاربردها ، مدلهای بینایی ماشین

• پیش پردازش

روشهای مختلف برای بهبود تصاویر (مناسب کردن برای مقادیر بعدی)

• تقطیع یا ناحیه بندی تصاویر (پیچیدن)

تقطیع مبتنی بر لبه ← اپراتورهای تشخیص لبه
تشخیص پیرامون
تقطیع

تقطیع مبتنی بر تشابل نواحی ← روشهای تشابل ناحیه
تقطیع

تقطیع مبتنی بر بافت

تقطیع مبتنی بر سنجش عمق

تقطیع با استفاده از حرکت ← روشهای تشخیص حرکت

تقطیع با استفاده از تطبیق طیف ← تطبیق ، طیف
تبدیل عمل تطبیق
تطبیق در تصاویر باینری

• ارائه

ارائه ساختارهای هندسی دوبعدی و سه بعدی

• شناسایی اشیا و درک تصاویر

• اصول رنگ

• تصویر برداری مورفولوژیکی

Subject:
Year. Month. Date. ( )

مقدمات

* لغات متفاوت

I. پردازش تصویر	Digital Image Processing
II. آنالیز تصویر	Digital Image Analysis
III. آنالیز صحنه	Scene Analysis
IV. بینایی کامپیوتر	Computer Vision
V. بینایی ماشین	Machine Vision
VI. بینایی محاسباتی	Computational Vision

- گروه I ← پردازش ← خروجی تغییر یافته از ورودی است.

☑ حذف نویز : تصویر نویزی ← تصویر بی نویز

- گروه II تا VI ← تحلیل ← تبیین اجزای تشکیل دهنده تصویر

Image Analysis
Scene Analysis
Vision

↓ سطح بالاتر

Subject:
Year. Month. Date. 4

* بینایی ماشین:

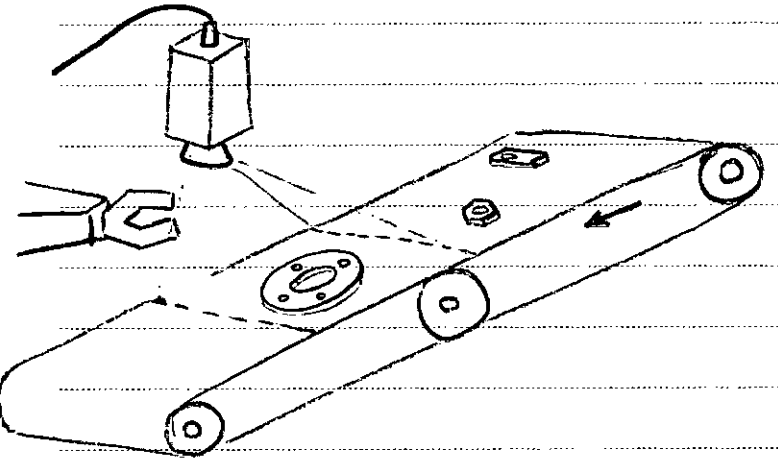
• تعریف
بینایی ماشین تقریبا گرفته شده از یک صحنه را تحلیل و صحنه را توصیف می کند.

• توصیف صحنه
توصیف اشیا موجود در صحنه و تعیین ارتباطات آنها

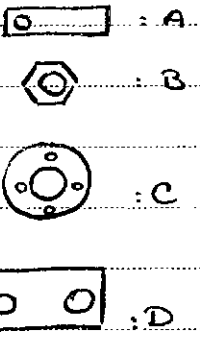
• توصیف اشیا؟
ارائه یک شی با ویژگیها یا مشخصات آنها
یک شی بی نهایت توصیف دارد.
توصیفات می تواند به درجات مختلف کامل باشد.
اشیا را می توان به طور کامل توصیف نمود.
توصیف کامل مطلوب هم نسبت چون پیچیدگی غیر ضروری به مسئله اضافه می کند.

• توصیف مطلوب
ساده ترین توصیف که برای کاربرد مورد نظر مفید و کافی باشد.

* برداشتن قطعات از روی یک نوار نقاله توسط ربات



۴ نوع شی:



صحنه بخشی از فضای سه بعدی است که تصویر نظاره می کنیم.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

توصیف صحنه : نوع شیء ، مکان شیء ، وضعیت شیء (طراز قرارگرفتن)

orientation

کلاس ← A, B, C, D

مختصات مرکز ثقل

امتداد اصلی

توصیف اشیا :

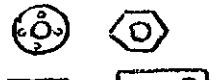
مستطیل محیطی ← محاسبات زیاد

شمارش تعداد سوراخها ← محاسبات زیاد

دایره‌ای یا مستطیلی

تعداد اضلاع ← محاسبات زیاد

✓ میزان گرد بودن ← دسته ۱

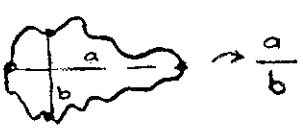


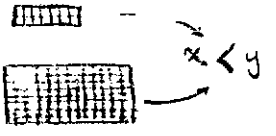
دسته ۲

نسبت بزرگترین بعد به کوچکترین بعد

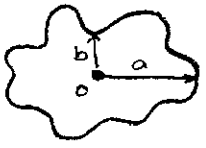
✓ اندازه ← تعداد نقاط تشکیل دهنده شیء

انتخاب دیرکلیها :





یا



o : مرکز ثقل

a : دورترین فاصله خطا تا مرکز ثقل

b : نزدیکترین فاصله

Subject:
Year. Month. Date. 5)

* چند اصطلاح

• تصاویر عام (generalized images)
تصویری شامل ارایه داده‌ای تصویری ورودی
تصویر ذاتی (intrinsic) ویژگی‌هایی از صحنه را نشان می‌دهند
☑ فاصله نقاط تا دوربین

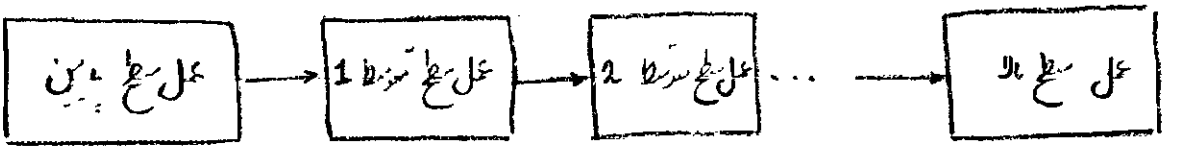
• عملیات سطح پایین، سطح متوسط، و سطح بالا
مرزهای خیلی مشخص و محکم نیستند

• عملیات سطح پایین
ورودی عموماً یک تصویر، سطح خاکستری است.
تصویر خاکستری را به صورت مناسبتری تبدیل می‌کند.
☑ تشخیص نقاط مرزی لبه
تشخیص نواحی مختلف

• عملیات سطح بالا
خروجی عمل، خروجی سیستم بینایی است
☑ تطبیق با طبیعت

• عملیات سطح متوسط
عملیاتی هستند در سطح پایین و در سطح بالا
ورودی این عملیات، خروجی عملیات سطح پایین یا سطح متوسط دیگر است
خروجی این عملیات، ارایه مناسبتر برای استفاده در تدهای بعدی است
مناسبتر: ساده‌تر، بیان فشرده‌تر، مفیدتر برای تدهای بعدی

Subject:
Year. Month. Date. ( )



اتصال نقاط روی لبه، تشکیل مرزهای بین تشخیص مختلف، و داشتن نقاط روی مختلف یافتن گوشه ها

* بینایی معمولاً این فرآیند محاسباتی

• شدت روشنایی در یک نقطه تصویر به چه عواملی وابسته است؟

- روشنایی تابش شده بر صحنه
  - شدت
  - جهت
  - ظل موج
- مشخصات انعکاسی سطح اجسام
  - بافت و بران
  - رنگ
  - جنس و ...
- موقعیت اجسام نسبت به دوربین و منبع نور
- مشخصات جذب و پخش نور در محیط تصویر برداری (غبار، دود)
- مشخصات هندسی و نوری حس کننده دوربین

• شدت روشنایی در یک نقطه تصویر حاصل ترکیب تأثیرات متعدد است.

• در تقدیر برداری ، صحنه سه بعدی مربوطی صحنه دوبعدی تقریبی می‌شود و لذا اطلاعات بعد سوم از بین می‌رود.

• تفسیر صحنه از روی مدت روشنایی نیاز مند دانش لازم در قالب مدلهای صحنه، روشنایی و تقدیر برداری می‌باشد.

• مدلهای صحنه : توصیف صحنه سه بعدی با سطوح و اشیاء و روابط آنها

• سطوح و اشیاء ← پیوسته
← هموار
← بیضوی با قوانین فیزیکی مرکز ثقل
← بازتابنده
← قابل تردد
← ...

• مدلهای روشنایی : دو نوع منبع را می‌توان در نظر گرفت

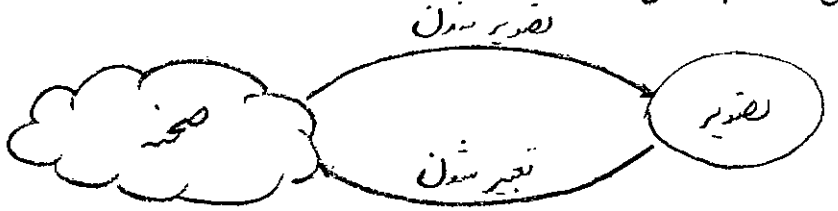
— منابع نوری اولیه ← خورشید
← شدت بالا
← محدوده طیفی تحت پوشش
← دور
← ...

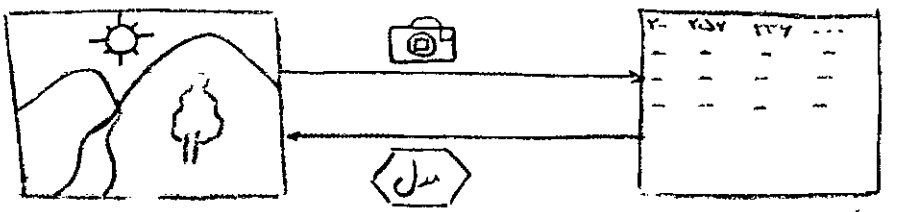
— منابع نوری ثانویه ← انعکاس
← سایه‌اندازی
← پخش نور در روی سطوح نزدیک صحنه
← ...

Subject:
Year. Month. Date. ( )

- مدلهای حسگر: مشخصات هندسی و نوری حسگر را توضیح می دهد.
  - هندسی: چگونه نقاط صحنه به نقاط تصویر نگاشت می شود
  - نوری: چگونه شدت نور دریافت شده به کمیت عددی تبدیل شود.

- مدلهای نوع سوم مشخص می کنند تشکیل تصویر و تعیین خصوصیتی قابل پیاده سازی از اشیاء و سطح، منابع نوری و هندسیت مشاهده که به کدترین وجه با داده های تصویر ها هماهنگی دارند به کار می رود.





جستجوی گسترده ← سرعت !!!

- تغییر مبتنی بر تصاویر بسیار پیچیده است.

- فضای جستجو بسیار بزرگ است.

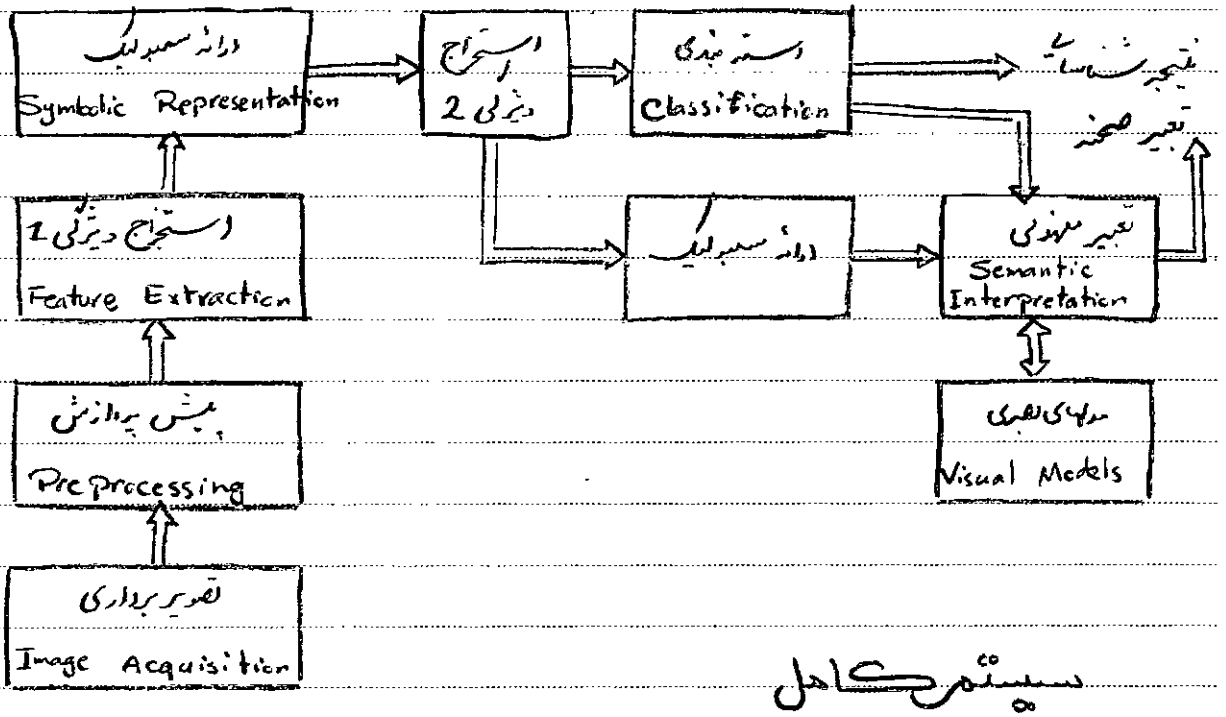
- می توان از اتفاقات و ابزار مشاهده کننده و اطلاعات استخراج شده از تصویر مناسبترین تغییرات را انتخاب و جستجو را در سوی آنها انجام داد.

- بینایی در انسان بر پایه مدل است.
  - سگ خانگی در زمینه برفی

Subject:
Year. Month. Date. (7)

* مدلهای سیستم های بینایی ماشین

Hierarchical Bottom-Up Model ۱- مدل سلسله مراتبی پایین به بالا



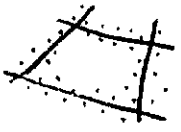
سیستم کامل

- تصویر برداری ← مناسب ساده کردن الگوریتم با تصویر برداری (فیزیک تصویر برداری)
- پیش پردازش ← مناسب کردن تصویر (با الگوریتم)
  - رفع نویز
  - رفع تاری
  - برجسته تر نمودن ویژگی های مورد نظر

Subject:
Year. Month. Date. ( )

- استخراج ویژگیهای 1 ← ویژگیهای اولیه استخراج می‌شوند
  - ☑ نقاط مرزی لبه ها

- ارائه سمبولیک ← تشکیل سمبولهایی از مرزهای ویژگیهای استخراج شده
  - ☑ تعیین خطوط پیرامون شکل



- استخراج ویژگیهای 2 ← تعیین ویژگیها از سمبلها
  - ☑ طول خطوط ، طول پیرامون

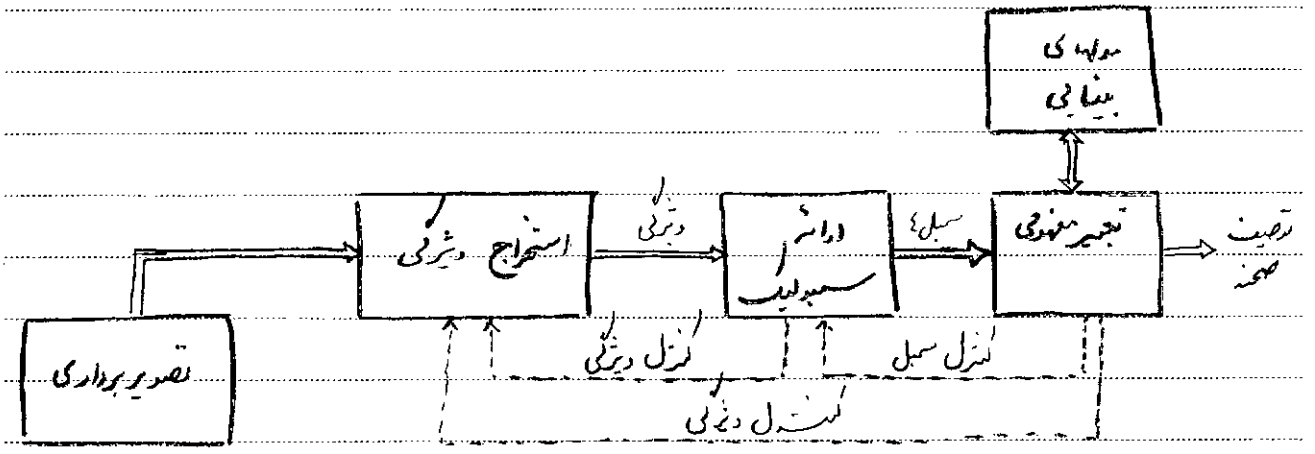
- این مدل سطح کاربردی با تعداد محدود که در آنها توصیف کار ساده ای است و تغییرات تضادی در دودی هم می‌تواند مراقب باشد.

۲- مدل سلسله مراتبی مینسکی و پاپرت

- مکانیسم تعدیل ویژگی ← کنترل ویژگی
  - درخواست ویژگی بیشتر

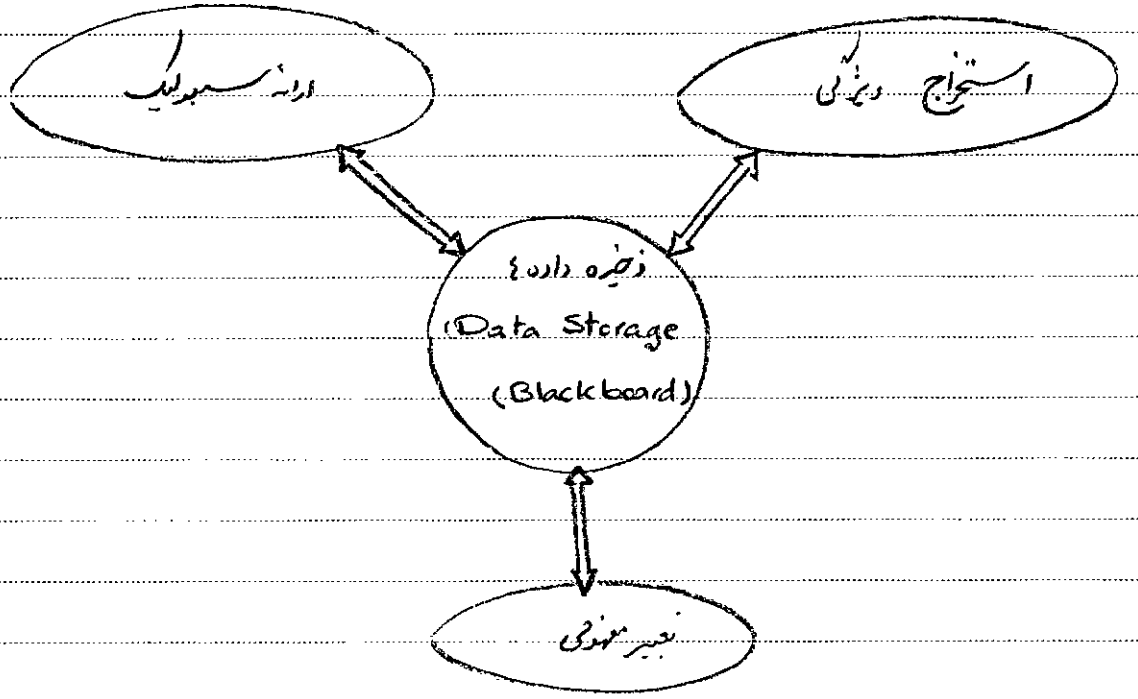
- مکانیسم تعدیل کنترل ← کنترل سمبلیک
  - کنترل ویژگی

- کنترل توزیع شده
  سلسله مراتبی
  هدایت شده با هدف (Goal - Oriented)



۳- مدل تخته سیاه

Reddy & Newell Blackboard Model

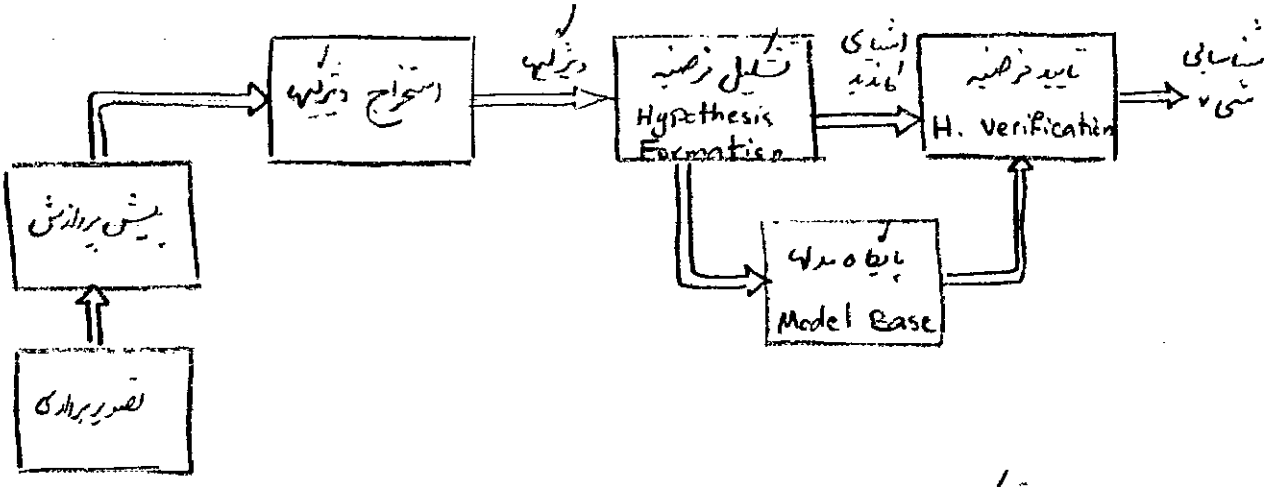


• کنترل ← مرکزی یا توزیع شده (خودگردان)
• شبیه مدل سیستم تجزیه

Subject :

Year . Month . Date . ( )

۴- مدل جین (Jain)



• تشکیل فرضیه

با توجه به ویژگیهای ورودی، این مدل به وجود اشیاء مختلف در صحنه احتمال نسبت می‌دهد

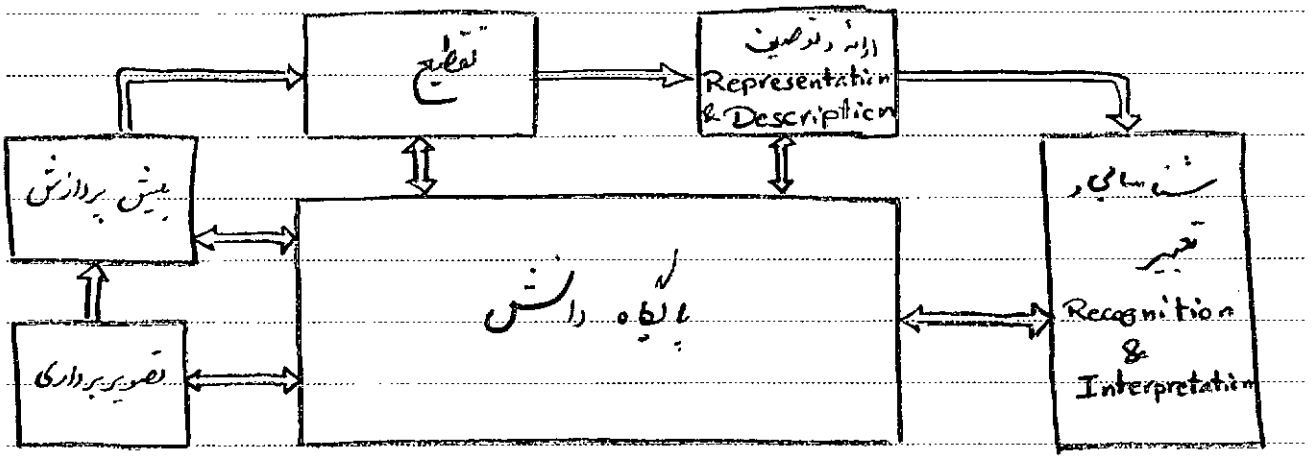
• تایید فرضیه

با استفاده از مدلها، احتمالات اشیاء تصحیح می‌شود. در نهایت شی دارای بالاترین احتمال تایید می‌شود.

• پایگاه مدلها

حاوی همه مدلهای آشنا برای سیستم است.

۵- مدل لوتزالر



* تصاویر رقمی

• تصویر رقمی نمونه تصاویر پیوسته است در نقاط مشخص

• تصاویر تک رنگ $f(x,y)$

مختصات نقطه در صفحه تصویر : (x,y)

شدت روشنایی در نقطه : $f(\cdot)$

• تصویر رنگی ⟺ تصویر سیاه و سفید

تصویر رنگی ⟺ تصویر تک رنگ

chromatic — monochrome

• تصویر سطح خاکستری ⟺ تصویر سیاه و سفید

Gray scale — Binary

حاوی نقاط دارای خاکستری مختلف — نقاط حاوی نقاط سیاه و سفید

• تصاویر آنالوگ ← تصویر پیوسته

پیوسته : (x,y) ← پیوسته

پیوسته : $f(x,y)$ ↙

Continous Image

Subject :

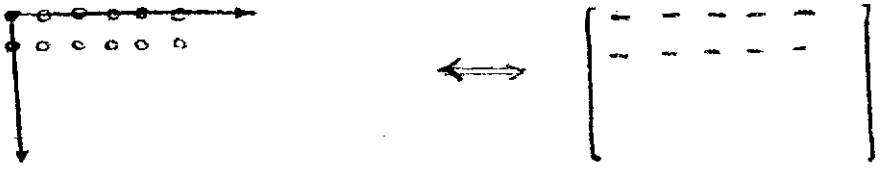
Year . Month . Date . ( )

- تصویر رقمی ⟵ { گسسته: (x, y) ، گسسته: $f(x, y)$

هر نمونه‌ای از تصویر دیجیتال به گسسته سازی در دستگاه مختصات و گسسته سازی هم گسسته است.

- $f(x, y)$ معمولاً با یک ماتریس ارائه می‌شود.

مرسوم است که در تصاویر دستگاه مختصات بالا و چپ باشد ⟵ اولین نقطه هر نقطه تصویر رقمی ⟵ picture element ⟵ pixel ⟵ pel



علت انتخاب این استاندارد برای دستگاه مختصات تطابق یک به یک با نمایش ماتریس است.

- سیستم کار در نرم‌افزار متلب مختصات بر روی صفحه مستطیل می‌شود. چون اهمیت عملیات حول مرکز در هر ۴ ربع است.

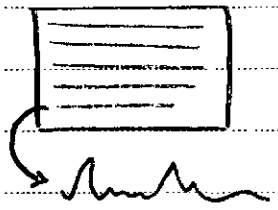
- $f(x, y) : M \times N \longrightarrow x = 0, 1, \ldots, M-1$

$\searrow\ y = 0, 1, \ldots, N-1$

Subject :

Year . Month . Date . 10

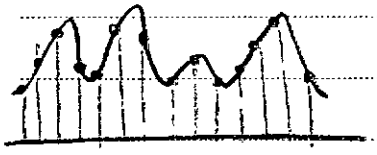
• دریافت آنالوگ



برسطح سیگنال ویدئو است.

مشخصات این سیگنال با استاندارد PAL, SECOM, ... مشخص می‌شود.

• رقمی کردن



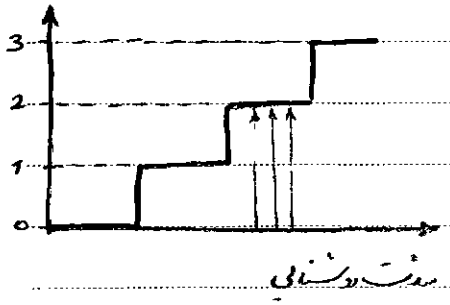
Digitizer ← فاصله نمونه‌برداری مناسب

↓ استاندارد حقیقی

• کوانتیزه کردن سطوح خاکستری

Quantizer ← نگاشت مقادیر به مجموعه محدود

G ← تعداد سطوح خاکستری



• متعدل است

$M = 2^m$

$N = 2^n$

$G = 2^g$

⇒ 0 → سیاه

سفید ← نزدیکترین عدد

$0 < G < max$ → سطوح خاکستری

$g=1 \quad G=2 \quad 0, 1$

$g=2 \quad G=4 \quad 0, 1, 2, 3$

⋮

$g=8 \quad G=256 \quad 0, \ldots, 255$

↳ تعداد بیت در یک مقدار ← 8 bit = 1 byte ⇒ $g=8 \leftrightarrow$ pixel = byte

Subject:

Year. Month. Date. ( )

* جنبه های مدل دیجیتال ارتفاعی

• نرخ نمونه برداری

ورودی ← اطلاعات از دست می رود

باید به اندازه کافی بزرگ باشد تا اطلاعات تصویر از بین نرود. ← قضیه شانون

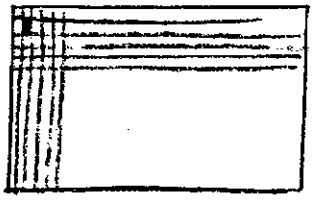
• درونیابی کردن سطوح خاکستری

تعداد سطوح مطرح شود

• ارتباط سنجیدن نمونه ها

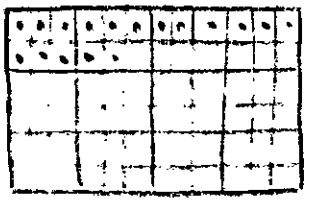
پیکسل ← نقطه ← ناحیه کوچک

مقدار هر پیکسل ← میانگین رنگهای ناحیه

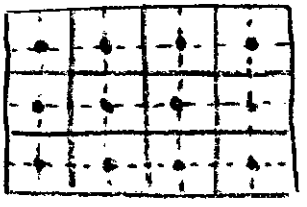


نوری نمونه برداری ← اتصال مرکز سلولها

نحوه قرارگرفتن نقاط نمونه برداری در صفحه را نشان می دهد Sampling Grid

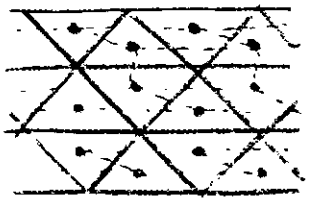


نحوه قرارگرفتن سلولها در صفحه ← Tesselation



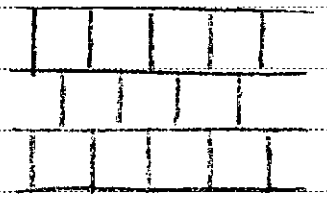
مربعی

☑ مثلثی Tesselation

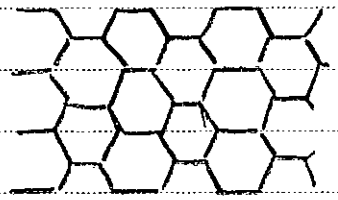


Subject:
Year. _ Month. Date. 11

Tesselation مستطیلی ☑



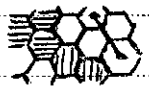
Tesselation شش ضلعی ☑



* دو سئوال برای Tesselation

۱- دو شی بهم متصل هستند یا نه؟

۲- فاصله در نقطه چقدر است؟

	تعیین اتصال	فاصله
	شکل دارد	ساده ترازبتنه
	بسیار کلی	کمی دشوار
	قابل تشخیص	کمی دشوار
	شکل دارد	کمی دشوار

• از نظر سمت انتزاری عموماً ساختار مربعی بکار می رود.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

* محاسبه فاصله

- اقلیدسی D_e
- City Block D_{cb}
- Chess board D_{ch}

Subject:
Year. Month. Date. 92

پیش پردازش

* هدف از پیش پردازش ایجاد تغییر در تصویر ورودی است به طوری که آثار ناخواسته تضعیف و یا حذف شوند و یا ویژگی‌های تقویت شوند.

* عملیات پردازش

۱- عملیاتی که شدت روشنایی نقطه را با توجه به وضعیت خود نقطه تغییر می‌دهند.

Point Operations

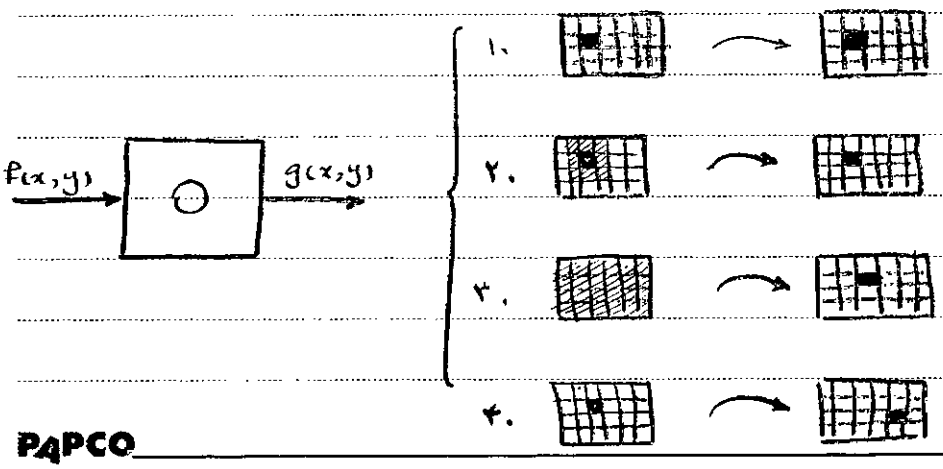
۲- عملیات محلی که شدت روشنایی نقطه را بر مبنای شدت روشنایی نقاط همسایگی یک نقطه تغییر می‌دهند.

Local Operations

۳- روشهای سراسری که شدت روشنایی را با توجه به کل نقاط تصویر تغییر می‌دهند.

Global Operations

۴- تبدیلات هندسی که شدت روشنایی را با توجه به شدت روشنایی نقطه دیگر تغییر می‌دهند.



Subject :
Year . Month . Date . ( )

☑

۱- منفی کردن تصاویر ۲۵۶ سطحی

$g(x,y) = 255 - f(x,y)$

۲- مساوی کردن نقاط
حداکثر کردن نقاط

۳- انتقال
چرخش

* عملیات نقطه‌ای

• تصحیح شدت روشنایی — Brightness Correction

شدت روشنایی پرسلهای تصاویر آنها تغییر داده می‌شود

• تغییر مقیاس سطوح خاکستری — Grayscale Transformation

* تصحیح شدت روشنایی

• به طور ایده‌آل در دستگاههای تصویربرداری، حس تصویر نباید به مکان نقطه حساس باشد، اما اغلب اینچنین نیست.
• این عوامل در تصویر خروجی‌های دانسیته به مکان نقطه وابسته می‌کنند.

۱- لنزها اشعه‌های نور را هرچه از محور لنز دورتر باشند بیشتر تضعیف می‌کنند.

۲- حساسیت عناصر مختلف سنسور کاملاً برابر نیست.

۳- روشنایی تابیده شده به صفحه نیز کاملاً یکنواخت نیست.

Subject:
Year Month Date 13

• برای حذف اعوجاج هندسی:

$$f(i,j) = e(i,j) \times g(i,j)$$

f: تصویر حاوی خطا — g: تصویر بدون خطا

محاسبه $e(i,j)$ ؟

• یک سطح خاکستری تماماً ثابت ($f(x,y) = c$) را به کار گرفته، تصویر آن را با دوربین برداشت کرده و f_c می نامیم.

$$f_c(i,j) = e(i,j) \times c$$

$$f(i,j) = \frac{f_c(i,j)}{c} \times g(i,j)$$

$$g(i,j) = \frac{c}{f_c(i,j)} \times f(i,j)$$

• در کاربردهای دقیق

* تبدیل مقیاس سطوح خاکستری

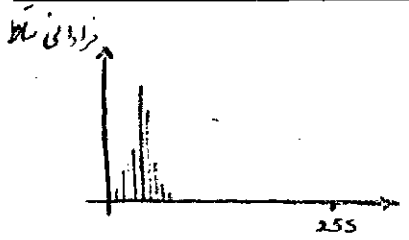
$$f(x,y) \longrightarrow g(x,y)$$

$$p: [p_1, p_2, \dots, p_K] \longrightarrow q: [q_1, q_2, \dots, q_K]$$

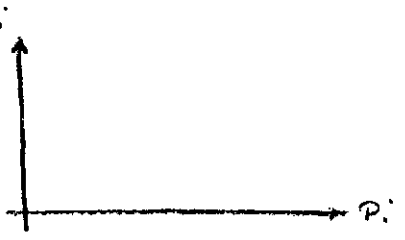
$$q_k = T(p)$$

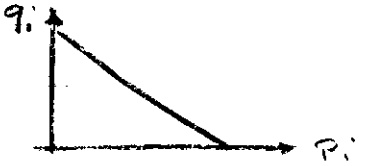
☑ عکس در زوم خیلی کم
تصویر دارای کنتراست کم

Subject:
Year. Month. Date. ( )



- نمودار متناظر برای

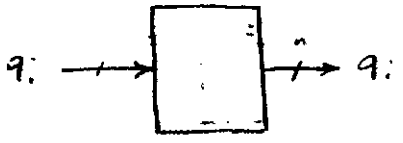




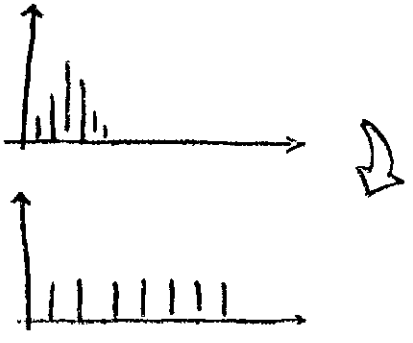
→ تقاطع کردن

☑ تبدیل به هیستوگرام مسطح

- بصورت سخت افزاری نیز قابل پیاده سازی است
مثلاً Lookup Table



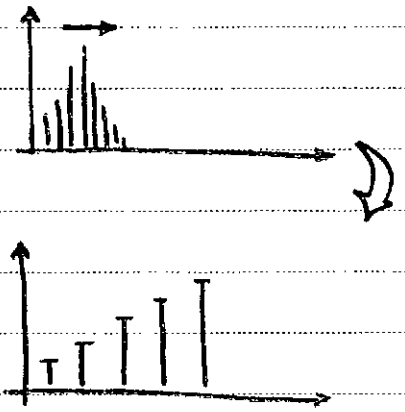
- روش یکسان سازی هیستوگرام
سعی می شود سطوح خاکستری بصورتی تغییر داده شود
به طوری که هیستوگرام حاصل یکنواخت (مسطح) باشد.
باعث می شود جزئیات تصویر بهتر دیده شود.
اثر نویز بیشتر می شود.
روش در کتاب گنزالز



Subject:
Year. Month. Date. 14

• تغییر نقطه به طریقی هیستوگرام به شکل دلخواه درآید.

ایده اصلی:
نقاط فراوانی p_0 را در تعداد معدود نظر از
q_0 جای می دهد.
یعنی 20 تا نقطه سطح 120 می خواهیم،
آنقدر از p برمی داریم تا آنها پر کند.
یک راه انتخاب این نقاط اینست که آنها
را جایی برداشت که به میانگین همسایه ها نزدیک
باشند. این کار می تواند باعث نویز
عمل تعدیلی شود.

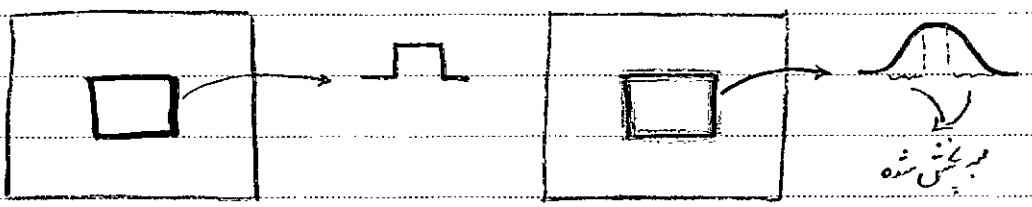


* روشهای محلی
• این عملیات معمولاً فیلتر کردن نیز نامیده می شود.

Smoothing
• هموارسازی
تغییرات سطح خاکستری مجاور را هموارتر می کند.
برای تضعیف یا حذف نویز مفید است.
تاری تصویر را افزایش می دهد ← با لطیع لبه ها):

تاری

تصویر کاملاً تنظیم نشده ← هموارسازی ← تصویر کاملاً تنظیم (کامل Focus.)



لبه‌ی کاملاً واضح با تغییرات ناگهانی

Subject:
Year. Month. Date. ( )

Sharpening

- واضح سازی (تیزسازی)

شدت روشنایی سطوح مجاور تغییراتش افزایش داده می‌شود.
منجر به اطلاعات واضح‌تر می‌شود.

Smoothing

- روشهای هموارسازی

۱- میانگین گیری محلی

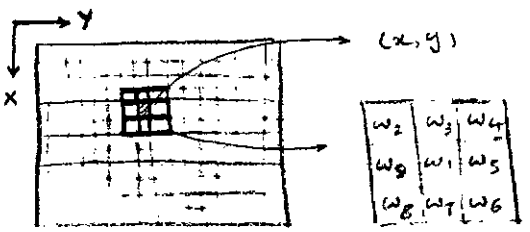
$$g(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{(m,n) \in S} f(m,n)$$

S: همسایگی نقطه

← هرچه همسایگی بزرگتر باشد تاری بیشتر می‌شود.

1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9

ماسک: Template, Mask, Window



$$g(x,y) = \omega_1 \cdot f(x,y) + \omega_2 \cdot f(x-1,y-1) + \omega_3 \cdot f(x-1,y) + \dots + \omega_9 \cdot f(x,y-1)$$

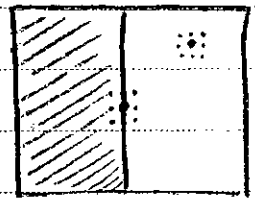
کانولوشن ماسک با تصویر ≡ لغزاندن روی تصویر

Subject:
Year. Month. Date. 15

سایر پنجره‌ها:

$$\frac{1}{9}\begin{bmatrix}1&1&1\\1&1&1\\1&1&1\end{bmatrix} \qquad \frac{1}{10}\begin{bmatrix}1&1&1\\1&2&1\\1&1&1\end{bmatrix} \qquad \frac{1}{16}\begin{bmatrix}1&2&1\\2&4&2\\1&2&1\end{bmatrix}$$

تأکید بیشتر روی خود پیکسل و همسایگی نزدیک تأکید بیشتر روی خود پیکسل



تضعیف نویز
کاهش تیزی لبه
وضوح ↓ و تاری ↑

۲- میانگین‌گیری منتخب Selected Averaging

میانگین‌گیری تنها در مورد نقاطی انجام می‌شود که معیار خاصی را ارضا کنند.

☑ نقاطی که مرکز زیرپنجره‌ای به یک مجموعه معین است در میانگین‌گیری شرکت دهند.
اگر نقطه (m,n) را در نظر بگیریم، ضرایب ماسک

$$t(i,j)=\begin{cases}1 & , \ g(m+i,n+j)\in[\min,\max]\\ 0 & , \ o.w\end{cases}$$

☑ نقاطی که گرادیان آن‌ها از حد خاصی کوچک‌تر باشد در میانگین‌گیری شرکت دهند.
مثلاً لبه‌ها گرادیان بالایی دارند.

۳- میانگین‌گیری با کلیدهای گردان Rotating Mask

این روش به دنبال بخش همگن همسایگی می‌گردد و تنها روی این بخش میانگین محاسبه می‌شود.
فرض کنید تصویر ورودی $f(i,j)$، همسایگی R، معیار همگنی s^2 و تعداد نقاط همسایگی n باشند.

Subject :

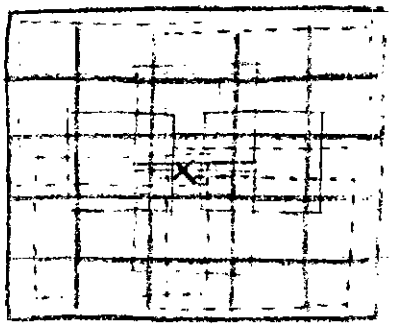
Year . Month . Date . ( )

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{(i,j)\in R} \left[f(i,j) - \frac{1}{n} \sum_{(i,j)\in R} f(i,j) \right]^2$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{(i,j)\in R} f^2(i,j) - \overline{f}^{\,2}(i,j)$$

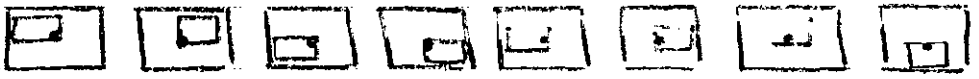
میانگین سیدت روشنایی در همسایگی

☑ مقدار یک همسایگی ۵×۵ ، مشابه زیر همسایگی ۳×۳ در نظر می‌گیریم.



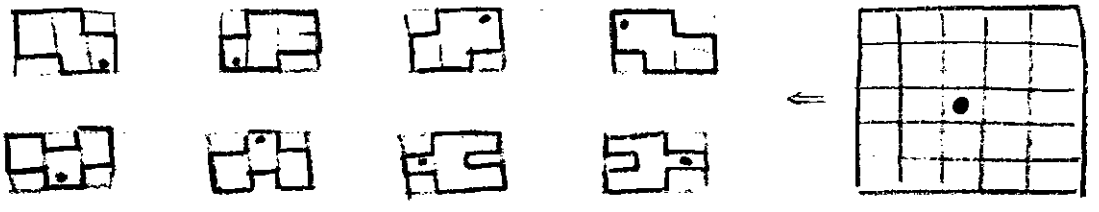
کمترین واریانس از ۸ همسایگی را انتخاب می‌کنه

واقعیت اینست که یک لبه همسایگی را در نظر بگیرد

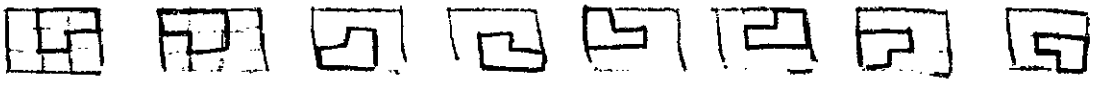


ولی این بلی نه

☑ نوع دیگری همسایگی ۵×۵



☑ نوع دیگری همسایگی ۳×۳



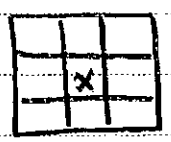
Subject:
Year. Month. Date. 16

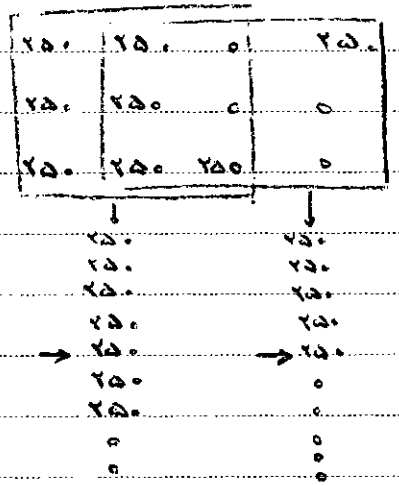
الگوریتم پیاده سازی باین ماسک به قرار زیر خواهد بود:

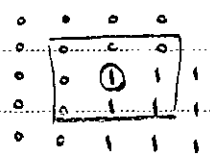
۱- هر نقطه (i,j) را در نظر می‌گیریم
۲- واریانس نقاط متناظر هریک از ماسک‌ها را حساب می‌کنیم.
۳- ماسک متناظر حداقل واریانس را تعیین می‌کنیم
۴- در تصویر خروجی بجای نقطه متناظر (i,j) میانگین نقاط تصویر متناظر همسایگی ماسک تعیین شده در ۳ را قرار می‌دهیم
۵- این الگوریتم را آنقدر تکرار می‌کنیم تا تصویر دیگر تغییر نکند.

۴- فیلتر عدد میانه
Median Filter

در همسایگی تعیین شده توسط فیلتر، شدت روشنایی میانه را تعیین و بجای شدت روشنایی نقطه قرار داده می‌شود.
نویز براحتی پاک می‌شود.
لبه‌ها کمتر می‌شود ← تمیز تری می‌کند.
مشکل اینست که گوشه‌ها را گرد می‌کند و خطهای باریک را حذف می‌کند





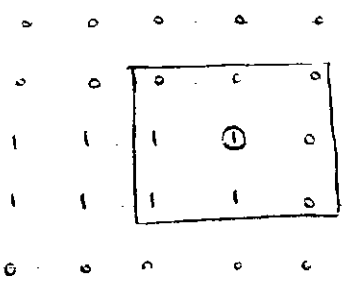


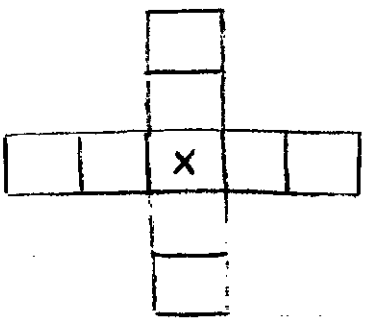
گوشه

PaPCO

Subject:
Year. Month. Date. ( )

☑ خطوط باریک





راه حل آن تغییر همسایگی است :

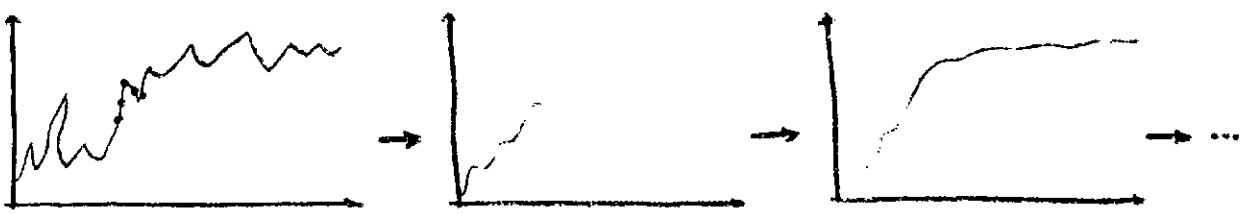
خطوط افقی دائم حذف می شوند .
لوشه های افقی دائم نیز حذف می شوند

پ ن : تغییرات در خروجی اعمال می شود نه تصویر ورودی .

این فیلتر را می توان به دفعات به تصویر اعمال کرد (چون تاری به بار ثابل ندارد)

☑ همسایگی می تواند یک بعدی باشد.

☑ مناسب برای حذف نویز خروجی فیلترهای



۵- فیلتر میانگین غیر خطی

$f(i,j)$ ← پیکسلهای تصویر ورودی $g(i,j)$ ← پیکسلهای تصویر خروجی

$a(i,j)$ ← ضرایب وزن

Subject:
Year. Month. Date. 17

$$g(m,n) = u^{-1}\left[\frac{\sum_{(i,j)\in R} a(i,j)\, u(f(i,j))}{\sum_{(i,j)\in R} a(i,j)}\right]$$

اگر $a(i,j)$ ثابت باشد، فیلتر همومورفیک خواهد بود.

چند فیلتر همومورفیک ساده

$u(f) = f$	فیلتر میانگین عددی
$u(f) = 1/f$	فیلتر میانگین هارمونیک
$u(f) = \log f$	فیلتر میانگین هندسی

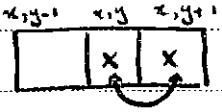
همارسازی با فیلتر پایین گذر نیز امکانپذیر است.

• واضح سازی تصویر

واضح تر نمودن لبه ها به روشهای مختلف با استفاده از گرادیان، لاپلاسین و فیلتر بالاگذر

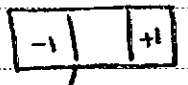
لاپلاسین: دو جهته — گرادیان: یک جهته

$f' = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{\Delta f}{\Delta x}$ ⟹ گسسته ⟹ $\Delta x_{min} = 1 \rightarrow f' \approx$ تفاضل



$\Rightarrow f(x,y+1) - f(x,y)$

$\Rightarrow f(x,y+1) - f(x,y-1) \Rightarrow$



استفاده از کلیشه

-1	0	+1
-1	0	+1
-1	0	+1

Subject :
Year . Month . Date . ( )

• تجهیز و کانتراست
— کانتراست

$$C = \frac{\bar{F} - \bar{B}}{\bar{F} + \bar{B}}$$

$\bar{F}$: میانگین سطح خاکستری اشیای صحنه
$\bar{B}$: میانگین سطح خاکستری نقاط زمینه

— با اصلاح متناسب سطح خاکستری می‌توان کانتراست را تجهیز نمود

* روشهای سراسری

بهسازی (Enhancement) : تجهیز بدون توجه به فرایند خراب کننده تصویر
بازگردانی (Restoration) : تجهیز با توجه به فرایند خراب کننده تصویر

رفع تاری با توجه به فرایند تارکننده تصویر

☑ بازگردانی

— تصویر به علت حرکت مدلخ یا دوربین دچار تاری شده است. — مدل حرکت ✓
— تنظیم نبودن لنز دوربین — مدل سیستم نوری ✓
— ناآرامی‌های جو و تصادیر ماهواره‌ای — مدل ناآرامی ✓
استفاده از فیلتر وینر، فیلتر هلدس و ...

* تبدیلات هندسی
حذف اعوجاجات از تصویر بحث است

☑

روشهای مختلف اصلاح می‌شود.

Subject:
Year. Month. Date. 18

Image Segmentation

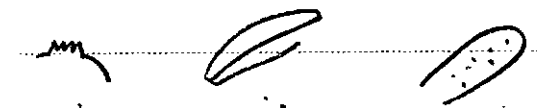
تقطیع

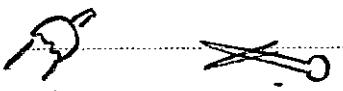
جدا کردن اجزاء تشکیل دهنده تصویر

Edge-based Seg.

* تقطیع مبتنی بر لبه ها

☑ بازی حدس زدن اشکال





- سیستم بینایی انسان بطرح
مرزها بین اهمیت می دهد به
اطلاعات درون اهمیت نمی دهد.

- از اطلاعات دقیق هم می توان به
نتیجه رسید.

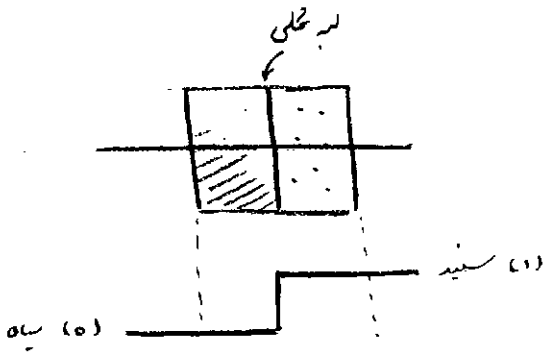
لبه ها در سیستم بینایی انسان بسیار مورد استفاده واقع می شوند.
در واقع شناسایی اغلب اشیاء بطرح ابتدایی لبه ها (پیرامون) میسر است.
در بینایی ماشین نیز از لبه ها استفاده می کنیم.

• تشخیص پیرامون در دو مرحله
۱- تعیین نقاطی که احتمالاً روی لبه هستند.
۲- تعیین پیرامون با استفاده از نقاط مرحله قبل

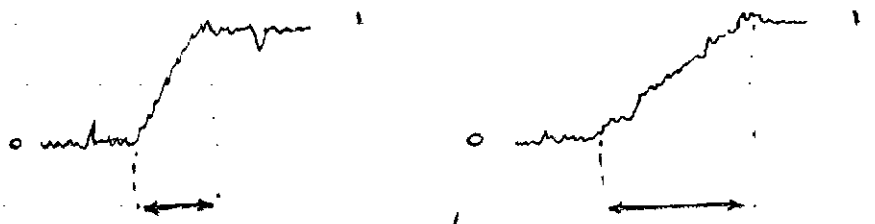
• لبه محلی (local Edge)
قاعده کوچکی از تصویر که در آن سطوح خاکستری بطور ناپیوسته و یا ساده تغییر می کند.

Subject :
Year . Month . Date . ( )

لبه ایده آل



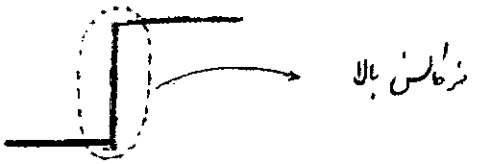
در دنیای واقعی لبه ها عموماً حالت ایده آل را ندارند و دارای نویز نیز می باشند.



لبه چپ : لبه واضح می دارد.

- اپراتور تشخیص لبه (Edge Operator)

اپراتوری است که وجود لبه های محلی را تشخیص می دهد.



در واقع اپراتورهای لبه به فرکانسهای بالا حساس هستند.
نویز نیز دارای فرکانس بالاست
پس اپراتورهای لبه تا حدودی به نویز حساسند (پاسخ می دهند) و نویز را نیز به عنوان لبه معرفی می کنند.
این نامطلوب است.
برای رفع مشکل بهتر است قبل از تشخیص نویز (بصورت واضح تر) پیش پردازش (هموارسازی)

Subject:
Year. Month. Date. 19

• انواع لبه های مزاحم

- لبه های نور پردازی (روشنایی)

Illumination Edges

به واسطه نحوه نور پردازی ایجاد شده اند

لبه های سایه ها هستند.

- لبه های انعکاسی

Reflectivity Edges

به واسطه مدت بازتاب طبیعی سطح صحنه ایجاد می شوند.

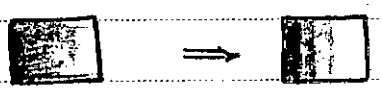
- لبه های بافت

Texture Edges

به واسطه وجود بافت برروی سطح ایجاد می شوند.

- لبه های نویز

به واسطه وجود نویز در تصاویر و اثر نامطلوب سطح خاکستری ایجاد می شوند



False Contour

Noise

وجود این نوع لبه ها تنها برای ما مشکل ساز خواهد بود و الگوریتم را وادار به کار می کند.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

- اپراتورهای لبه

۱- اپراتورهای حاصل از ترکیب مشتق

۲- مجموعه ٔ طبیعی های متعدد حساس به امتدادهای مختلف

۳- روشهای پیچیده تر

- اپراتورهای حاصل از ترکیب مشتق

الف) گرادیان

گرادیان تابع f در (x,y)

$$\vec{G}[f(x,y)] = \frac{\partial f}{\partial x}\hat{i} + \frac{\partial f}{\partial y}\hat{j}$$

بردار واحد در امتداد y — بردار واحد در امتداد x

جهت بردار $\vec{G}$: جهت حداکثر نرخ افزایش $f(x,y)$ است

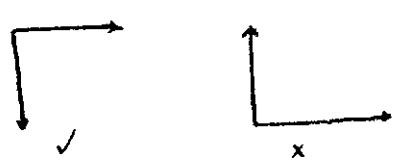
$|\vec{G}|$: حداکثر نرخ افزایش

$\vec{G}$ در نقطه واحد امتداد $\vec{G}$ را می دهد.

$$G = |\vec{G}[f(x,y)]| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}$$

$$\phi(x,y) = \tan^{-1}\frac{\partial f/\partial x}{\partial f/\partial y}$$

زاویه گرادیان



حواسمان به راستا باشد و آنرا عرضی بنامیم

Subject:

Year. Month. Date. 20

حالت پیوسته :

$$f'(x) = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{\Delta f}{\Delta x}$$

چون $\min(\Delta x) = 1$

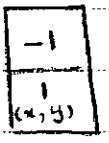
$$f'(x) \simeq \Delta f$$

پس :

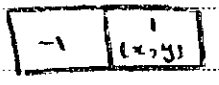
$$\Delta_x f(x,y) = f(x,y) - f(x-1,y)$$

$$\Delta_y f(x,y) = f(x,y) - f(x,y-1)$$

در حالت گسسته :



: Δ_x



: Δ_y

$$G[f(x,y)] = \sqrt{(\Delta_x f)^2 + (\Delta_y f)^2}$$

گاهی برای کم کردن محاسبات داریم :

$$G[f(x,y)] = |\Delta_x f| + |\Delta_y f|$$

زاویه گرادیان :

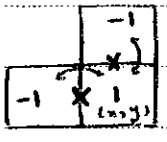
$$\Phi(x,y) = \tan^{-1} \frac{\Delta_y f}{\Delta_x f}$$

توجه :

از لحاظ ریاضی تغییرات باید حول یک نقطه باشد

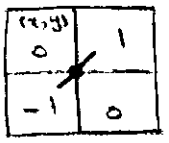
ولی در اینجا حول یک محور است .

برای حل این مساله از تقریب زیر استفاده می شود .

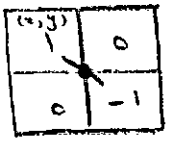


تقریب گرد دیال رابرتز :

Subject:
Year. Month. Date. ( )



Δ_1



Δ_2

$$G[f(x,y)] = \sqrt{(\Delta_1 f)^2 + (\Delta_2 f)^2}$$

$$\Delta_1 f = f(x, y+1) - f(x+1, y)$$

$$\Delta_2 f = f(x, y) - f(x+1, y+1)$$

$$\Phi(x,y) = \tan^{-1} \frac{\Delta_2 f}{\Delta_1 f} + \frac{\pi}{4}$$

برای بدست آوردن برخ تغییرات بردار فاصله Δ_1 و Δ_2 باید بر $\sqrt{2}$ تقسیم شوند.

پروژه شماره 1

- استفاده از MATLAB
- GUI

- یک تصویر را از فایل بخوانید و نمایش دهید.
- آن را به صورت مختلف نویزی کنید و نمایش دهید. ← نوع مختلف / اندازه مختلف
- سه نوع رفع نویز کنید با روشهای مختلف و نمایش دهید.

ب) لاپلاسین

مشتق مرتبه ۲

$$\nabla^2 f(x,y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

تقریب تفاضلی

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

کرنل

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

۴ همسایگی

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

۸ همسایگی

مجموع کرنل ۴ صفر است تا در نواحی ای که لبه نداریم مجموع آن‌ها صفر است.

کرنل برای تاکید اضافی روی همسایگی‌های نزدیک

-1	2	-1
2	-4	2
-1	2	-1

کرنل برای تاکید اضافی روی قطرها

-2	-1	2
-1	-4	-1
2	-1	2

ایراد‌های اساسی در برابر لرادیان:

۱- اطلاعات جهت (امتداد لبه) در لاپلاسین موجود نیست.

لرادیان

Subject :

Year . Month . Date . ( )

۲- لاپلاسین نسبت به نویز حساستر از گرادیان است.

ج) استفاده از گرادیان و لاپلاسین به طور همزمان

در نقطه (x,y) برای با بودن $G[f(x,y)]$ در استاد $\Phi(x,y) + \frac{\pi}{4}$ وجود دارد اگر:

$$G[f(x,y)] > T_1$$

$$\nabla^2 f(x,y) > T_2$$

د) تقریبهای دیگر

-1
0
1

Δx

-1	0	1

Δy

$$\Delta_x f = f(x+1, y) - f(x-1, y)$$

$$\Delta_y f = f(x, y+1) - f(x, y-1)$$

برای مثبت آوردن نرخ تغییرات در واحد فاصله Δx و Δy باید به ۲ تقسیم شود.

برای حساس نویزی نبودن به این اپراتورها میانگین گیری اضافه کرد

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

Δx

-1	0	+1
-1	0	+1
-1	0	+1

Δy

اپراتورهای پرویت Prewitt

اثر تاثیر بیشتر روی همسایه‌های نزدیکتر (سطر و ستون حاوی نقطه) مورد نیاز باشد

Subject:

Year Month Date 22

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

Δ_x

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

Δ_y

اپراتورهای سوبل ← Sobel

که نسبتی از اولیات عملگرد خوبی دارد.

که به صورت زیر:

$$G[f(x,y)] = \sqrt{(\Delta_x f)^2 + (\Delta_y f)^2}$$

$$\phi(x,y) = \tan^{-1} \frac{\Delta_y f}{\Delta_x f}$$

• مجموعه طبیعت‌های لبه

در روشهای قبلی امتداد لبه از روی تغییرات در امتداد عمودی هم x و y تعیین می‌شود.
در این روش طبیعت‌های متعددی به کار برده می‌شود که هر یک به امتداد خاصی حساس است.
در این حال طبیعت دارای قدرتین پاسخ جهت لبه را مشخص می‌کند.

اپراتور کرش Kirsch

دارای modulo-8 هستند.

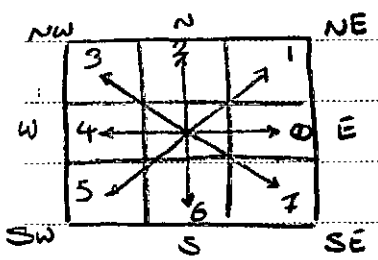
A_0	A_1	A_2
A_7	$f(x,y)$	A_3
A_6	A_5	A_4

$$S_k = A_k + A_{k+1} + A_{k+2}$$

$$T_k = A_{k+3} + A_{k+4} + A_{k+5} + A_{k+6} + A_{k+7}$$

$$g(i,j) = \max_{k=0}^{7} \{1, \max(|5S_k - 3T_k|)\}$$

در نظر کرش ۸ طبیعت زیر را عمل آن به تقدیر تعیین قدرتین پاسخ معادل محاسب بالا است.



PAPCO

S جهت را مشخص می‌کند ← ■ یا ■ یا ■ یا ...

T: 5×□ و S: 3×□ ← 5S - 3T جای نرمال کردن مجموع است

Subject :

Year . Month . Date . ( )

$$\begin{pmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}$$

(NW , 1)

$$\begin{pmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}$$

(N , 0)

جهت شبه ← به جهت گرادیان

$$\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & -3 \end{pmatrix}$$

(SW , 3)

$$\begin{pmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{pmatrix}$$

(W , 2)

$$\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{pmatrix}$$

(SE , 5)

$$\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix}$$

(S, 4)

$$\begin{pmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}$$

(NE , 7)

$$\begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix}$$

(E , 6)

Resolution زاویه 45 درجه است.

برای نزدیکتر بالاتر باید تعداد دانه ها کشنه ها افزایش یابد

در این کشنه ها ، ضرایب دور عنصر مرکزی می چرخند.

توجه به کشنه های کرش : کشنه ها در چرخش های مختلف ضرایب بیرامون پیکسل مرکزی بدست آمده اند

پیشنهاد : در کشنه های دیگر هم می توان همین کار را کرد.

Subject:

Year Month Date 23

دسته کلیشه ای پرویت

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad \cdots$$

(N, 0) (NW, 1) (W, 2)

دسته کلیشه ای سوبل

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{pmatrix} \quad \cdots$$

(N, 0) (NW, 1)

دسته کلیشه ای رابینسون (دوم پرویت)

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} \quad \cdots$$

(N, 0) (NW, 1) (W, 2)

اپراتورهای سوبل و پرویت برای تعیین لبه عموماً بهتر از سایر اپراتورها عمل می کنند.
پرویت حساسیت بیشتری نسبت به تغییرات گرادیان دارد ← ماهی مزیت ، ماهی عیب

دسته کلیشه ای نداسکا ـ لیو

۵×۵ و رزولوشن ۳۰°

$$\begin{pmatrix} -100 & -100 & 0 & 100 & 100 \\ -100 & -100 & 0 & 100 & 100 \\ -100 & -100 & 0 & 100 & 100 \\ -100 & -100 & 0 & 100 & 100 \\ -100 & -100 & 0 & 100 & 100 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} -100 & 32 & 100 & 100 & 100 \\ -100 & -78 & 92 & 100 & 100 \\ -100 & -100 & 0 & 100 & 100 \\ -100 & -100 & -92 & 78 & 100 \\ -100 & -100 & -100 & -32 & 100 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 100 & 100 & 100 & 100 & 100 \\ -32 & 78 & 100 & 100 & 100 \\ -100 & -92 & 0 & 92 & 100 \\ -100 & -100 & -100 & -78 & 32 \\ -100 & -100 & -100 & -100 & -100 \end{pmatrix}$$

0° 30° 60°

- روشهای پیچیده تر

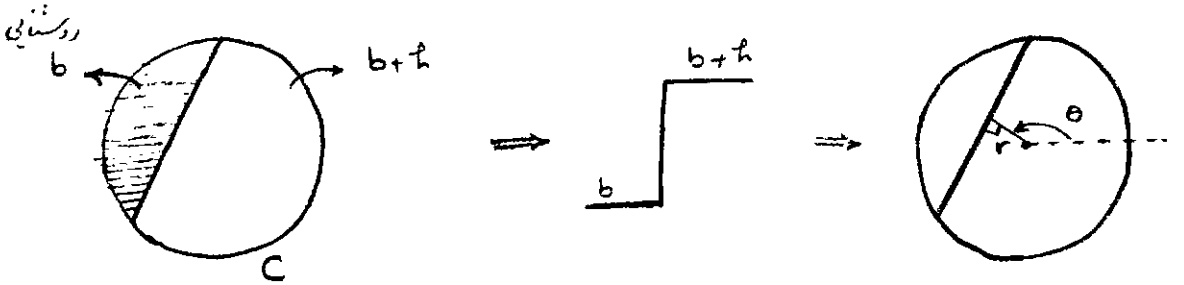
Subject:
Year. Month. Date. ( )

- برازش لبه و مدل Hueckel

ایده اصلی : مدلی برای لبه در نظر گرفته می‌شود و به داده‌های لبه در یک همسایگی تقدیر برازش می‌شود

مدل هف‌دل یک مدل از این روشها را می‌دهد.

مدل لبه ایده آل : لبه مستقیم و تغییر شدت روشنایی ایده آل در یک دایره



لبه $P = (b, h, r, \theta)$

تقدیر $f(i, j)$

مدل لبه $M(i, j, P)$

P باید بگونه‌ای حساب شود که

$$E = \sum_{(i,j) \in C} \sum [f(i,j) - M(i,j,P)]^2$$

حداقل شود.

در E های یک P همسایگی خیلی کوچک باشد، h بزرگ باشد، وجود لبه با پارامترهای (r, θ) اعلام می‌شود.

برای ساده کردن مسئله حداقل سازی فوق، هف‌دل پیشنهاد کرد f و M را به صورت سری فوریه قطعی کند.

Subject:

Year. Month. Date. 24

$$F(i,j) \approx \sum_{K=1}^{N} F_K(i,j)\, W_K(i,j)$$

$$M(i,j,P) \approx \sum_{K=1}^{N} M_K(i,j,P)\, W_K(i,j)$$

توابع پایه بسط

در اینجا مسأله به صورت پیدا کردن P^* می‌شود که $E = \sum_{K=1}^{N} (F_K - M_K)^2$ را حداقل کند.

جزئیات جبری پیدا کردن P^* پیچیده است و ذکر نمی‌شود.

روش مار Marr

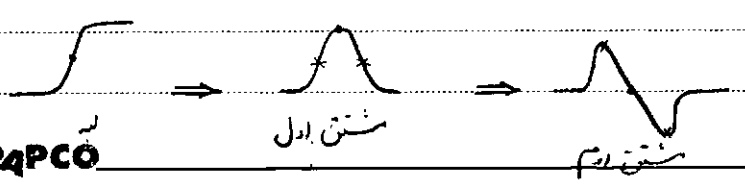
دیوید مار در دهه ۱۹۸۰ با مطالعه سیستم‌های بینایی پستانداران نکات مهمی را مطرح کرد

۱- صحنه‌های طبیعی حاوی تغییرات موجی یا تغییر در شدت روشنی هستند (میانگین‌گیری محلی) و تشخیص آنها به وقوع می‌پیوندد.

۲- در تقاطع‌های طبیعی و غیرطبیعی در شدت‌های روشنایی خط می‌دهند. هیچ اپراتوری به تنهایی این تغییرات را کامل نمی‌کند. بنابراین نتایج اپراتورهای مقیاس‌های گوناگون باید با هم ترکیب شوند.

۳- فیلتر گوسین بهترین صورت با مشخصات مشاهده شده در سیستم‌های بینایی بیولوژیکی تطبیق دارد. (همواره بودن، محدود در قلمرو مکان، دارای باند محدود در قلمرو فرکانس)

۴- کمیت مهم در لبه‌ها تغییر مقدار حداکثر در مشتق اول و عبور از صفر مشتق دوم است.



Subject:
Year. Month. Date. ( )

الگوریتم لبه یابی مار

I) یک تابع گاوسین دوبعدی با تقدیر گاوسین سوند

$$f_1(x,y) = f(x,y) * G_\sigma(x,y)$$
$$= \sum_n \sum_m f(n,m) \cdot G_\sigma(x-n, y-m)$$

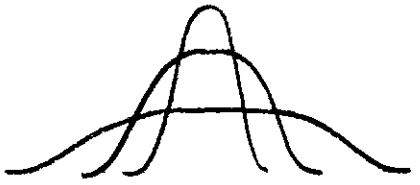
$$G_\sigma(x,y) \simeq \sigma^2 \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}\right)$$

II) نتیجه قدم I اپراتور لاپلاسین اعمال شود.

$$g(x,y) = \nabla^2 f_1(x,y)$$
$$= \nabla^2 \left(f(x,y) * G_\sigma(x,y) \right)$$

III) تعیین عبور از صفرای تابع $g(x,y)$ به عنوان نقاط روی لبه

IV) تکرار سه قدم فوق با توابع لاپلاسین مختلف (برای مقیاسهای مختلف) و ترکیب نتایج حاصل برای تعیین لبه‌های نهایی



$\Rightarrow$ تغییر: σ

در قدم II می‌توان ترتیب مشتق گیری و کانولوشن را تغییر داد.

$$g(x,y) = f(x,y) * (\nabla^2 G_\sigma(x,y))$$

↳ Laplacian of Gaussian (LoG)

یک ترتیب اپراتور LoG :

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 16 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

یک ترتیب ۱۷ x ۱۷ هم در کتاب Jain موجود است.

- روش جان کنی (John Canny)

او ابداع لبه یابی را چنین تعریف کرد :

۱- اپراتور لبه باید تنها به لبه ها پاسخ دهد و همه آنها را باید تشخیص دهد (حداقل خطا)

۲- فاصله بین نقاط روی لبه واقعی و نقاط تعیین شده توسط اپراتور حداقل باشد.

۳- اپراتور لبه در یک مکان چند نقطه را روی لبه اعلام کند (تک پیکسلی ، لبه ضخیم نباشد)

فرض :

۱- لبه یک تابع پله ای آغشته به نویز گوسین است.

۲- اپراتور لبه یک فیلتر است که نویز را رفع و لبه را پیدا می کند.

کنی فیلتری تعیین کرد که مجموع توان را بر آورده سازد. تقریب خوبی برای این فیلتر مشتق اول تابع گوسین

Subject :

Year . Month . Date . ( )

است . برای سادگی بجای کانولوشن دو بعدی ، دو کانولوشن یک بعدی انجام می دهیم.

الگوریتم جان کنی :

I) خواندن تصویر ورودی

II) ایجاد ماسک گوسین یک بعدی با پارامتر σ

طول ماسک G_σ به σ وابسته است و برابر است با $2n+1$

$\sigma \uparrow$ $\sigma \downarrow$

III) ایجاد دو ماسک G_x ، G_y برای مشتقات G در راستاهای x ، y با σ فوق

IV) کانولوشن f با G در راستای سطرها و ستونها و تولید f_1 ، f_2

$$f_1(x,y) = G(0)\, f(x,y) + \sum_{k=1}^{n} G(k)\,[f(x-k,y) + f(x+k,y)]$$

$$f_2(x,y) = G(0)\, f(x,y) + \sum_{k=1}^{n} G(k)\,[f(x,y-k) + f(x,y-k)]$$

V) ایجاد دو تصاویر f_1' و f_2' با کانولوشن لبه های G_x ، G_y با f_1 ، f_2

$$f_1'(x,y) = \sum_{k=1}^{n} G_x(k)\,[f_1(x-k,y) + f_1(x+k,y)]$$

$$f'_2(x,y) = \sum_{k=1}^{n} G_\gamma(k) \left[f_2(x, y-k) + f_2(x, y+k) \right]$$

VI) محاسبه قدر مطلق گرادیان

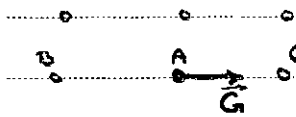
$$M(x,y) = \sqrt{f_1'^2(x,y) + f_2'^2(x,y)}$$

M برای پیکسلهای لبه بزرگتر از پیکسل‌های غیر لبه خواهد بود.
اما اغلب با بزرگ کردن M نتیجه مطلوب را نمی دهد.

VII) حذف غیر حداکثر ها (Non-Maximal Supression)

پیکسل‌های غیر حداکثر محلی در این قدم حذف می شوند
در یک همسایگی ۳×۳ پیرامون هر نقطه در جهت گرادیان در نقطه مرکز همسایگی و عکس آن حرکت می کنیم.
اگر مقدار M در نقطه مرکزی از دو همسایه اش بیشتر نباشد آنرا صفر می کنیم.

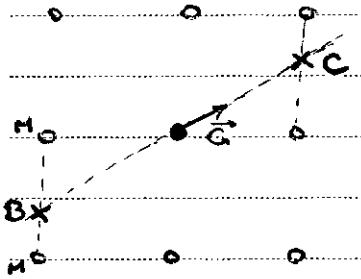
☑



if ($M_A > M_B$ & $M_A > M_C$) not true then $M_A = 0$

☑

اگر امتداد گرادیان افقی یا عمودی نباشد مقدار گرادیان را با توجه به دو همسایه B و C در B و C تقریب می زنیم
فرض می کنیم تغییرات خطی باشد.

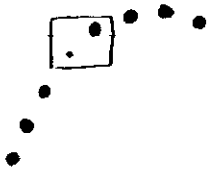


Subject:
Year. Month. Date. ( )

VII) نتیجه فرق عمده یک تقویر سطح خاکستری است.
لی این نتیجه با یک روش آستانه سازی دارای پسماند آستانه ای کرد.

Hystheresis Threshold

برای اینکار دو مقدار T_p و T_h را در نظر گرفت و هر نقطه P که برای آن $M_p > T_h$ را روی لبه اعلام کرد. به علاوه هر نقطه Q که به P وصل باشد و $M_Q > T_e$ باشد نیز روی لبه است.



☑

☑ برنامه ای برای کانولوشن یک ماسک با اندازه دلخواه با یک تقویر و نمایش نتایج بنویسید.

- استفاده از ماسک ذخیره شده
- ورود ماسک

☑ در بین اپراتورهای دسته اول، سوبل معمولاً بهتر عمل می کند.

☑ اپراتور لپلی هم بعنوان یک روش بسیار خوب، معمولاً مورد استفاده است.

- ارزیابی اپراتور لبه

اگر اپراتور بخواهد تمام لبه ها را تشخیص دهد، به نویز نیز حساس می شود
اگر بخواهد به نویز حساس نباشد، ممکن است همه نقاط را تشخیص دهد.

برای ارزیابی اپراتور

Subject:

Year. Month. Date. 27

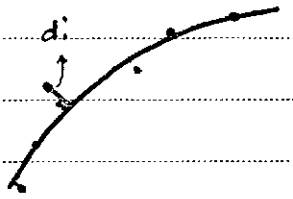
$$F = \frac{1}{Max\ (N_I\ ,\ N_A)} \sum_{i=1}^{N_A} \frac{1}{1+\alpha\, d_i^2}$$

N_I : تعداد نقاط لبه ایده آل

N_A : تعداد نقاط لبه واقعی

α : ضریب ثابت

d_i : فاصله میان نقطه i از لبه ایده آل

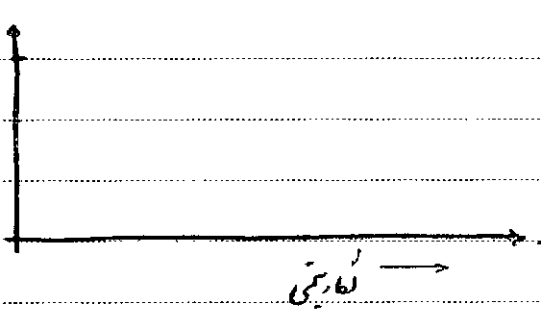


تطبیق کامل نقاط لبه ی کامل و واقعی $\Leftrightarrow$ $F=1$

$(d_i = 0)$

$F \leq 1$

برای ارزیابی اپراتور مثلاً می توان یک لبه ایده آل نویزی را در نظر گرفت.

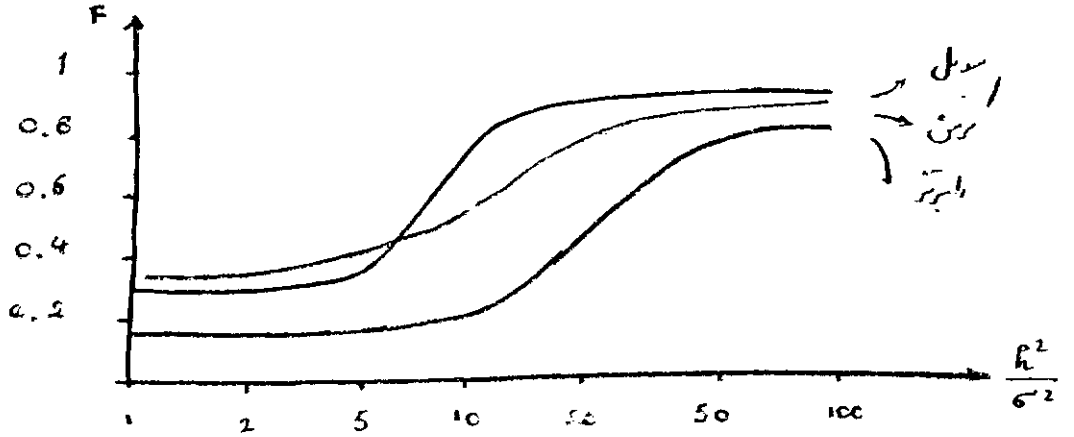


h : دامنه تابع پله لبه

σ^2 : واریانس نویز سفید گوسی

برای دخالت دادن مقدار نویز در ارزیابی

Subject:
Year. Month. Date. ( )



$\frac{h}{\sigma}$ ↑ → رفتار شاه

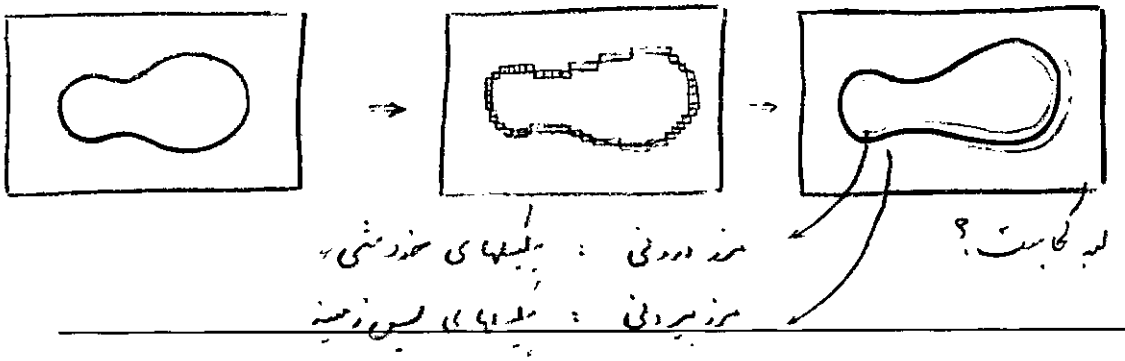
با توجه به شکل لبه مالی سایه بهتر باشد که ما بدنبال ایزاتوری که حراب لبه آن را برای ما پیدا کند نباشیم. بلکه بدنبال آن باشیم که لبه‌های پیدا شده توسط هر ایزاتور را بهبود بخشیم.

* شناخص کردن لبه Edge Relaxation

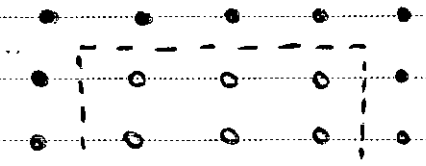
به روشهای عددی که در آنها خطای حاصل از یک تقریب اولیه با بندهای تکراری کاهش می‌یابد و پاسخ مطلوب تدریجاً حاصل می‌شود، روشهای relaxation گفته می‌شود.

معادیر شدت لبه‌ها با توجه به شدت لبه‌های مجاور اصلاح می‌شود.

• روش Prager
سال ۱۹۸۰
مبتنی بر تقریب دیگری از لبه



Subject:
Year. Month. Date. 28



• پیکسلهای پس‌زمینه : $\underline{p}$
○ پیکسلهای شکل : $\underline{q}$
--- لبه شکافی Cracked Edge

لبه شکافی روی حد پیکسلهای تقدیر نیست، بلکه بین آنهاست.

شدت لبه $= |f(\underline{p}) - f(\underline{q})|$

- الگوریتم شناسایی کردن لبه پریت:

۵ - اطمینان اولیه به لبه بودن هریک از لبه‌ها $C^0(e)$ را برابر تفاضل (شدت) زوال شده لبه بدست آورید.

$k = 1$ - 1

2 - نوع هر لبه را برمبنای اطمینان لبه‌های همسایه مشخص کنید.

3 - اطمینان هر لبه را $C^k(e)$ را بستگی به مقدار قبلی آن $C^{k-1}(e)$ و نوع لبه مشخص کنید.

4 - آیا همه $C^k(e)$ برابر «1» یا «0» شده‌اند؟

بله ← خاتمه الگوریتم

خیر ← $k \leftarrow k+1$ و به قدم 2 بروید.

- نوع لبه Edge Type

نوع لبه عبارتست از ترکیب نوع رئوس سمت چپ و راست لبه

- نوع راس Vertex Type

عبارتست از تعداد لبه‌ای قطعی که به راس می‌آیند.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

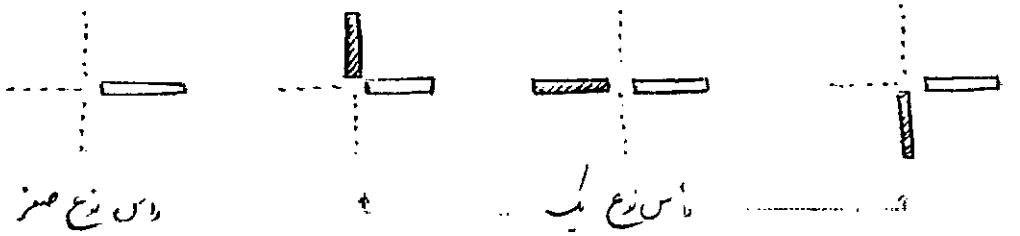
— قرارداد :

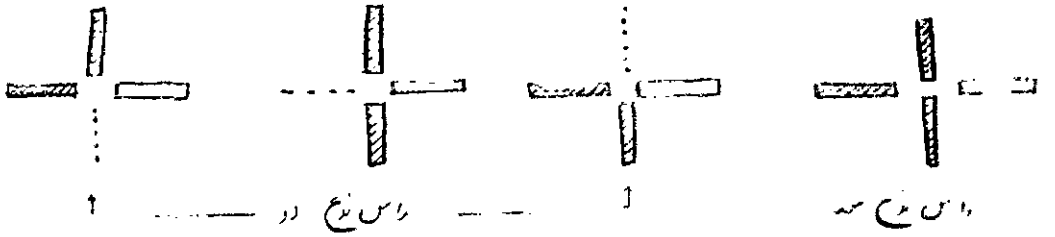
- - - محل لبه بدون لبه

▨ محل لبه با لبه

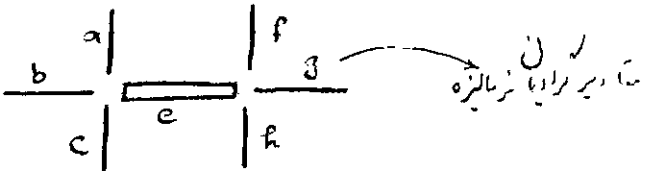
——— محل لبه با قدرت نامشخص

▭ لبه‌ای که در حال بررسی است .





حالت زیر را در نظر بگیرید.



متغیر کمکی برای نرمالیزه

$m = \text{Max}\{a, b, c, g_h\}$ متغیر کمکی برابر 1

$conf(0) = (m-a)(m-b)(m-c)$

$conf(1) = a(m-b)(m-c)$

$conf(2) = ab(m-c)$

$conf(3) = abc$

} اطمینان روش

Subject:
Year. Month. Date. 29

اگر conf(j) حداکثر باشد، نوع راس j در نظر گرفته می‌شود.

نوع راس i ——— نوع راس j ⇐ لبه نوع i-j

- اصلاح اطمینان لبه

اگر نوع لبه o-o، o-2 یا o-3 باشد، اطمینان کاهش می‌یابد:

$$C^{k+1}(e) = Max \{ 0 , C^k(e) - \delta \}$$ ← مقدار ثابت کوچک

اگر نوع لبه 1-1، 1-2 یا 1-3 باشد، اطمینان افزایش می‌یابد.

$$C^{k+1}(e) = Min \{ 1 , C^k(e) + \delta \}$$

اگر نوع لبه 0-1، 2-2، 2-3 یا 3-3 باشد اطمینان تغییری نمی‌یابد.

$$C^{k+1}(e) = C^k(e)$$

∴ در تصویر نهایی لبه‌ها با نشان می‌دهد سفت بودن یا سایل اطمینان است.

* هرم یا دقت Resolution Pyramids

- مسائل تشخیص وجود اشیا اغلب در تصاویر دقت پایین ساده‌تر است.
محاسبات کمتری لازم می‌شود.
جزئیات اشیا در دقت پایین کمتر ظاهر می‌شوند

Subject:
Year. Month. Date. ( )

• توصیف اشیا اغلب به جزئیات آنها نیاز دارد.
لذا تصویر دقت بالایی را طلب می‌کند

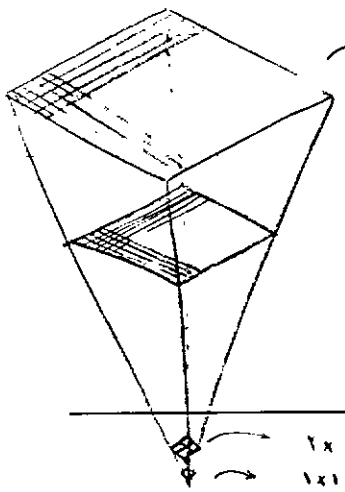
∴ نسخه‌های مختلف تصویر در رزولوشن های مختلف ذخیره می‌شوند.

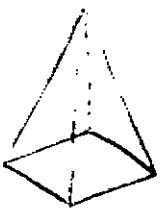
• یک ساختمان داده سریع اختیار می‌کنیم و جستجو مکانی یافتن اشیاء را در دقت پایین و توصیف اشیاء را در دقت بالا انجام می‌دهیم.

• ایجاد هرم
۱- نمونه برداری از صفحه با نرخ‌های مختلف
۲- نمونه برداری با بالاترین دقت و ایجاد تصاویر دقت پایین از روی این تصویر

• روش ۱ دو ترجیح دارد:
۱- امکان تخمین دوربین بین در تصویر و شکل سایه
۲- مشکل aliasing در نرخ های پایین نمونه برداری

• چندگانی ایجاد تصویر دقت پایین
- میانگین گیری ← ترجیح دارد چون هموار سازی نیز در آن انجام شده است، aliasing هم بدلیل فیلتر پایین نمونه رخ نمی‌دهد.
- ماکزیمم گیری




آنچه در ادبیات موجود است.

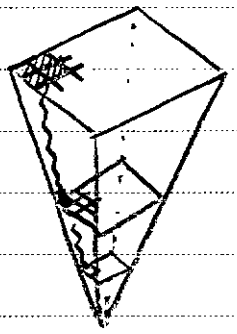
Subject:

Year. Month. Date. 30

• در سطح S

ابعاد تصویر $2^S \times 2^S$

$0 \longrightarrow 2^S - 1$



4 → 1

⇓

4 → 1

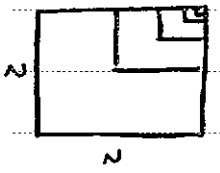
• هرم‌های دقت ماتریسی (M - Pyramid) : یک مجموعه از ماتریس‌ها ارائه می‌شود.

هرم‌های دقت درختی (T - Pyramid) : یک ساختار درختی ارائه می‌شود.

• تعداد پیکسل لازم برای ذخیره هرم برای تصویر N×N

با دقت :

$1.33\ N^2$

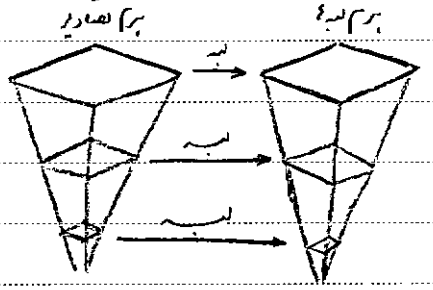


• هرم روزولشن در تشخیص لبه

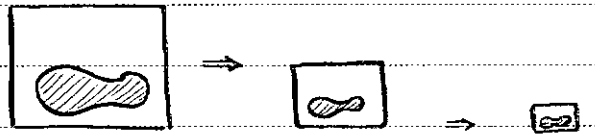
در اینجا دو هرم به کار می‌بریم :

یکی برای ذخیره تصاویر در دقت های مختلف

دیگری برای ذخیره نقاط روی لبه متناظر تصاویر



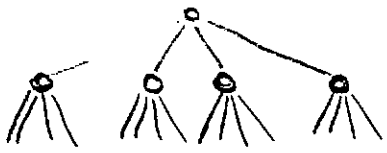
در تصاویر دقت پایین یک ناحیه دارای سطح خاکستری ثابت نشان دهنده یک ناحیه بدون لبه در روزولشن بالاست.



اگر دقت یک تصویر خیلی پایین باشد، نواحی مختلف در دقت بالا ممکن است به واسطه میانگین گیری‌های مکرر از بین بروند.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

کاهش

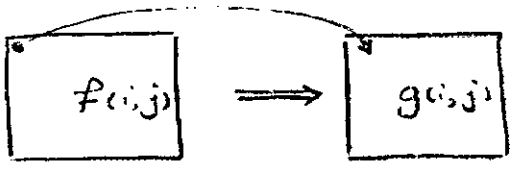


نقاط ماتریس M_0 ← سطح 0 ←
نقاط ماتریس M_1 ← سطح 1 ←

$= \{M_0, M_1, \dots\}$

* آستانه‌ای کردن لبه‌ها — Edge Thresholding

• تصویر گرادیان : ماتریسی که در هر نقطه گرادیان نقطه مربوط در تصویر قرار گرفته است.



• یک تصویر گرادیان داخیره داریم.
در تصاویر اکثرا گرادیان در نقاط بسیار محدودی صفر است.
این موضوع دلیل تغییرات شدید اکثر نقاط در همسایگی پیش می‌آید.
برای کاهش این اثرات، مقادیر گرادیان را آستانه‌ای می‌کنیم.

• نقشه لبه‌ها — Edge Map

$$E(x,y) = \begin{cases} 1 & g(x,y) > T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

• انتخاب مقدار T

T خیلی بزرگ ← اثر نقاط روی لبه اعمال می‌شود ← یعنی از نقاط روی لبه از دست می‌دهد
T خیلی کوچک ← اثر نقاط روی لبه اعمال می‌شود ← یعنی نقاط که روی لبه نیستند لبه اعمال می‌شود

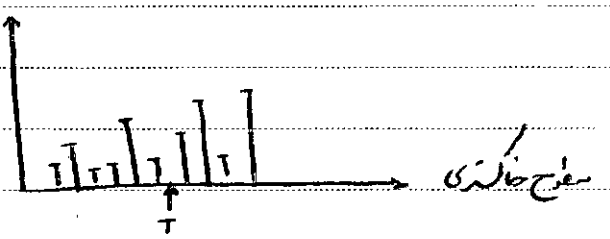
Subject:
Year. Month. Date. 31

T می تواند برای کل تصویر ثابت باشد یا متغیر (تطبیقی یا ناحیه)

• T ثابت

— T = میانگین تصویر گرادیان

— از هیستوگرام g(i,j) ، T را طوری انتخاب کنیم که درصد خاصی از نقاط روی لبه اعلام شود.



35٪ سیاه ☑

در این حالت اطلاعات باید اطلاعات قبلی مربوط با کاربرد لازم است. مثلاً کاربرد OCR

• T تطبیقی

— به همسایگی هر نقطه، میانگین g(i,j) را پیدا می کنیم

1	1	1
1	1	1
1	1	1

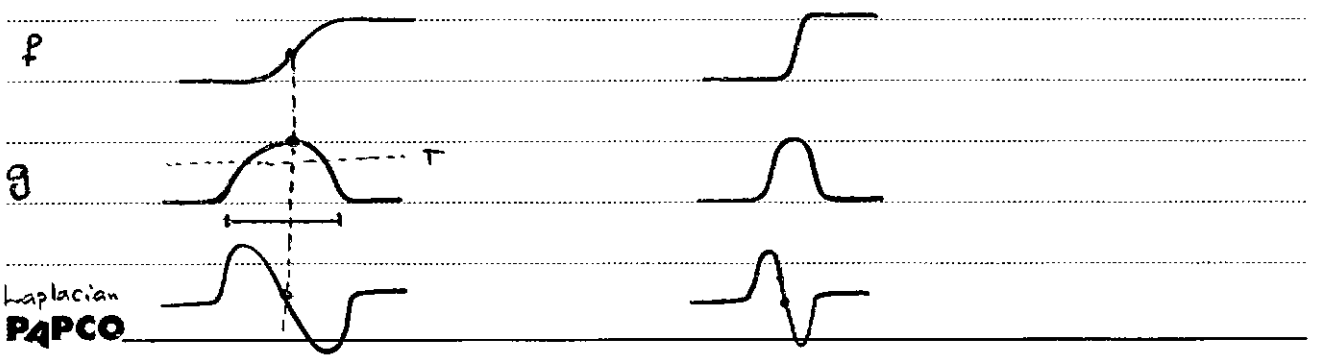
تصویر حاصل را $\bar{g}(i,j)$ می نامیم

حال برای آستانه ای کردن g(i,j) از $\bar{g}$ استفاده می کنیم.

(استفاده از ضریبی از میانگین محلی)

$$T = \bar{g}(i,j)\left(1 + \frac{P}{100}\right)$$

• آستانه سازی لاپلاسین خیلی است مجبور به لبه های پهن شود



PAPCO

مشتق دوم را نباید آستانه سازی کرد چون دولبه تشکیل می دهد.
عبور از صفر مشتق دوم به تقاطع لبه است.

* دنبال کردن مرز (Border Tracing)

• پیدا کردن مرز ≡ دنبال کردن نقاطی متصل روی لبه

• همسایگی :

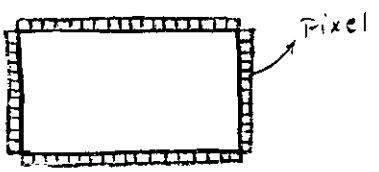
X	X	X			X		
X	●	X	اتصال ۸ تایی	X	●	X	اتصال ۴ تایی
X	X	X	8-connectivity		X		4-connectivity

در اتصال ۴ تایی قطعات مرز یا افقی است یا عمودی ، ولی در اتصال ۸ تایی زاویه ۴۵° است

• اتصال

نقطه دارای خواصی مشابه یک یا چند نقطه از نقاط همسایگی است و به آنها متصل در نظر گرفته می شود

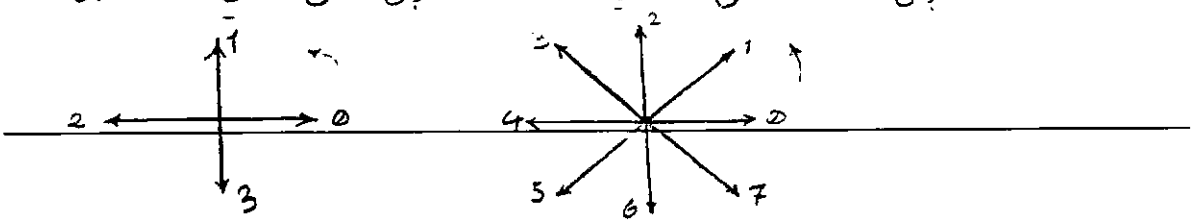
☑ اگر اتصال ۴ تایی در نظر گرفته شود ،



این ۴ نقطه به هم وصل هستند ولی ⇐
اگر اتصال ۸ تایی باشد ، یک مرز بسته داریم .
نتیجه می گیریم که در تعیین مرز اشیا بهتر است از اتصال ۸ تایی استفاده شود .

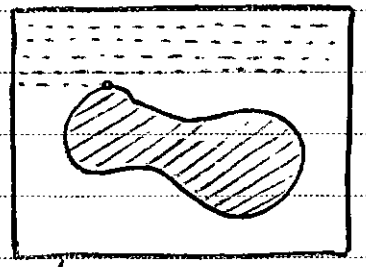
• الگوریتم تعیین مرز داخلی در تصاویر باینری

I . تصویر را از بالاترین نقطه سمت چپ جاروب می کنیم و به دنبال یک نقطه از ناحیه جدید می گردیم . این نقطه اولین نقطه روی مرز است .
متغیر dir برای تعیین جهت حرکت از نقطه ی قبلی به این نقطه در نظر گرفته می شود .
برای حالت اتصال ۴ تایی dir = 3 و برای اتصال ۸ تایی dir = 7 است :



Subject:
Year Month Date 3۸

حاوی به آردن
رسیدن به نقطه جدید



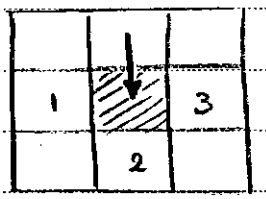
II. در همسایگی ۳×۳ نقطه فعلی در امتداد خلاف حرکت عقربه ساعت جستجو کنید. جستجو را از نقطه رابع در امتداد ذیر شروع کنید.

اتصال ۴ تایی { $(dir + 3) \bmod 4$

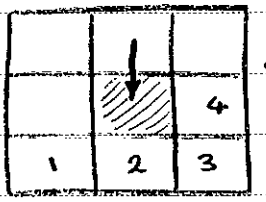
اتصال ۸ تایی { برای dir زوج $(dir + 7) \bmod 8$ ، برای dir فرد $(dir + 6) \bmod 8$

اولین نقطه از این نقاط که هم امتداد نقطه فعلی باشد یک نقطه جدید مرزاست. منتقل به نقطه فعلی امتداد dir را به خاطر آورید.

همسایگی چهار



همسایگی هشت



III. اگر نقطه فعلی P_n باشد و $P_n = P_1$ و $P_{n-1} = P_0$ الگوریتم خاتمه یافته در غیر این صورت به بند II می رویم.

IV. مرز داخلی عبارتست از:

$P_0 P_1 P_2 \dots P_{n-2}$

اگر ناحیه دارای حفره ای باشد می توان مجدداً از همین الگوریتم استفاده کرد.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

کلمات مرتبط با این موضوع عبارتند از:

Boundary Detection , Edge Linking , Tracing , Following

• راه آسان حل این مسئله، ترکیب پیکسلها با یکدیگر است که پیچیدگی نامناسبی دارد.

• روش هاف (تبدیل هاف) (The Hough Transform)

- این روش سعی در ارائه مرزها به صورت آنالیتیک و یا به صورت جدول دارد

- حسن: وجود نویز و شکستگی در مرزها اثری روی روش ندارد.

- تعیین خطوط مستقیم:

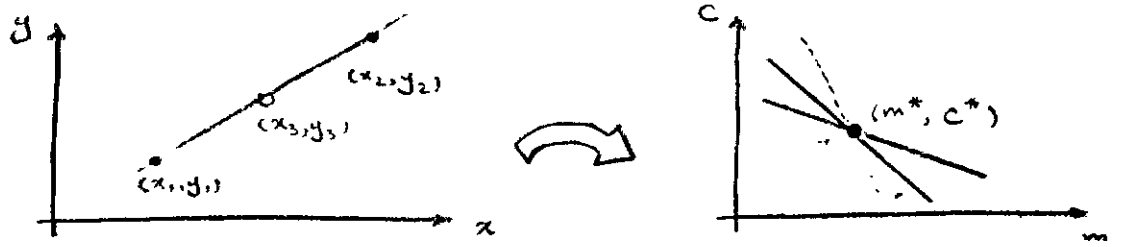
* تمام خطوطی که از نقطه (x_i, y_i) عبور می‌کنند دارای معادله $y = mx + c$ هستند (با m و c های مختلف)

* در فضای $m-c$ (فضای پارامتر) یک نقطه ثابت فضای $x-y$ مانند (x_1, y_1) یک خط

$$c = -x_1 m + y_1$$

تبدیل می‌شود. یک نقطه (x_2, y_2) به یک خط

$$c = -x_2 m + y_2$$



$y_1 = m x_1 + c$

$y_2 = m x_2 + c$

در نقطه ≡ خط

$c = -x_1 m + y_1$

$c = -x_2 m + y_2$

نقطه

+ ایده پایه در این روش امیت که برای تشخیص خط در فضای $x-y$ ، در فضای $m-c$ به دنبال نقطه ای بگردیم که از آن خطوط زیادی عبور می کنند.

خط در فضای $x-y$: $y = m^* x + c^*$

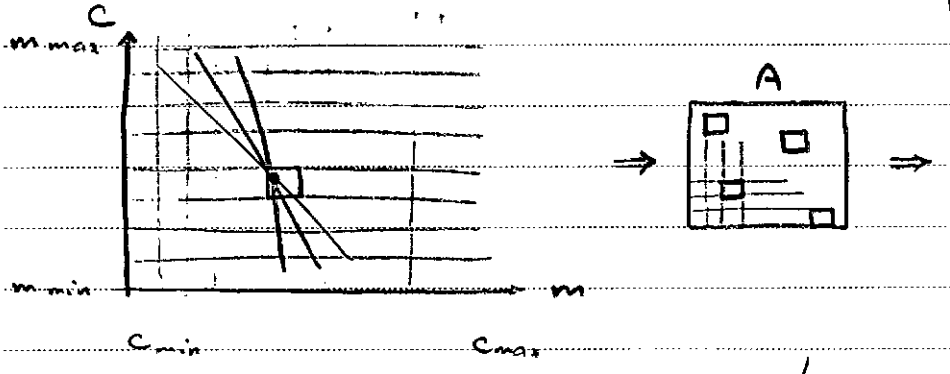
- الگوریتم تشخیص خط به ؟

I . فضای پارامترها را بین (C_{min}, C_{max}) و (m_{min}, m_{max}) ؟ انتخاب کنید.

II . آرایه $A(m,c)$ را با مقادیر اولیه 0 بسازید.

III . برای هر نقطه (x_1, y_1) در تصویر لبه یابی که $|G(x_1,y_1)| > T$ ، تمام سلولی که در امتداد خط متناظر هستند را به اندازه واحد افزایش می دهیم.
به عبارت دیگر $A(m,c) \leftarrow A(m,c)+1$ برای هر m و c که $c = -m x_1 + y_1$ را ارضا کند.

IV . ماکزیمم های محلی در آرایه A خطوط موجود در تصویر را مشخص می کنند.

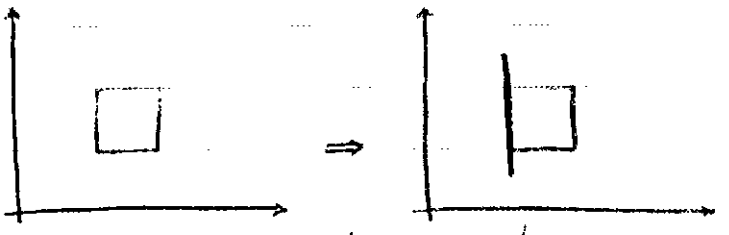


تعداد سلول ها برای صحیح کردن دقت محاسبه باید تست شود (تجربی)
این روش زمانبر است.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

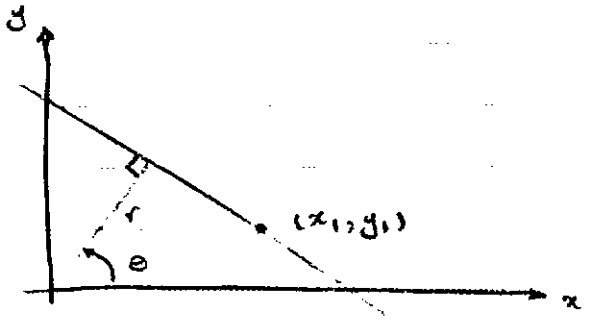
کی تطابق شکل متقابل چیست ؟



$\Rightarrow \quad m = \infty \quad !?!$

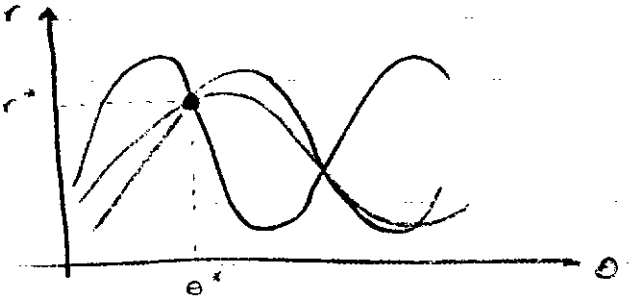
برای خطوط قائم ، شیب بی نهایت است و لذا الگوریتم دچار مشکل می شود

* فرموله کردن به روش دیگر



معادله قطبی (r, θ)

$x \cos\theta + y \sin\theta = r$

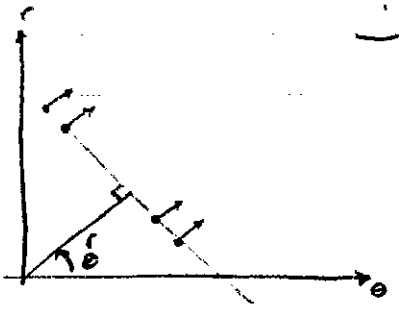


$x_1 \cos\theta + y_1 \sin\theta > r$

$r > x_1 \cos\theta + y_1 \sin\theta$

مانند روش قبل باید به دنبال ماکزیمم های آرایه $A(r,\theta)$ بگردیم

خط ⟵ تعدادی منحنی سینوسی متقاطع



* پیشنهاد اول : محدوده پرتقدر مطلق گرادیان از زاویه گرادیان

هم استفاده شود .

زاویه گرادیان $= \theta$

در این حالت برای هر نقطه (x,y) بجای

نقاط روی منحنی سینوسی در فضای (r,θ)

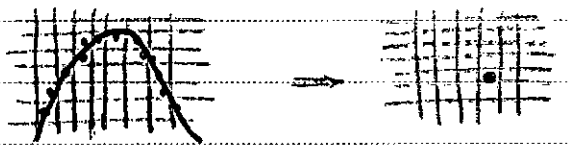
Subject:
Year. Month. Date. 34

تنها یک نقطه ارسال داده می‌شود که در آن

θ = زاویه رادیان

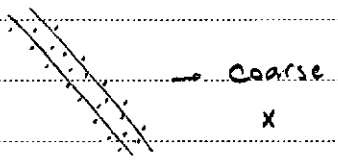
$r = x\cos\theta + y\sin\theta$

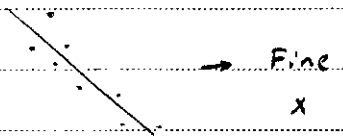
(به جای تمام نقاط روی منحنی، تنها یک نقطه)



* پیشنهاد دوم: به جای ارسال A به اندازه واحد می‌توان قدر مطلق رادیان در نقطه به A اضافه کرد. در اینجالت نمونه‌های قدیمی‌تر، در A قدیمی ظاهر می‌شوند.
بسته به کاربرد می‌تواند حسن و یا ضعف باشد.

* عملکرد تبدیل هاف تحت تأثیر گرانولاریته انتخابی برای فضای پارامتر است.
گرانولاریته درشت (coarse) باعث می‌شود خطوط نزدیک به هم تمیز داده نشوند.
گرانولاریته ریز (Fine) باعث می‌شود روش نسبت به هم استعداد کامل شدن نقاط روی خط کم اتفاق شود.





انتخاب متعادلی باید انجام شود.

- تشخیص دایره

(x_c, y_c, r)

$(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 = r^2$

سه پارامتر ← فضا سه‌بعدی ← آرایه A سه‌بعدی ← محاسبات سنگین‌تر

P4PCO

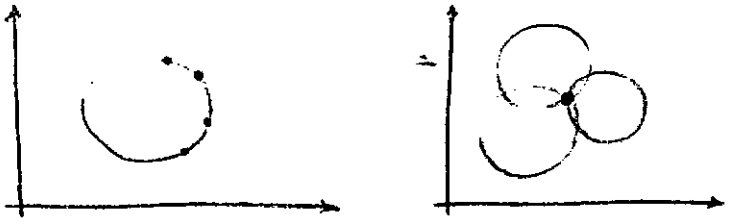
Subject :
Year . Month . Date . ( )

$(x_1, y_1) \in C$

$(x_1 - x_c)^2 + (y_1 - y_c)^2 = r^2$

$(x_c - x_1)^2 + (y_c - y_1)^2 = r^2$ — (x_c, y_c, r) فضای

یعنی هر نقطه روی دایره یک دایره در فضای پارامتری نگاشت می‌شود.



مانند گذشته دنبال نقاطی هستیم که دارای مقدار از آنها عبور می‌کند

برای کاهش محاسبات :

* می‌توان دنبال دایره‌ای با شعاع ثابت R گشت .

* از اطلاعات زاویه گرادیان نیز استفاده کنیم.

برای یک نقطه (x_1, y_1) از تصویر گرادیان یا زاویه گرادیان $\Phi = \angle \vec{G}(f(x_1, y_1))$

دوری دایره‌ای به شعاع R و مرکز (x_c, y_c) داریم.

$$\begin{cases} x_1 = x_c + R\cos\Phi \\ y_1 = y_c + R\sin\Phi \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_c = x_1 - R\cos\Phi \\ y_c = y_1 - R\sin\Phi \end{cases}$$

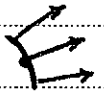
تنها سلولهایی از $A(x_c, y_c)$ را افزایش می‌دهیم که جای آن رابطه فوق برقرار باشد.

می‌توان R را از دو رابطه فوق حذف کرد ، لذا خواهیم داشت :

$$y_c = (y_1 - x_1 \cdot \tan\Phi) + x_c \tan\Phi$$

x_c و y_c که در رابطه زیر صدق کند مجموعه‌ای از A که باید انرژی داده شود را مشخص می‌کند.

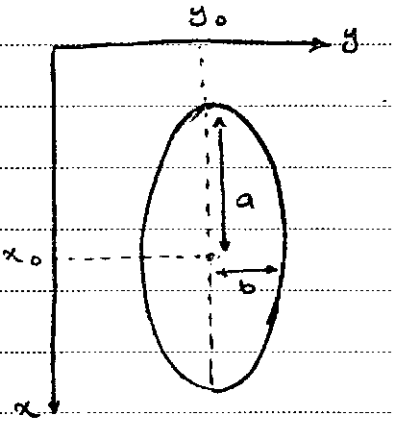
ممکن است چند نقطه از فضای $x_c - y_c$ در این رابطه صدق کند، حال روی دایره تراوایی‌های همسایگی کرچلی تزریق یکسان است.



- تشخیص بیضی

فرض کنید بیضی ای که محور اصلی آن با محور x ها زاویه دارد را می‌خواهیم پیدا کنیم.

$$\frac{(x-x_0)^2}{a^2} + \frac{(y-y_0)^2}{b^2} = 1$$



پارامترها $\sim (x_0, y_0, a, b)$

$$\frac{(x-x_0)}{a^2} + \frac{(y-y_0)}{b^2} \cdot \frac{dy}{dx} = 0$$

$$\frac{dy}{dx} = -\tan\phi$$

از حل دو معادله فوق

$$x = x_0 \pm \frac{a}{\sqrt{1 + \frac{b^2}{a^2}\tan^2\phi}}$$

$$y = y_0 \pm \frac{b}{\sqrt{1 + \frac{a^2}{b^2}\tan^2\phi}}$$

برای هر (x,y) که در رابطه فوق را ارضا کند، تابع A را افزایش می‌دهیم:

$$A(a, b, x_0, y_0) \mathrel{+}= 1$$

Subject:
Year. Month. Date. ( )

- در پروژه تشخیص چهره برای پیدا کردن چشم باید دنبال دایره‌هایی بگردیم و مردمک نیز یک دایره است

- روش عددی برازش بیضی به داده‌ها

فرض کنید نقاط P_1 و P_2 و ... P_N که $P_i = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix}$ N نقطه روی لبه هستند.

فرض کنید

$$\underline{P} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \qquad \underline{x} = \begin{pmatrix} x^2 \\ xy \\ y^2 \\ x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \qquad \underline{v} = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \\ f \end{pmatrix}$$

$$f(\underline{P}, \underline{v}) = \underline{x}^T \underline{v}$$
$$= ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f = 0$$

معادله کلی شامل معادله بیضی

یک دسته پارامتر $\underline{v}^*$ پیدا کنید که بهترین برازش را P_1 الی P_N داشته باشد. برای این کار خطا باید حداقل شود.

$$\min_{\underline{v}} \sum_{i=1}^{N} \left[D(\underline{P}_i, \underline{v}) \right]^2$$

فاصله

- الگوریتم هاف تعمیم یافته (Generalized Hough Transform)

شکل‌های آشنا در حل نرم ساده آنالیتیکی ندارند.

برای ارائه این اشکال الگوریتم هاف تعمیم یافته پیشنهاد شده است

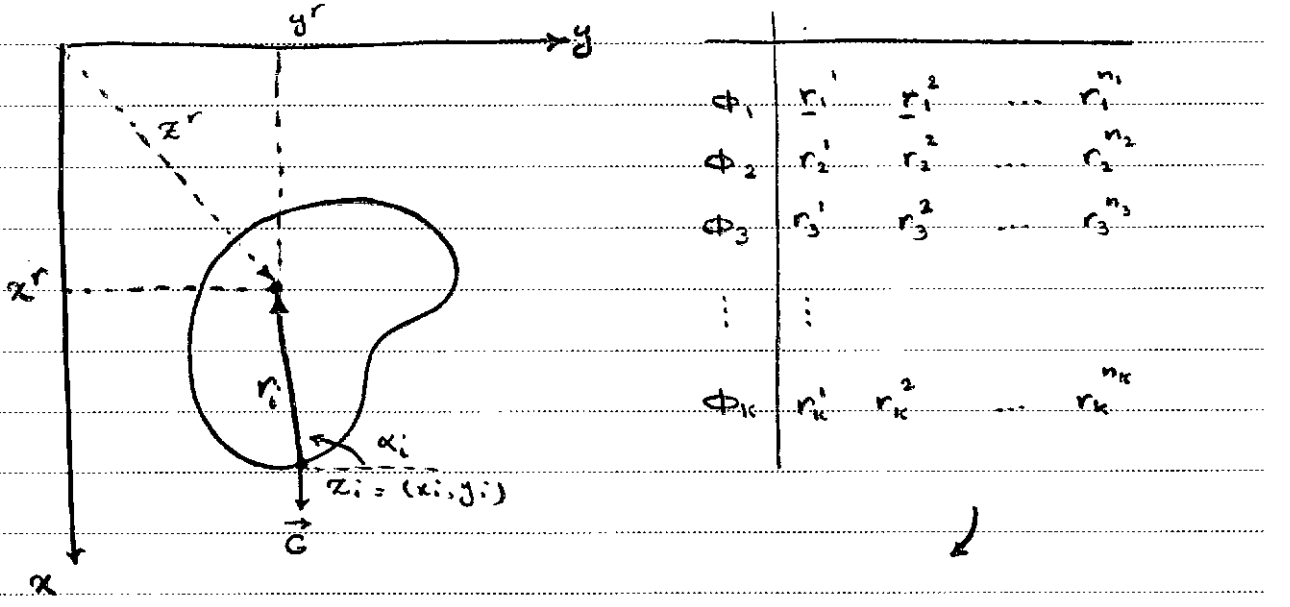
فرض کنید شیئی با اندازه، شکل و وضعیت قرار گرفتن مشخص در تصویر ظاهر می‌شود. از این اطلاعات می‌توان یک جدول توصیف کننده شکل به شرح زیر ایجاد کرد.

I. یک نقطه مرجع $z^r = (x^r, y^r)$ به دلخواه در داخل شکل اختیار می‌کنیم.

II. از این نقطه به نقاط مرزی پیرامون وصل می‌کنیم و زاویه قطبی و نقطه را حساب می‌کنیم.

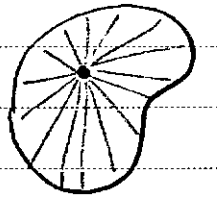
III. بردار اشاره کننده از نقطه پیرامون به نقطه مرجع را اختیار می‌کنیم.

IV. جدولی از مقادیر زاویه قطبی و بردارهای متناظر آن برای توصیف شکل تشکیل می‌دهیم. این جدول را جدول R شکل می‌نامند (مدل ت)



$$\underline{z}^r = \underline{z}_i + \underline{r}_i$$

$$r_i \ (r_i, \alpha_i)$$



$$\begin{cases} x^r = x_i + r_i \cos\alpha_i \\ y^r = y_i + r_i \sin\alpha_i \end{cases}$$

Subject :

Year . Month . Date . ( )

— الگوریتم کلی تبدیل هاف

0. یک جدول R از شکل مورد نظر پیدا کنید.

1. آرایه $A(x,y)$ را با مقادیر اولیه 0 ، برای تداخل $[x^r_{min} : x^r_{max}]$ و $[y^r_{min} : y^r_{max}]$ تشکیل دهید.

2. برای هر نقطه $\underline{x}$ روی لبه

2.1. $\Phi(\underline{x})$ را حساب کنید.

2.2. بجای هر Φ از جدول R شکل نقطه مرجع احتمالی را حساب کنید

$$x^r = x + r \cdot \cos\alpha$$
$$y^r = y + r \cdot \sin\alpha$$
$$A(x^r, y^r) \longleftarrow A(x^r, y^r) + 1$$

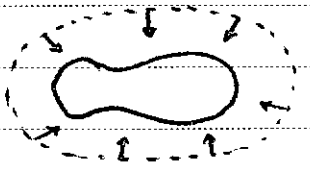
3. همسایگی‌های محلی A نقطه z_r را مشخص می‌کند.

برای منظورکردن اندازه و چرخش شکل دو پارامتر دیگر S و Θ را اضافه می‌کنیم و بجای قدم 2 خواهیم داشت.

```
for each Φ
    for each S , Θ
        x^r = x + r.S. cos(α + Θ)
        y^r = y + r.S. sin(α + Θ)
        A(x^r, y^r, S, Θ) ⟵ A() + 1
```

* کانتورهای فعال یا کانتورهای انطباق پذیر یا مار
(Active Contour)
(Deformable Contour)
(Snake)

• کانتور فعال یک باند دارای قابلیت ارتجاع حساس به شدت گرادیان است
این باند ابتدا در نزدیک مرز مورد نظر قرار داده می‌شود
سپس نقاط نیروهایی که وابسته به شدت گرادیان هستند به سمت مرز جذب می‌شود.



• تشکیل مدل
ایده اصلی: یک تابع انرژی به هر شکل (حالت) باند نسبت می‌دهیم - طوریکه مقدار آن با افزایش گرفتن باندرزی محیط شکل حداقل شود.

$c = c(s)$ کانتور
$s =$ طول کمان روی کانتور

$$\mathcal{E} = \int_c \left[\alpha(s) E_{cont} + \beta(s) E_{curv} + \gamma(s) E_{image} \right] \cdot ds$$

$\alpha(s), \beta(s), \gamma(s)$ ← مثبت هستند
پارامترهایی که میزان تأثیر جمله مربوط را کنترل می‌کند (وزنها)

E_{cont} : مدل پیوستگی کانتور
E_{curv} : مدل هموارای کانتور - جهت نرمایی مدل کانتور را می‌گیرد. } انرژی داخلی
E_{image} : مدل جذب کانتور به سمت مرز شکل است. } انرژی خارجی

- پیوستگی

$$E_{cont} = \left\| \frac{d\,c(s)}{ds} \right\|^2$$

$E \uparrow \Rightarrow$ به سمت ناپیوستگی و ناهمواری

$E \downarrow \Rightarrow$ به سمت همواری

$E \to \min$ مطلوب

در حالت گسسته c شامل n نقطه P_1 ، P_2 ، ... ، P_n از تصویر است و

$$E_{cont} = \left\| P_i - P_{i-1} \right\|^2$$

یک پیشنهاد دیگر

$$E_{cont} = \left(\bar{d} - \left\| P_i - P_{i-1} \right\| \right)^2$$

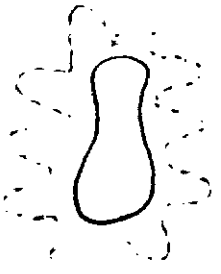
$\bar{d}$ ← میانگین از فاصله‌ین

P_i ، P_{i-1} ← فاصله‌ین نقاط P_i ، P_{i-1} است.

در این حالت اگر $\left\| P_i - P_{i-1} \right\| \ll \bar{d}$ مانند E_{cont} خیلی می‌شود.
پس اگر دو راس نقاط کنترل بسته فرم جدید E تشکیل دنباله‌ای از نقاط با فاصله‌ی مساوی را تشکیل می‌دهند و در نتیجه از خوشه شدن نقاط مانند یک ناحیه جلوگیری می‌کند.

- همواری

هدف از این جمله جلوگیری از نوسانات ناخواسته است.
برای این کار جمله‌ای در تابع انرژی در نظر داده می‌شود که سختی‌های مانند (دلتای انحنای زیاد) را تنبیه کند



Subject:
Year. Month. Date. 38

$$E_{curv} = \frac{d^2 C}{d s^2}$$

در حالت گسسته

$$E_{curv} = \| \underline{P}_{i-1} - 2\underline{P}_i + \underline{P}_{i+1} \|^2$$

• جذب کننده

$$E_{image} = - \| \nabla f \|$$

• مثال محدود کننده

فرض کنید f دنباله‌ای از N نقطه $\underline{P}_1^0, \underline{P}_2^0, \dots, \underline{P}_N^0$ که مکان اولیه کانتور را مشخص می‌کند، در دست است.
با شروع از نقاط $\underline{P}_i^0$ دنباله نقاط $\underline{P}_i$ می‌یابیم که تابع زیر را حداقل کند:

$$\sum_{i=1}^{N} (\alpha_i \cdot E_{cont} + \beta_i \cdot E_{curv} + \gamma_i \cdot E_{image})$$

الگوریتم کی مختلفی برای یافتن $\underline{P}_i$ پیشنهاد شده است.
ما یک الگوریتم جریصانه (greedy) برای انتخاب می‌کنیم.
در این الگوریتم انتخابی بهینه محلی انجام می‌شود. با این امید که به یک جواب بهینه سراسری برسیم.
این روش ساده و کم محاسبه است و در نتیجه از بسیاری از پیشنهادات دیگر سریعتر.

• الگوریتم جریصانه شامل دو قدم است:

I • در هر بار هر نقطه کانتور به نقطه‌ای از همسایگی خود که تابع انرژی را حداقل می‌کند، منتقل می‌شود.

II • قبل از شروع بار جدید الگوریتم به دنبال رجوع کرده در کانتور می‌گردد، و با انتخاب مقادیر مناسب β_i، E_{curv} را کنترل می‌کند.
اگر در نقطه $\underline{P}_j$ حداکثر انحنایی تشخیص دهد، β_j را صفر می‌کند. با این کار کانتور به طور نقطه‌ای هموار خواهد بود.

Subject:

Year. Month. Date. ( )

وقتی که گرد مشخصی از نقاط کانتور به یک مینیمم محلی برسد، الگوریتم متوقف می‌شود.
با این روش نباید همیشه سراسری تضمین می‌شود، اما اغلب خوب عمل می‌کند.
برای عملکرد بهتر الگوریتم مناسب است که پرچمله تابع انرژی را نرمالیزه کنیم.
برای Econt و Ecurv ابتدا را با تقسیم بزرگترین مقدار همسایی انجام می‌دهیم.
برای نرم گرادیان

$$\|\nabla f\| \longrightarrow \frac{\|\nabla f\| - m}{M - m}$$

m = مینیمم گرادیان در همسایگی
M = ماکزیمم گرادیان در همسایگی

• الگوریتم کانتور بعال

I. ورودی تصویر سطح خاکستری f است و یک کانتور اولیه با نقاط P_i^0 $(i=1,\dots,N)$
α = تعداد حداقل از نقاط کانتور که باید در هر تکرار حرکت کنند تا الگوریتم ادامه یابد.
P_i همسایگی $= U(P_i)$
در ابتدا $P_i = P_i^0$, $d = \bar{d}$

II. تا زمانی که تعدادی از نقاط بیشتر از α کانتور حرکت می‌کنند.

III. برای هر i $(i=1,\dots,N)$ نقطه‌ای از $U(P_i)$ را معین کنید که
برای آن E حداقل است و نقطه P_i را به آن نقطه منتقل کنید.

IV. برای هر i اعضای (K) کانتور در P_i را از رابطه زیر تخمین بزنید

$K = | P_{i-1} - 2P_i + P_{i+1} |$

و حداکثر محلی آنها پیدا کنید.

برای تمام نقاط P_j که در کدام انحنا ماکزیمم محلی است و زاویه حداکثر آن بیشتر است $\beta_j = \theta$ می‌شود.

V. مقدار متوسط فاصله را بدست آورید ($\bar{d}$)

VI. دنباله نقاط P_i که در نهایی را بدست می‌دهد.

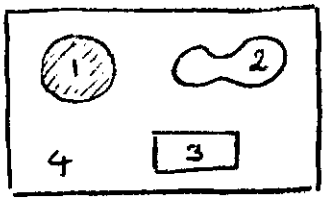
☑ مقادیر زیر به عنوان مثال می‌توانند مقادیر بگیرند:

$\alpha_i = 1 \qquad \beta_i = 1 \qquad \gamma_i = 1.2$

روش‌های بسیار مختلفی برای تشکیل تابع انرژی و تغییر با مقدار پیشنهاد شده‌اند.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

* تقطیع مبتنی بر ناحیه



* هر پیکسل به یکی از چند دسته نقاط تصویر دسته‌بندی می‌شود.
هر دسته نقاط دارای یک یا چند مشخصه مشترک هستند.
مثلاً مشخصه سطح خاکستری، رنگ، بافت، ...
هدف دسته‌بندی نقاط است به طوریکه نواحی حاصل دارای حداکثر همگنی باشند.

* شرایط تقطیع کامل
تصویر R به نواحی $R_1, R_2, \ldots, R_S$ تقطیع کامل شده است اگر

1. $R = \bigcup_{i=1}^{S} R_i$

2. $R_i \cap R_j = \Phi \quad , i \neq j$

3. $H(R_i) = TRUE \quad , i = 1, \ldots, S$ تابع یکنواخت همگن

4. $H(R_i \cup R_j) = FALSE \quad , i \neq j$

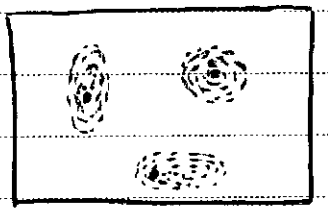
۱./۱
* تقسیم:
• محلی: نقطه مبتنی بر ویژگیهای سطح یا همسایگی یک دسته مرتبط داده می‌شود
• سراسری: نقطه مبتنی بر ویژگیهای نقاط سراسر تصویر به یک دسته مرتبط داده می‌شود.

* کاربرد
اگر تصویر بسیار پیچیده نباشد و ... نزدیک باشد این روشها بسیار بهتر از روشهای مبتنی بر

Subject:
Year. Month. Date. 40

لبه عمل می‌کند
برای تصاویر ساده عالی عمل می‌کند

* روش رشد دادن ناحیه (Region Growing)
با چند نقطه (بذر) شروع می‌کنیم
نقاط هر بذر را که مشخصات مشابهی با بذر دارند
متعلق به ناحیه بذر در نظر می‌گیریم.
نواحی از بذر به بیرون رشد می‌کنند.



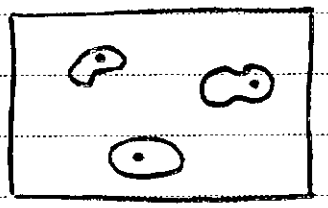
سه مسئله:

I. انتخاب نقاط بذر مناسب ← ماهیت تصویر
II. انتخاب مشخصه‌های مناسب ← از اطلاعات تصویر

چشم بسته دنباله‌های مختلفی را روی نقاط حساب کنیم. این دنباله‌ها در جاهایی همدیگه تلاقی می‌دهند ← ناحیه اشیا ← با بیان کمتری بسته را بدست می‌دهد.

III. انتخاب تابعه‌ای برای توقف رشد ← وقتی که دیگر نقاطی معیار متعلق بودن به ناحیه را ارضا نکنند.

☑ تصویر با دو تن



روشن‌ترین نقطه = بذر

می‌توان از اندازه مورد انتظار نواحی، شکل مورد انتظار نواحی، و میزان تشابه یک نقطه با پیکسل‌های جمع شده به ناحیه تا این مرحله برای افزایش قدرت روش استفاده کرد.

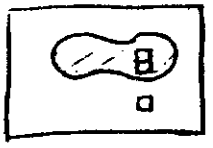
Subject:
Year. Month. Date. ( )

* روش ترکیب نواحی (Region Merging)

- ایده اصلی
  1) تصویر به نواحی اولیه کوچک معمولا قبل تقسیم میشود.
  2) معیاری برای ترکیب نواحی مجاور تعیین می‌کنیم.
  3) نواحی مجاور را ترکیب می‌کنیم تا اینکه هیچ دو ناحیه مجاوری دیگر قابل ترکیب شدن نباشند

- با انتخاب روشهای تقسیم و ترکیب مختلف، الگوریتم‌های مختلفی ایجاد می‌کند.

☑ 1



تقسیم تصویر به مربعهای ۲×۲، ۳×۳ تا ۸×۸
ترکیب دو ناحیه مجاور اگر تقریبا تمام سطح خاکستری آنها مشابه باشند.

☑ 2

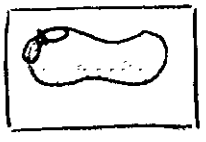
تقسیم به نواحی نسبتا کوچک دارای سطح خاکستری ثابت
ترکیب دو ناحیه مجاور R_i و R_j اگر

$$\frac{W}{P_m} > T_1$$

$$P_m = \text{Min}(P_i, P_j)$$

(R_i: پیرامون R_j ← پیرامون)

W : تعداد نقاط ضعیف در مرز مشترک R_j , R_i
که از لحاظ شبه یکنواخت



معمولا $T_1 = 0.5$

☑ 3

تقسیم تصویر مانند مثال ۲

ترکیب دو ناحیه R_i و R_j اگر

$\frac{W}{e} > T_2$

e : طول مرز مشترک R_i و R_j

معمولاً $T_2 = 0.75$

احتمالاً بهتر از روش ۲ عمل می‌کند

۴

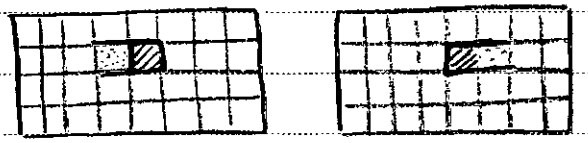
تقسیم مانند مثال ۲

ترکیب دو ناحیه اگر

$W > T_3$

T_3 کاملاً به تقدیر وابسته است.

• در روشهای ترکیب نتیجه نهایی ممکن است به ترتیب ترکیب کردن وابسته باشد.



* روش تقسیم و ترکیب (Split & Merge)

• تقدیر ابتدا به چهار قسمت تقسیم می‌شود.
سپس هر قسمت غیرممکن خود به ۴ قسمت ترکیب می‌شود و این تقسیم نواحی تا جایی که امکان دارد ادامه می‌یابد
تقدیر ناحیه‌ای ممکن موجود نشود.
در انتهای نواحی مجاور را ترکیب می‌کنیم تا دیگر ترکیب ممکن نباشد.

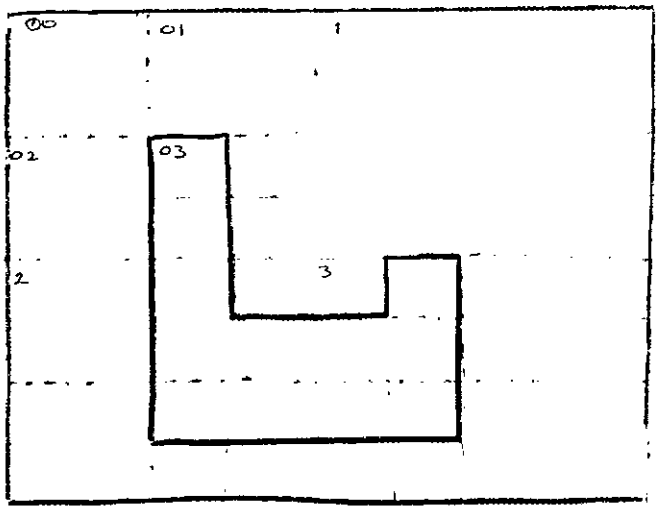
• معیار ممکن بودن

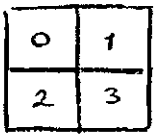
تقدیر ماهیتی: سیاه (یا سفید) بودن
تقدیر خاکستری: واریانس سطوح خاکستری نقاط ناحیه از حدی کوچکتر باشد.

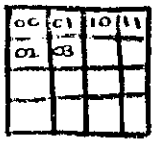
Subject :

Year . Month . Date . ( )

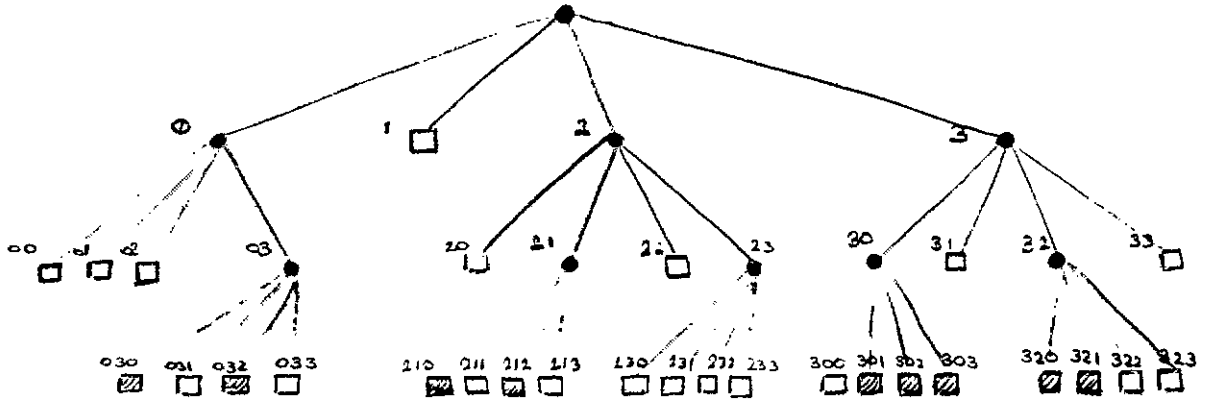
• برای تقسیم تصویر می‌توان یک درخت چهارتایی (Quad tree) نیز تشکیل داد.







روش کدگذاری



• از ساختار برعکس نیز در این درختها استفاده می‌شود. طرحهای نسخه‌های مختلفی از این درختها موجود است.

* تقطیع یا آستانه‌ای کردن دامنه سطح خاکستری Amplitude Thresholding

* مراحل

۱) تبدیل تصویر سطح خاکستری به تصویر دوسطحی یا چندسطحی

۲) تقطیع تصویر دو یا چند سطحی با استفاده از تشخیص لبه ها یا نواحی

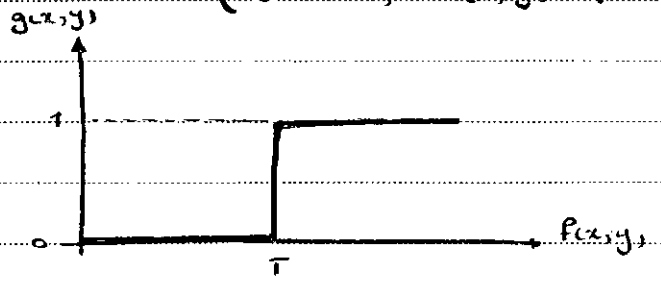
* مزایا

- ساده است از نظر محاسبات کم هزینه و سریع است.
- به صورت بی درنگ یا سخت افزار قابل انجام است.
- در مسائل نسبتاً ساده قابل استفاده است.

* آستانه‌ای کردن :

- $f(x,y)$ به تصویر دوسطحی $g(x,y)$ تبدیل می‌شود:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & , f(x,y) \geq T \\ 0 & , f(x,y) < T \end{cases}$$

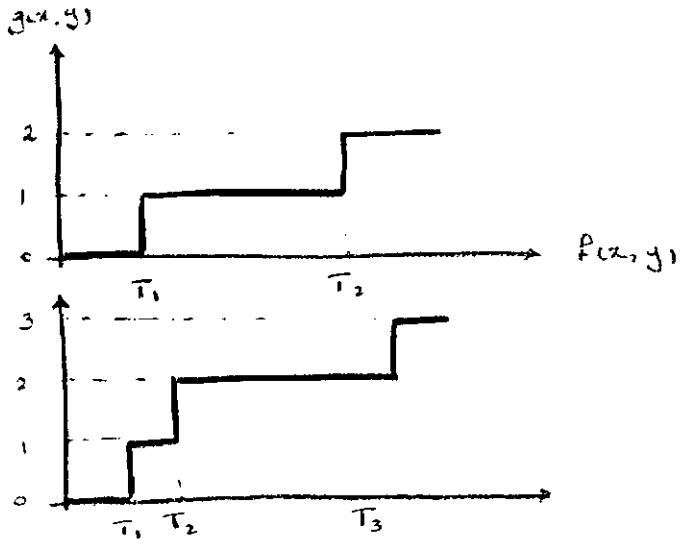


آستانه‌ای کردن تصویر ← تعیین T برای آن تصویر

- آستانه ← سراسری، ثابت : برای کل تصویر یک مقدار T داریم
  ↙ محلی، متغیر، تطبیقی : برای نواحی مختلف T های متفاوت داریم.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

• با افزایش پیچیدگی تصویر ممکن است ایجاد تصویر چند سطحی مشکل را حل کند. در این حالت چند مقدار آستانه باید مشخص شود



تصویر سه سطحی

تصویر چهار سطحی

• تعداد سطوح ↑ ⇐ خطای دسته‌بندی نقاط ↓

• می‌توان بخشی از سطوح خاکستری را آستانه‌ای کرد و بخشی را نه. این کار را نیم آستانه‌ای کردن (Semi-Thresholding) می‌نامند.
هدف در این کار مناسب‌تر کردن تصویر برای قدم بعدی است.

☐ می‌توان زمینه را سیاه (سفید) کرد و شی را باقی گذاشت یا شی را سیاه (سفید) کرد و زمینه را باقی گذاشت.

$$g(x,y) = \begin{cases} f(x,y) & , f(x,y) \geq T \\ 0 & f(x,y) < T \end{cases}$$

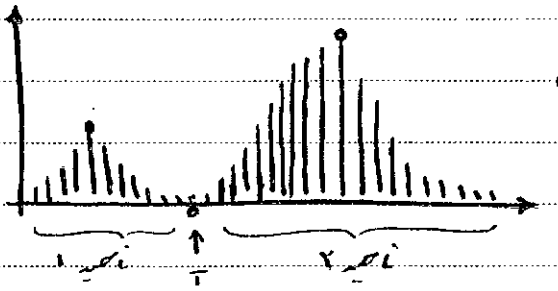
* تعیین مقدار آستانه T
I. استفاده از هیستوگرام سطوح خاکستری
• روش Mode

Subject:

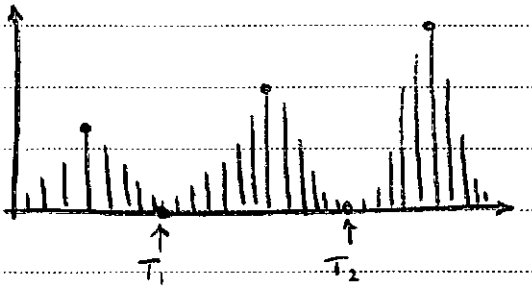
Year. Month. Date. 43

اگر هیستوگرام دو یا چند قله‌ای باشد، باید جهت قله‌ها و سپس دره‌های بین آن‌ها را پیدا کنیم.

مینیمم دره‌ها ⟸ T



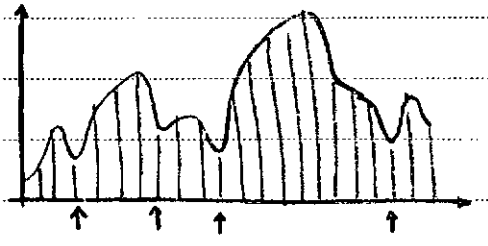
هیستوگرام دو قله‌ای
Bimodal



هیستوگرام چند قله‌ای
Multimodal

مثال:

تغییرات محلی در هیستوگرام محلی در هیستوگرام تصاویر دانه‌ای، ماکزیمم و مینیمم‌های محلی متعددی ایجاد می‌کند و تعیین T مشکل می‌شود.



راه حل:

① هیستوگرام را ابتدا هموار می‌کنیم تا تغییرات محلی حذف شود، سپس الگوریتم را به آن اعمال کنیم.

② باید بین دو ماکزیمم یک حداقل فاصله باشد تا در نظر گرفته شوند.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

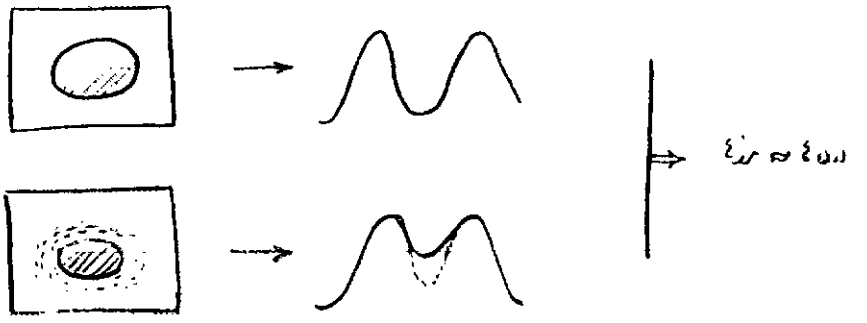
II. استفاده از هیستوگرام خیز کامل

• هیستوگرام تناظری از تصویر که در آن تراکم‌های مقدار بالایی ندارد (واضح تر) تشکیل شود.

آستانه = مینیمم هیستوگرام

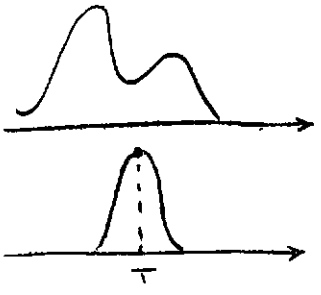
نقاط دو طرف مرز ۴ در هیستوگرام تفاوت داده می‌شود.

در هیستوگرام دوم ۴ واضح تر می‌شود بنابراین T مناسب‌تر.



• هیستوگرام تناظری از تصویر که در آن تراکم‌های مقدار بالایی دارد تشکیل شود.

آستانه = ماکزیمم

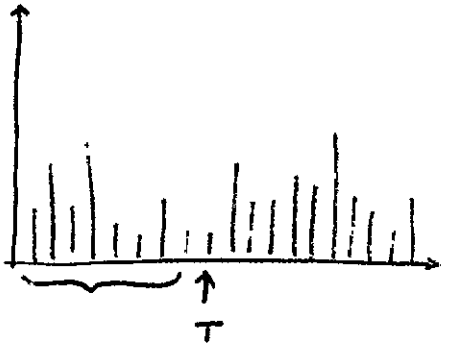


III. روش P-tile

با استفاده از هیستوگرام تصویر T طوری انتخاب می‌شود که نسبت خاصی از نقاط ($\frac{1}{p}$) دورای سطح خاکستری کمتر از T شوند.

باید اطلاعات قبلی در مورد مختصات تصویر موجود باشد.

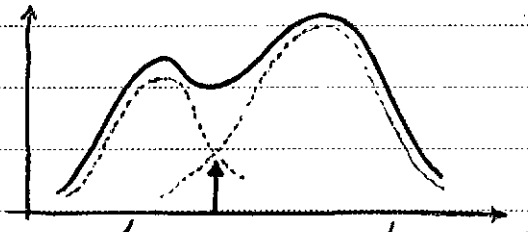
☑ تا مرحله شناسایی حروف



Subject:
Year. Month. Date. 44

IV. تعیین آستانه بهینه

فرض: هیستوگرام ترکیب دو تابع توزیع تک قله‌ای است.



با داشتن فرم دو تابع توزیع می‌توان مقدار آستانه‌ای که خطا را حداقل می‌کند تعیین کرد.

کمترین پیچیدگی ← محل تلاقی ← تقاطع دادن دو تابع

مثلاً برای دو تابع توزیع نرمال

$N_1(\mu_1, \sigma_1^2)$

$N_2(\mu_2, \sigma_2^2)$

تلاقی ⟶ $AT^2 + BT + C = 0$ ⟶ $T =$ نقطه تلاقی

$$\begin{cases} A = \sigma_1^2 - \sigma_2^2 \\ B = 2(\mu_1\sigma_2^2 - \mu_2\sigma_1^2) \\ C = \sigma_1^2\mu_2^2 - \sigma_2^2\mu_1^2 + 2\sigma_1^2\sigma_2^2 \ln\frac{\sigma_2 P_1}{\sigma_1 P_2} \end{cases}$$

P_1, P_2 ⟶ احتمال پیش آمدن هریک از دو سطح خاکستری

$\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$ ☑

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{\sigma^2}{\mu_1 - \mu_2} \ln\frac{P_2}{P_1}$$

$P_1 = P_2$ ، $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$ ☑

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2}$$

مشکلات روش:

Subject:
Year. Month. Date.

• تعیین پارامترهای P_i ، σ_i ، μ_i و
• توزیعها ممکن است نرمال نباشد.

۷. روش حداکثر واریانس

T را طوری پیدا می‌کنیم که واریانس سطح خاکستری نقاط متن و حداکثر شود.
این روش از چهار الگوریتم تشکیل شده است:

۱- چهار نقطه چهار گوشه تصویر را متعلق به زمینه و بقیه را متعلق به شیء در نظر می‌گیریم.

۲- در قدم t مقادیر میانگین سطوح زمینه و شیء را حساب می‌کنیم.

$$\mu_B^t = \frac{\sum_{(x,y)\in B} f(x,y)}{N_B}$$ Background

$$\mu_O^t = \frac{\sum_{(x,y)\in O} f(x,y)}{N_O}$$ object

۳- مقدار آستانه را تنظیم کرده می‌آوریم.

$$T^{t+1} = \frac{\mu_B^t + \mu_O^t}{2}$$

و نقاط مربوط به زمینه و شیء را با T جدید معین می‌کنیم.

۴- اگر $T^{t+1} = T^t$ الگوریتم خاتمه می‌یابد.
در غیر این صورت به قدم ۲ می‌رویم.
این روش اکثراً خوب عمل می‌کند.

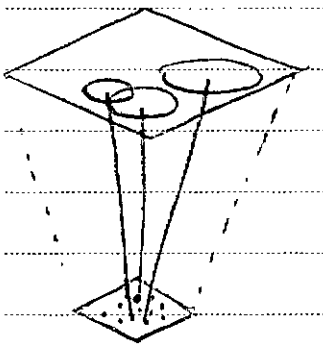
VI. آستانه‌ای بودن و ساختار سلسله مراتبی

هرم نزدیکی برای تقدیر تشکیل می‌شود.

در پایین‌ترین نزدیکی به دنبال نقاط مهم می‌گردیم.

ناحیه متناظر هر نقطه مهم در نزدیکی بالا آستانه‌ای می‌شود.

نقطه مهم، نقطه‌ای است که سطح خاکستری آن با بیشتر سطح خاکستری همسایه‌های ۳×۳ پیرامون نقطه متفاوت باشد.



الگوریتم:

۱- تقدیر به شکل هرم نزدیکی ارائه شود.

۲- در پایین‌ترین نزدیکی به دنبال نقاط مهم می‌گردیم.
در صورتی که نقطه مهم دیگری یافت نشد الگوریتم خاتمه می‌یابد.

۳- برای نقاط مهم واقع در سطح خاکستری C، میانگین سطوح خاکستری همسایگان برابر m

$$T = \frac{m + C}{2}$$

۴- ناحیه متناظر نقطه مهم در تقدیر نزدیکی بالا را با T آستانه‌ای می‌کنیم.

۵- به قدم ۲ می‌رویم.

VI. آستانه‌یابی با استفاده از حداکثر کردن آنتروپی

آنتروپی ↑ ⟸ اطلاعات ↑ ⟸ تمایز بین پس‌زمینه و شیء ↑

VII. آستانه‌یابی با روش هموارسازی متوالی

در الگوریتم هموارسازی برای تولید تقدیر دو سطحی و چند سطحی

Subject :
Year . Month . Date . ( )

• دوسطحی

آستانه T پیکسلهای $f(x,y)$ را به دو کلاس تقسیم می‌کند.
واریانس بین کلاسی عبارتست از :

$$\sigma^2(T) = P_D (\mu_D - \mu_T)^2 + P_B (\mu_B - \mu_T)^2$$

P_D : احتمال اینکه سطح خاکستری یک پیکسل کمتر از T باشد
P_B : " " بیشتر " T "
μ_D : میانگین پیکسلهای دارای سطح خاکستری کمتر از T.
μ_B : " " " بیشتر " T.
μ_T : میانگین کلی پیکسلها

می‌توان نشان داد که

$$\sigma^2(T) = P_D \mu_D^2 + P_B \mu_B^2 - \mu_T^2$$

سپس مقدار T را چنان پیدا کرد که $\sigma^2(T)$ حداکثر شود.

$$T = \frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{i=0}^{T} i.n(i)}{\sum_{i=0}^{T} n(i)} + \frac{\sum_{i=T+1}^{L} i.n(i)}{\sum_{i=T+1}^{L} n(i)} \right)$$

الگوریتم آستانه سازی دوسطحی :

۱ـ مقدار اولیه‌ای برای T تعیین کنید

۲ـ با داشتن $T^{(k)}$ مقدار $T^{(k+1)}$ را از رابطه زیر بدست آورید :
L : تعداد سطوح خاکستری $f(x,y)$

Subject:
Year. Month. Date. 96

$$T^{(k+1)} = \left\lfloor \frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{i=0}^{T^{(k)}} i.n(i)}{\sum_{i=0}^{T^{(k)}} n(i)} + \frac{\sum_{i=T^{(k)}_{+1}}^{L} i.n(i)}{\sum_{i=T^{(k)}_{+1}}^{L} n(i)} \right) \right\rfloor$$

۳- اگر $T^{(k+1)} = T^{(k)}$ الگوریتم خاتمه می‌یابد، $T = T^{(k)}$

در غیر این صورت به قدم ۲ برمی‌گردیم.

سه واحد ثابت در رابطه الگوریتم فوق بهبود می‌دهد.

• تقدیر S سطحی

تقسیم روش قبل به چند سطح

واریانس بین طبقاتی:

$$\sigma^2(\underline{T}) = \sum_{i=1}^{S} P_i (\mu_i - \mu_T)^2$$

$$\underline{T} = \begin{pmatrix} T_1 \\ T_2 \\ \vdots \\ T_{S-1} \end{pmatrix}$$

P_i : احتمال وجود پیکسلهایی با سطح خاکستری بین T_{i-1} و T_i

الگوریتم استانه‌سازی S سطحی (قدمهای زیر را برای $i = 1, 2, \ldots, S-1$ انجام دهید)

۱- یک مقدار اولیه برای هر آستانه T_i انتخاب کنید.

۲- با داشتن $T_i^{(k)}$ مقدار $T_i^{(k+1)}$ را از رابطه زیر حساب کنید.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

$$T_i^{(k+1)} = \left[\frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{j=T_{i-1}^{(k)}}^{T_i^{(k)}} j \cdot n(j)}{\sum_{j=T_{i-1}^{(k)}}^{T_i^{(k)}} n(j)} + \frac{\sum_{j=T_i^{(k)}+1}^{T_{i+1}^{(k)}} j \cdot n(j)}{\sum_{j=T_i^{(k)}+1}^{T_{i+1}^{(k)}} n(j)} \right) \right]$$

۲- اگر $T_i^{(k)} = T_i^{(k+1)}$ ، $T_i = T_i^{(k)}$ از این حلقه خارج شود

اگر $i < S-1$ حدهای نقش های $i+1$ تا محاسبه شود

اگر $i = S$ الگوریتم خاتمه یابد

اگر $T_i^{(k)} \neq T_i^{(k+1)}$ به مرحله ۲ برمی گردیم.

برنامه ای بنویسید برای آستانه ای تطبیق تصاویر و سپس تقطیع کند.

- دو بار مشتق سطحی
- روشهای مختلف

* تقطیع مبتنی بر بافت (Texture)

* دلیل آنکه بافت به چیزهای بسیار مختلفی گفته می‌شود ترتیب آن مشکل است.

• ترتیب بافت یک سطح: چگونگی ترکیب اجزاء برای تشکیل سطح
نحوه قرارگرفتن اجزاء تشکیل دهنده سطح

• معمولاً منظور از بافت، تکرار یک عنصر اولیه بافت در مشکل از گروهی نقاط است می‌باشد.

• عنصر اولیه بافت
Texture Element, Texel, Basic Element, Primitive, Texton

• مدت روشنایی نقاط یک عنصر اولیه بافت، تون (tone) بافت را مشخص می‌کند.
رابطه مکانی نقاط یک عنصر اولیه بافت، ساختار (structure) بافت را مشخص می‌کند
تعداد نقاط یک عنصر اولیه بافت، مقیاس (scale) یا درشتی بافت را نشان می‌دهد.

• عنصر اولیه
- تعداد نقاط زیاد: قابل تشخیص
- تعداد نقاط کم: قابل تشخیص نیست

• قرارگرفتن تکرار عنصر در بافت ممکن است پریودیک، نیمه پریودیک یا اتفاقی می‌باشد.
بافت‌های طبیعی ← اتفاقی
بافت‌های مصنوعی ← پریودیک

• بافت ممکن است:
خشن، درشت، coarse یا ظریف، ریز، fine

Subject:

Year. Month. Date. ( )

ripple	موج	یا	smooth	هموار
irregular	نامنظم	یا	regular	منظم
strong	قوی	یا	weak	ضعیف
granulated	دانه دانه ای	یا		ساده

- بافت وابسته قوال، نوع و تعداد تکسلها و رابطه مکانی آنها توصیف کرد.

- ناحیه دارای بافت ثابت

یک مجموعه از ویژگیهای محلی در ناحیه ثابت هستند

یا - لندی تغییر کنند

یا تقریباً پریودیک باشند

آیا این شکل بافت دارد؟

نمی دانیم!

نیاز داریم...

- سوال:

در یک ناحیه چند بار عملگر اولیه باید تکرار شود تا ناحیه بافت دار در نظر گرفته شود.

جواب:

یک ناحیه بدون بافت دار را در نظر بگیرید

یک پنجره به اندازه تقریبی میدان دید را روی آن در نظر بگیرید.

با زوم شدن مشاهده شده و سطح، تکسلهای کمتری در میدان دید او تکرار میشوند

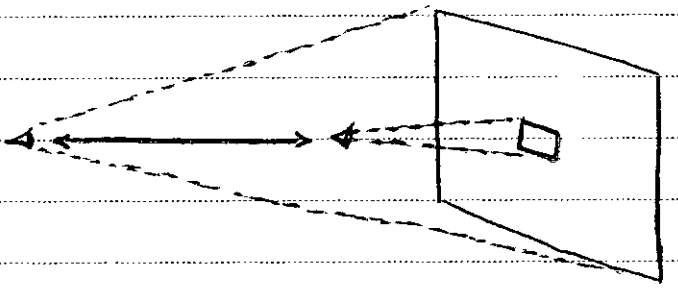
در فاصله ای تصویر مشاهده شده در پنجره دیگر بافت دار به نظر نمی رسد یا بافت دار به نظر می رسد اما حرکت پنجره روی ناحیه باعث تغییر زیاد بافت مشاهده می شود.

در چنین وضعیتی می گوییم بافت نداریم.

اگر فاصله مشاهده کننده از سطح زیاد شود، به فاصله ای می رسد که جزئیات موجود در روی سطح دیگر تار

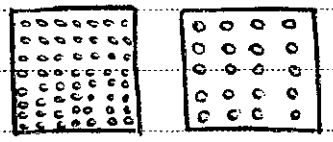
شده و سطح تقریباً پیوسته به نظر می‌رسد و تکسلها دیگر قابل مشاهده نیستند.
در این حالت نیز بافت نداریم.

در فاصله بین دو فاصله فوق تکسلها در میدان دید قابل مشاهده است و با حرکت پنجره دید، بافت مشاهده شده تغییر می‌کند.
در این حالت بافت وجود دارد.



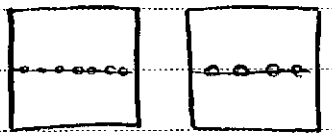
* توصیف بافت

I. توصیف آماری



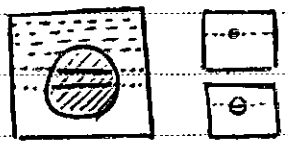
• فرکانس لبه‌ها

می‌توان فرکانس لبه‌ها را برای توصیف و تمایز بافت‌ها از همدیگر به کار برد.



• طول تداوم‌ها (Run Length)

در بافت‌های درشت طول تداوم سطوح خاکستری بزرگتر است و در بافت‌های ریز، کوچکتر.
لذا سطوح خاکستری، طول را بسته به آنها می‌دانند و توصیف بافت میسر و ممکن می‌شود.



Subject:
Year. Month. Date.

دیتکتورهایی نیز مبتنی بر طول تماس، سطح خاکستری آن نیز تعریف شده است.
طول تماس ← طول خط روی لبه بر اساس

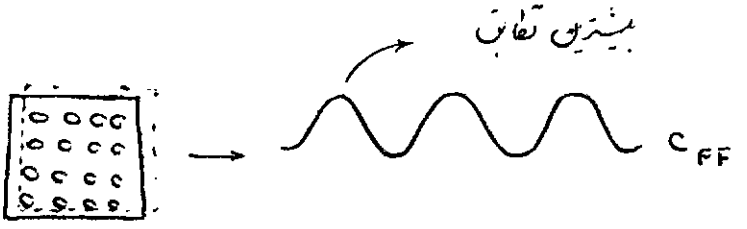
- ضریب همبستگی (Auto correlation coeff.)

$$C_{FF}(p,q) = \frac{MN}{(M-p)(N-q)} \cdot \frac{\sum_{i=1}^{M-p}\sum_{j=1}^{N-q} f(i,j)\cdot f(i+p,j+q)}{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} f^2(i,j)}$$

f: $M \times N$

p, q: جابجایی در امتداد x و y

عنصر ادراکی: یک پیکسل
خاصیت عنصر ادراکی: سطح خاکستری نقطه



۱- اگر پیکسل‌ها به صورت پریودیک در بافت باشند، C_{FF} نیز به صورت پریودیک با فاصله افزایش می‌یابد.
برای پیکسل بزرگ سرعت کاهش C_{FF} با افزایش فاصله پایین است.
برای پیکسل کوچک تغییرات C_{FF} تندتر است.

C_{FF} را برای مقادیر مختلف P و q حساب می‌کنیم و مجموعه C_{FF} های حاصل را به عنوان ویژگیهای توصیف کننده بافت نگاری برگردانیم

$$\begin{pmatrix} C_{1,0} \\ C_{\dots} \\ \vdots \\ C_{\dots} \end{pmatrix}$$

توصیف بافت: با ارائه خواص آن در ویژگیهایی که در یک بردار ویژگی نگاری گیرند.
تمیز بافت: ناحیه بندی فضای ویژگی و تخصیص یک ناحیه متمایز به هر بافت
تقطیع: دسته بندی ویژگی

• وابستگی مکانی سطوح خاکستری

* ماتریس هم رخدادی (Coincidence Matrix)
تصویر $f(x,y) : M \times N$ دارای L سطح خاکستری $0, 1, \dots, L-1$
ماتریس هم رخدادی تصویر $C : L \times L$ که عناصر $C_{k\ell}$ آن

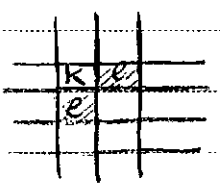
$$C_{k\ell} = \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} \delta(i,j)$$

$$\delta(i,j) = \begin{cases} 1 & (f(i,j)=k \text{ و } f(i,j+1)=\ell) \\ & \text{یا} \\ & (f(i,j)=k \text{ و } f(i+1,j)=\ell) \\ 0 & \end{cases}$$

شمارش تعداد دفعات هم‌رخدادی سطوح خاکستری

$$C = \begin{array}{c} \\ 0 \\ 1 \\ 2 \\ \vdots \\ L-1 \end{array} \begin{array}{c} \begin{array}{cccc} 0 & 1 & 2 & \dots L-1 \end{array} \\ \begin{bmatrix} & & & \\ & & & \\ & & & \\ & & & \end{bmatrix} \end{array} \quad L \times L$$

چند سطح ℓ در راست یا پایین سطح k واقع شده؟



Subject :

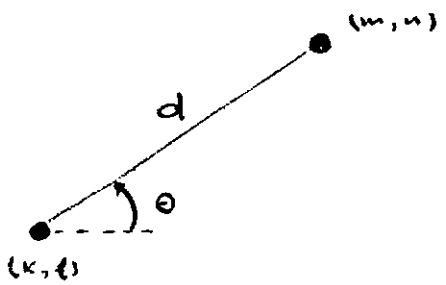
Year . Month . Date . ( )

به صورت کلی تر می توان ماتریسهای S را به صورت زیر تعریف نمود :

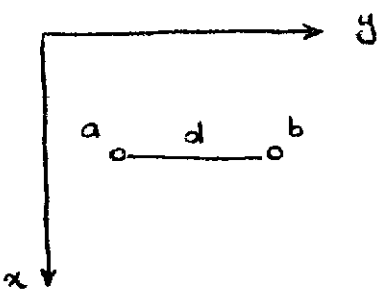
$$S_{\theta,d} = \left(s_{\theta,d}(a,b) \right)$$

تعداد دفعاتی که سطح خاکستری b به فاصله d در امتداد θ از سطح خاکستری a قرار دارد .

$S_{\theta,d} : L \times L$



$$S_{0^\circ,d}(a,b) = \left| \left\{ ((k,\ell),(m,n)) \in (M\times N)\times(M\times N) : \begin{array}{l} k-m = 0 \\ |\ell - n| = d \\ f(k,\ell) = a \\ f(m,n) = b \end{array} \right\} \right|$$



قرارداری

$$S_{45^\circ,d}(a,b) = \left| \left\{ (\dots) : \begin{array}{l} (k-m=d,\ \ell-n=-d) \text{ OR } (k-m=-d,\ \ell-n=d), \\ f(k,\ell)=a \\ f(m,n)=b \end{array} \right\} \right|$$

$$S_{90^\circ,d}(a,b) = \left| \left\{ (\dots) : |k-m| = d,\ \ell-n = 0,\ \dots \right\} \right|$$

$$S_{135^\circ,d}(a,b) = \left| \left\{ (\dots) : (k-m=d,\ \ell-n=d) \text{ OR } (k-m=-d,\ \ell-n=-d,\dots \right\} \right|$$

استخراج ویژگیهایی از ماتریس $S_{\theta,d}$ زیر:

$$S_{\theta,d} = \begin{bmatrix} S_{\theta,d}(0,0) & S_{\theta,d}(0,1) & \cdots & S_{\theta,d}(0,L-1) \\ S_{\theta,d}(1,0) & S_{\theta,d}(1,1) & \cdots & S_{\theta,d}(1,L-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{\theta,d}(L-1,0) & S_{\theta,d}(L-1,1) & \cdots & S_{\theta,d}(L-1,L-1) \end{bmatrix}$$

① انرژی

$$E_{\theta,d} = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} S^2_{\theta,d}(a,b)$$

② آنتروپی

$$H_{\theta,d} = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} S_{\theta,d}(\sim) \log S_{\theta,d}(\sim)$$

③ همبستگی

$$C_{\theta,d} = \frac{\sum \sum (ab\, S_{\theta,d}(\sim)) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

$$\mu_x = \sum_a a \sum_b S_{\theta,d}(\sim)$$

$$\mu_y = \sum_b b \sum_a S_{\theta,d}(\sim)$$

$$\sigma_x = \sum_a (a-\mu_x)^2 \sum_b S_{\theta,d}(\sim)$$

$$\sigma_y = \sum_b (b-\mu_y)^2 \sum_a S_{\theta,d}(\sim)$$

④ اینرسی یا کنتراست

$$I_{\theta,d} = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} (a-b)^2 S_{\theta,d}(\sim)$$

⑤ همگنی محلی

$$L_{\theta,d} = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} \frac{1}{1+(a-b)^2} S_{\theta,d}(\sim)$$

⑥ معمولترین شمارش

$$\max_{a,b} \left\{ S_{\theta,d}(\sim) \right\}$$

اگر برای θ و d های مختلف $S_{\theta,d}$ را تشکیل و ویژگیهای فوق برای هریک محاسبه کنیم می‌توانیم یک بردار ویژگی تشکیل دهیم.
این بردار اطلاعات بافت تصویر را در خود دارد.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

اگر $f(x,y)$ دارای ۲۵۶ سطح خاکستری باشد

$C = 256 \times 256$

محاسبات سنگین می شود

می توان تعداد سطوح خاکستری را کم کرد. به تصویر وابسته است. مثلاً ممکن است ۳۲ یا ۶۴ سطح شود.

عمل با داشتن بردار ویژگی، مسئله به دسته بندی تبدیل می شود.

★ ویژگی های طیفی

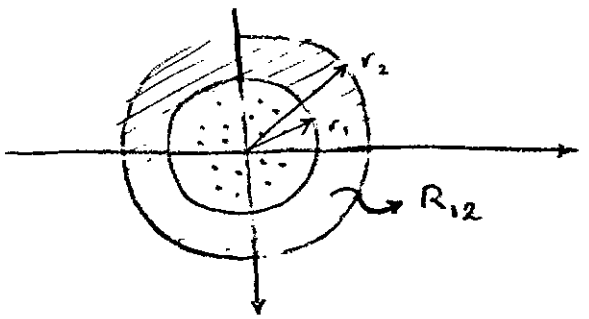
فرکانس هایی به عنوی در طیف فوریه متناظر می شود

همیشه بردیک بودن، جهتدار بودن و ظرفیت یا درجت بودن بافت.

دو دسته ویژگی روی طیف تعریف می کنیم:

①

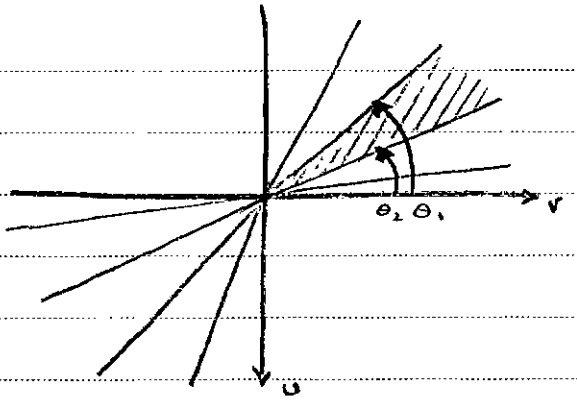
$$V_{r_1 r_2} = \sum_u \sum_v |F(u,v)|^2 \qquad (u,v) \in R_{12}$$



$$R_{12} = \left\{ (u,v) \;\middle|\; r_1 \le \sqrt{u^2+v^2} \le r_2 \right\}$$

②

$$V_{\theta_1 \theta_2} = \sum_u \sum_v |F(u,v)|^2 \qquad (u,v) \in A_{12}$$



$$A_{12} = \left\{ (u,v) \mid \theta_1 \leq \tan^{-1}\frac{v}{u} \leq \theta_2 \right\}$$

V_{θ_1,θ_2} قوی ⇐ بافت دارای خطوط و لبه‌های زاویه‌ای در امتداد عمود بر $\frac{\theta_1+\theta_2}{2}$ است.

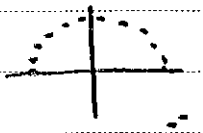
V_{r_1,r_2} در حلقه‌های نزدیک مبدأ قوی باشد ⇐ بافت درشت

V_{r_1,r_2} در حلقه‌های دور از مبدأ قوی باشد ⇐ بافت ریز

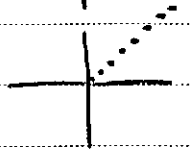
ایراد: این ویژگی‌ها با تغییر نور محیط عوض می‌شوند.
برای حل این مشکل می‌توان از histogram specification استفاده کرد.

روش دیگر:
$S_r(\theta)$: تغییرات طیف بازدیه یک شعاع r
$S_\theta(r)$: تغییرات طیف با شعاع یک زاویه θ

$$S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r)$$



$$S(\theta) = \sum_{r=1}^{R} S_r(\theta)$$



$R = \frac{\text{بعد تصویر}}{2}$

در نتایج $S(\theta)$ و $S(r)$ توصیف مناسبی بدست می‌دهند.

Subject :
Year . Month . Date . ( )

مشخصات این توابع مانند کل ماکزیمم ها ، مینیمم ها ، و تعداد آنها ، مقدار متوسط ، واریانس و ... می‌تواند به عنوان ویژگی به کار برود.

II . توصیف و شناسایی بافت با روشهای شناسایی ساختاری

Syntactic Pattern Recognition

ایده اصلی : با استفاده از یک عنصر اولیه و قواعدی برای ترکیب عناصر قوانین با یک گرامر ارائه می شوند

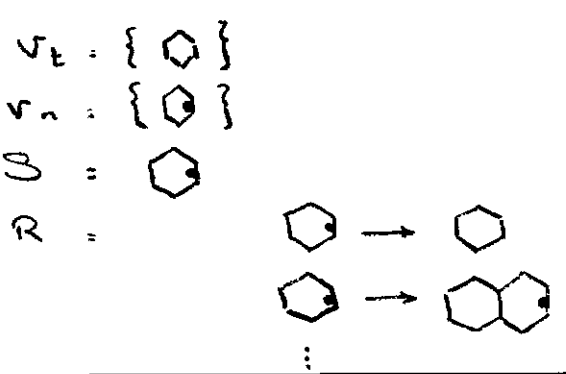
بافت ها عموماً کاملاً منظم نیستند و توصیف آنها با قوانین بسیار معین و محدود کننده مشکل است.

می توان از گرامرهای احتمالی (stochastic) استفاده کرد.

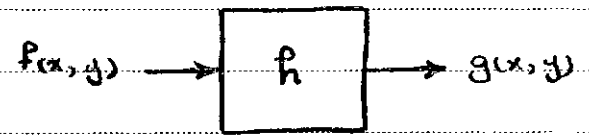
به عنوان مثال ارائه یک بافت با

$\{ V_t , V_n , R, S \}$

V_t : Terminal Symbol set
V_n : Nonterminal Symbol Set
R : Rules Set
S : Start Symbol



III. در تصویر با بلت به یک فیلتر ۴
• در فیلترهای خطی داشتیم:



$h(x,y)$
که تابع توزیع نقطه‌ای ایده‌آل h است.

$$g(x,y) = f(x,y) * h(x,y)$$
$$G(x,y) = F(x,y) \cdot H(x,y)$$

در حالت گسسته داریم:

$$g(i,j) = \sum_k \sum_\ell h(i-k, i-\ell) \cdot f(k,\ell)$$

کرنل یا ماسک فیلتر

h برای محدوده‌ای از k و ℓ غیرصفر است (تعداد ضرایب غیرصفر h محدود هستند) پس h را می‌توانیم با ماتریس نشان دهیم.

☑ فیلتر هموارسازی گوسی: فیلتر گوسین

$$C_\sigma(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\} = h(x,y)$$

برای حالت گسسته پنجره‌ای با اندازه $(2k+1)(2k+1)$ را در نظر می‌گیریم:

$$h(i,j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{(i-k-1)^2 + (j-k-1)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

اندازه فیلتر گوسی در چند باند به σ وابسته است و مناسب است با اندازه‌ی σ هموارسازی انجام دهیم. هرچه σ بزرگتر باشد، هموارسازی بیشتر است و تاری بیشتر رخ می‌دهد.

$\sigma \uparrow \Rightarrow k \uparrow$
$\sigma \downarrow \Rightarrow k \downarrow$
$k \propto \sigma$

- نمونه‌برداری و نمونه‌برداری مجدد

بنا بر قضیه نمونه‌برداری کاهش اندازه تصویر با انتخاب k در میان نمونه‌ها از یک تصویر روزولوشن بالا کاردستی نیست.

برای کاهش رزولوشن یعنی در میان برداشتن مناسب نیست ✗

قاعده بالا برای تصویر ایده‌آل یک فیلتر پایین‌گذر فیلتر نمود تا مولفه‌های با فرکانس بالای نرخ نمونه‌برداری حذف شوند. برای اینکه aliasing پیش نیاید ابتدا مولفه‌های بالا را حذف و سپس با نرخ جدید (که کمتر هم هست) نمونه‌برداری می‌کنیم.
اگر بخواهیم ابعاد تصویر را نصف کنیم، در تبدیل فوریه، نمونه‌ها در میان نقاط صفر خواهند نشست و لذا برای جلوگیری از aliasing باید فیلتری به کار رود که در بیرون محدوده $|u| < \frac{1}{2}$ ، $|v| < \frac{1}{2}$ شدت مولفه‌ها را تضعیف کند.
این کار را می‌توان با ضرب تبدیل در یک فیلتر گوسین انجام داد. انتخاب این فیلتر به کاربرد بستگی دارد.

- استفاده از فیلترها به عنوان ماسک

فیلترها ابزار مناسبی برای پیاده‌کردن الگوهای ساده هستند، چون به الگوهایی که شبیه هسته‌شان هستند پاسخ قوی می‌دهند.
$\sum h.f$ شکل ضرب داخلی دو بردار است که ضرب داخلی دو بردار میزان مشابهت آن دو بردار را می‌دهد. پس $\sum h.f$ وقتی حداکثر می‌شود که f شبیه h باشد.

• معنایی و هرم های تصویر

تصاویر گرفته شده در مکان های مختلف ممکن است بسیار متفاوت باشند.
مثلاً در سلفی یک "کودک" ممکن است با پس زمینه توصیف شود یا با راه راه های سیاه و سفید.
استفاده از فیلترهای همبازار کوچک مود با تشخیص می دهد اما برای راه راه های سفید و سیاه
این فیلترها مناسب نیستند.
استفاده از فیلترهای خیلی بزرگ هم مطلوب نیست. در این موارد بهتر است تصویر ابتدا
هموار سازی شود و سپس بدنبه پردازش مجدد شود. در نتیجه از فیلترهای کوچک استفاده شود.
در اینجا در واقع ابتدا تصویر را کوچک می کنیم و طوری که aliasing پیش نیاید سپس فیلتر
را اعمال می کنیم.
در یک هرم گوسی هر لایه با یک فیلتر گوسی متعادل هموار می شود و سپس مجدداً نمونه برداری
می شود تا تصویر روی لایه پایین تر بدست آید.

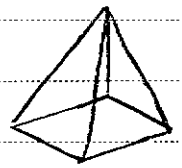
• اپراتور Down Sampling ($S^{\downarrow}$)

اگر تابع سطح n ام هرم گوسی را به صورت زیر در نظر بگیریم:

$$P_{Gaussian}(f)_n$$

در نتیجه داریم:

$$P_{Gaussian}(f)_{n+1} = S^{\downarrow}(G_\sigma * P_{Gaussian}(f)_n)$$



در اینجا هرم با دو لایه بالا منظور است.

تصویر داری بالا ترین رزولوشن (ریز ترین تصویر)

$$P_{Gaussian}(f)_1 = f(x,y)$$

Subject:
Year: Month: Date: ( )

• ثبات تجسیمی یا بافت

با توجه به تعاریف گفته شده می توان گفت :

« اینکه طرحی بافت نامیده شود یا نه ، به مقیاس مشاهده آن وابسته است »

☑ برگ های درختان از فاصله نزدیک بافت دار است ولی اگر دورشویم بافت ندارد. حال اگر زیادتر دورشویم وخود درخت را ببینیم ، برگ های درخت بافت آن درخت هستند.

بافت می تواند بافتین عناصر تشکیل دهنده آن و نحوه قرارگرفتن آنها درکنارهم ارائه شود. به واسطه سنجش تعیین عناصر بافت می پردازیم (مثال عناصر ساده تری مانند عنصر « خال » (مجموعه خط ها و نقطه ها : جهان تراز مفهوم ریاضی شان عدد تظرمان است !) گردیم و سپس در مورد نحوه کنارهم قرارگرفتن آنها استدلال کنیم.
پس چنان تعیین تسلسل ها صحت است ، به دنبال عنصر « خال » می گردیم که در نهایت به جایی می رسیم که تسلسل ها از خال ها و عنصر « خاصه » می شود .

• استخراج ساختار تصویر با استفاده از یک مجموعه فیلتر

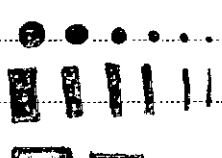
در هر جای تصویر که تصویر شبیه به فیلتر باشد، پاسخ فیلتر قوی خواهد بود و در جاهایی که شباهت نیست ، پاسخ ضعیف می شود . پس می توان بافت یک تصویر را با پاسخ آن به مجموعه ای از فیلترها ارائه داد. مثلاً فیلترهایی که انواع عنصر « خال » را تشخیص می دهند.

یک فیلتر خال (spot) در جاهایی که ناحیه کوچکی از اطرافش متفاوت است پاسخ قوی می دهیم (در واقع به خال در تصویر پاسخ است .)

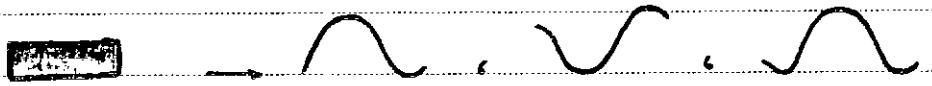
فیلترهای میله (bar) در جاهایی که الگوی امتداد داری وجود دارد ، پاسخ قوی می دهند.

در تشکیل بینایی انسان خال ها و میله ها نقش مهمی ایفا می کنند . مشابه همین بینایی انسان برای

تشخیص بافت باید فیلترهای حاصل با متناسبهای مختلف و فیلترهای میله‌ای با امتدادهای متناسب و
فاصله‌های مختلف در نظر بگیریم.



منظور از فاصله، مدت روشنایی متقطع میله‌است.
فاصله یک موج سینوسی را در نظر می‌گیریم که مدت
روشنایی میله را تخمین بزند.



یک راه برای ایجاد این فیلترها استفاده از توابع گوسی است.
برای فیلتر حاصل از ترکیب توابع گوسی هم مرکز متفاوت دارای σهای مختلف بهره می‌گیریم.
☑ ترکیب دو تابع گوسی با ضرایب یا وزنهای $+1$ و -1 و σهای 0.71 و 1.41.

برای فیلترهای میله‌ای از ترکیب مثلاً سه تابع گوسی که نسبت به هم جابجا شده‌اند استفاده می‌کنیم. (مثل اینکه سه نقطه را کنار هم بچینیم تا میله تشکیل دهد). البته برای این توابع σ را در دو امتداد متعادت اختیار می‌کنیم تا میله خیلی باریک یا پهن نشود.
☑

مرکزهای تابع گوسی:	(0,1)	(0,0)	(0,-1)
σ در امتداد 1 (مثلاً x)	1	1	1
σ در امتداد 2 (مثلاً y)	2	2	2
وزنها	1	2	-1

سایر میله‌ها را می‌توان از چرخش دادن میله فوق حاصل شوند.
مشخصات دقیق این فیلترها چندان اهمیتی ندارد. تنها باید بتوانند خالها و میله‌ها را تشخیص دهند.

چند فیلتر به کار برده شود؟
من دانیم! در کاربردهای مختلف از 4 تا 11 اندازه، و 2 تا 18 امتداد به کار رفته است.
اغلب داشتن حداقل 6 امتداد لازم بنظر می‌رسد.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

• ارائه بافت با آمارگان خروجی فیلترها

در پنجره ای از ضرایب خروجی های فیلترها، آمارگان مناسبی را محاسبه و بافت را با آن ارائه می دهیم. مثلاً می توان میانگین ضرایب خروجی های فیلترها در پنجره را محاسبه کرد و بافت را با یک بردار ساده این میانگین ها ارائه داد.
هم چنین ممکن است از میانگین یا انحراف معیار نیز استفاده شود.
برای تعیین اندازه پنجره معمول است که ابتدا یک پنجره کوچک در نظر می گیرند و سپس اندازه آن را تدریجاً افزایش می دهند تا جایی که تغییر اندازه دیگر تغییر مهمی ایجاد نکند.

ارائه بافت با آمارگان خروجی های مجموعه از فیلترها نیاز مند کاهش تعداد زیادی فیلتر در مقیاس های مختلف با تصویر است
این کار می تواند با هرم گوسین انجام شود.

در هرم گوسین اطلاعات بسیار زیاد است. زیرا اطلاعات فرکانس پایین در همه سطوح وجود دارد.
یک هرم لاپلاسین بدین پایه ساخته می شود که در یک سطح هرم گوسین پیش بینی تصویر سطح بالاتر وجود دارد. اما این یک تخمین است. لذا در هرم لاپلاسین خطای پیش بینی ذخیره می شود.

برای ایجاد یک ایلگوریتم Up Sampling $S^{\uparrow}(f)$ به ازای هرم گوسین که تصویر سطح n را به سطح دارای وضوح کمتر، بالاتر می برد

برای ایجاد تصویر پیش بینی ابعاد تصویر ۲ برابر در نظر گرفته می شود و

$$f(j,k) \longrightarrow f(2j-1,\ 2k-1),$$
$$f(2j,\ 2k-1),$$
$$f(2j-1,\ 2k),$$
$$f(2j,\ 2k)$$

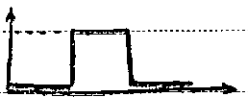
درست‌ترین سطح هرم لاپلاسین می‌تواند تقریبی از گاوسین را دارد.

$$P_{Laplacian}(f)_m = P_{Gaussian}(f)_m$$

(درست‌ترین سطح ← پایین‌ترین رزولوشن)

$$P_{Laplacian}(f)_k = P_{Gaussian}(f)_k - S^{\uparrow}(P_{Gaussian}(f)_{k+1})$$

هر لایه هرم لاپلاسین مانند یک فیلتر band pass می‌تواند در نظر گرفته شود.
فیلتر میان گذر به صورت زیر می‌باشد



در هرم گوسین توابع مثل این است که از یک فیلتر پایین گذر استفاده شده است.

• آنالیز محلی ـ فرکانسی : فیلترهای گابور (Gabor Filter)

یک مثال تبدیل فوریه وابستگی هر ضریب به تمام تصویر است و این موضوع کار با آن را مشکل می‌کند. محلی کردن آنالیز مطلوب است.

در فیلترهای گابور، سیگنال مانند سیگنال فوریه است که توابع گوسین در آن ضرب شده باشد. از فیلتر گابور در نقاطی از تصویر در همسایگی با فرکانس مکانی و جهت مشخص پاسخ قوی می‌دهد.
فیلترهای گابور معمولاً به صورت جفت در نظر گرفته می‌شوند.

$$G_{symmetric}(x,y) = \cos(k_x.x + k_y.y).\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$G_{antisymmetric}(x,y) = \sin(k_0.x + k_1.y).\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

مقیاس فیلتر ← فرکانس مکانی

با استفاده تعداد زیادی فیلتر گابور در مقیاس‌ها، جهت‌ها و فرکانس‌های مکانی مختلف می‌توان تصویر را با توصیفات محلی آنالیز کرد.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

* تقطیع مبتنی بر اندازه گیری عمق Sensing Range , Ranging

* دلیل بسیاری از مشکلات تحلیل تصویر ، از دست رفتن بعد سوم در تصویر است.
* دشواری تقطیع : ناپیوستگی های عمق از ناپیوستگی های سطح خاکستری ، رنگ ، بافت ، ... باید استنباط شود.
* دشواری های آنالیز شکل : آنالیز شکل سه بعدی تصویر شده در دوبعد به واسطه تغییرات حاصل از این فرایند دشواری میسازد.

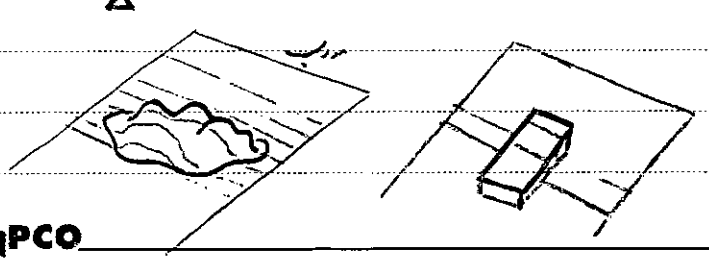
* اندازه گیری عمق به دو صورت
  1) به صورت فعال با دخالت پردازی کنترل شده
  2) به صورت غیرفعال با چند تصویر

* ابزار تاکید بر تشخیص عمق نسبی از یک تصویر تنها است : از سایه ها ، حالت بیشتر هم بودن اشیاء ، تغییرات بافت و اندازه اشیا آشنا استفاده می کنند.

* روشهای فعال

• نوار های نوری Light Striping (Triangulation)

یک صفحه نورانی بر روی صحنه تابانده می شود که باعث تشکیل یک نوار نورانی بر روی صحنه می شود. سیستم بینایی تنها این نوار را ثبت می کند.
ایده اصلی آنست که اطلاعات هندسی قابل استخراج از این نوار های دقیق که صفحه نورانی تمام صحنه را جاروب می کند ، اطلاعات لازم برای تقطیع و عمق نسبی نقاط را می دهد.



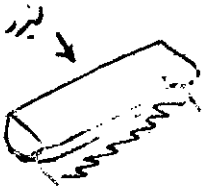
Subject :
Year . Month . Date . ( )

فرکانسهای مکانی در ردیابی قطعه خطها می تواند به ما کمک کند تا سطوح موجود در صحنه را تشخیص دهیم.

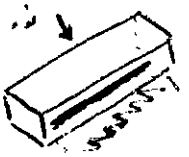
صفحه نورانی را می توان به دو طریق ایجاد نمود :

۱- استفاده از یک نورلیزر و یک لنز استوانه‌ای - تخت (بیضیت بالاتر)

۲- استفاده از نور خارجی و یک شکاف



در حالت اول برای ثبت نورلیزر تنها ، دوربین باید با فیلتر مناسب مجهز شود .



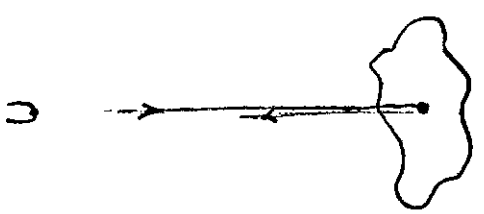
در حالت دوم : صحنه باید تاریک باشد .

در مواردی که صحنه خارجی نواحی مقعر دارند ، ممکن است نوار توسط دوربین دیده نشود . همچنین در مواردی ممکن است که صحنه سطحی قرار داشته باشد که با صفحه نورانی موازی باشد، این سطوح نیز دیده نمی شوند . در این حالت پیشنهاد شده است که صحنه دو یا چند بار توسط نور خطوط متقاطع روشن شود .

- فاصله یابی با نقطه نورانی Spot Ranging

در روش :

۱- یک پالس یک سیگنال الکترومغناطیس با طول موج فراهنراز (مثلاً مانند نور مرئی) به صحنه تابش می کنیم و زمان رفت و برگشت آنرا اندازه می گیریم. فاصله متناسب با این زمان است .



دستگاه : LIDAR
Light Detecting And Ranging

Subject:
Year Month Date 57

حس کردن و اندازه گیری زمان بسیار کوچک مربوط پیچیده و گران است.

۲- یک نور لیزر را مدولاسیون داده می کنیم و آنرا به صفحه تابش می کنیم. نور بازتاب دارای تغییر فازی خواهد بود که با فاصله متناسب است

صحت بهر در روش تا حدود ۱٪ فاصله عملی است.

می توان لیزر را در کنار یک دوربین عادی برای تصویربرداری همزمان از صحنه و عمق سنجی قرار داد. نتیجه عمق سنجی به شکل یک تصویر می تواند ارائه شود که شدت روشنایی در هر نقطه فاصله نقطه را نشان می دهد. این تصویر را یک Range Map می نامند.

متمرکز کردن و اسکن شکلی ایجاد می کند زیرا لیزر می تواند در مدار زیادی به درون فواصل دقیق و سنتال بازتابی اندازه گیری شود.

- فاصله یابی مافوق صوت Ultrasonic Ranging

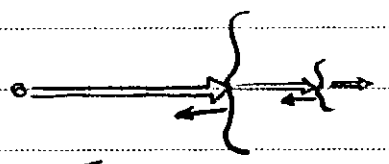
در اینجا به جای تابش نور، صوت تابش می شود.

استفاده از مافوق صوت در پزشکی بسیار مرسوم است. تجارب زیادی برای آن است.

سرعت حرکت صوت بسیار بسیار کندتر از سرعت حرکت نور است. در نتیجه اندازه گیری زمان دقت و درستی عملی و اقتصادی است.

یک شکل ساده این روش ساده تشخیص سنتال بازتابی است که به واسطه عبور بخش مقدم آن سنتال از سطح برخورد می یابند.

سنسور مربوطه باید بسیار حساس باشد.



لیزرهای هلیم - نئون دارای قابلیت اعتماد زیاد و ابزارهای متداول در دسترس هستند. نور آنها باریک، جهت دار، و تک رنگ است. سه طول موج مختلف از آنها تولید می شود:

۱) لیزر سبز با طول موج 543.5 nm

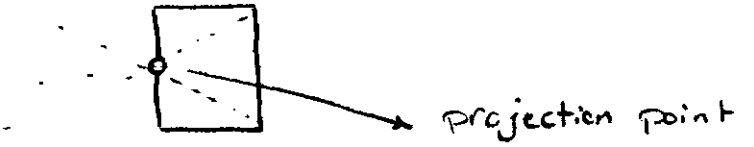
۲) لیزر قرمز با طول موج 432.8 nm

۳) لیزر نادیم قرمز با طول موج 1.523 μm

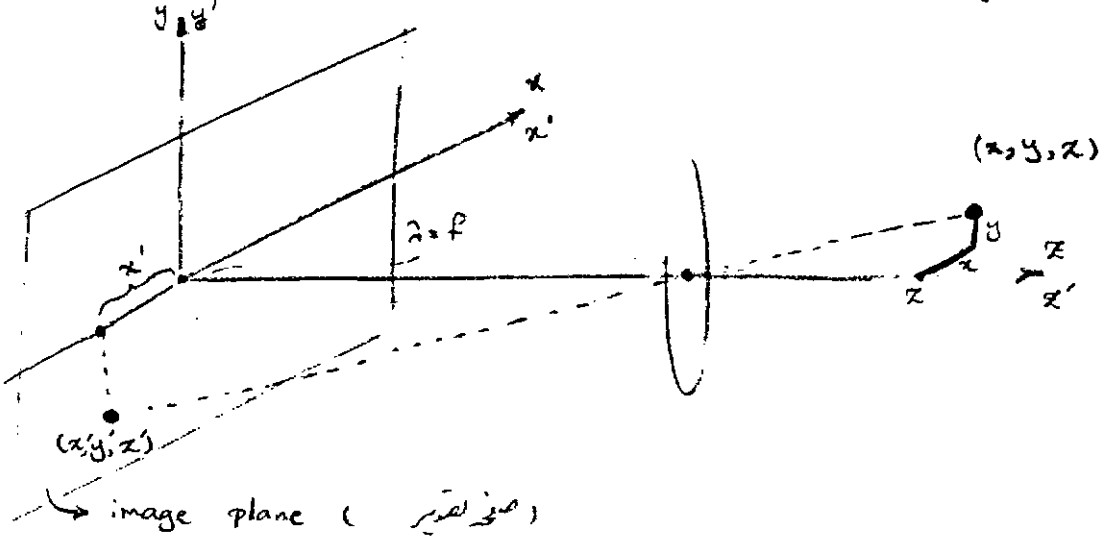
لیزرهای ترمز از همه متداولترند و با قدرتهای مختلف از 0.5 تا 10 mW تولید می‌شوند.
برلیزرهای قویتر از 2 mW باید نگاه کرد.

* روشهای عنصر فعال

منشأ تصویرسازی : دوربین ، چشم انسان و سایر دستگاههای تصویر برداری با یک ترتیب در جعبه ای مانند یک دوربین pinehole camera عمل می‌کنند.



ایده اصلی : تصویر تشکیل شده از عبور شعاعهای روانی مختلف از یک نقطه سطحی حاصل شده است
این سطح حاصل را سطح تصویر سازی می‌نامند. تبدیل انجام گرفته در این تصویر سازی نیز
تبدیل پرسپکتیو (Perspective Transformation) نامیده می‌شود



مختصات نقاط در فضای سه بعدی : (x, y, z)
مختصات نقطه در صفحه تصویر : (x', y', z') و $z' = f$

از مثلث های متشابه : (محدس بدون تصویر)

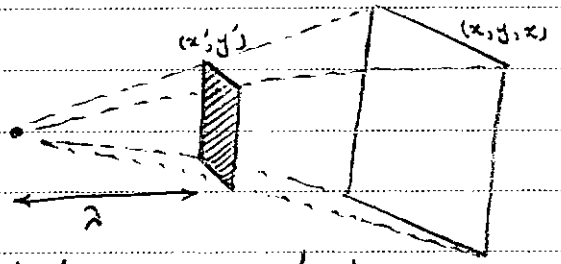
$$\left.\begin{aligned} \frac{x'}{\lambda} &= -\frac{x}{z-\lambda} = \frac{x}{\lambda-z} \\ \frac{y'}{\lambda} &= -\frac{y}{z-\lambda} = \frac{y}{\lambda-z} \end{aligned}\right\} \Rightarrow \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\lambda}{\lambda-z} & 0 \\ 0 & \frac{\lambda}{\lambda-z} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

مدل تبدیل پرسپکتیو

برای بدست آوردن تبدیل معکوس :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ? \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix}$$

اگر هندسه تصویر برداری معلوم بود به طریقه نقطه تصویر سازی پشت صفحه تصویر بیفتد ، تصویر ستیم خواهد بود و روابط نیز عیناً صادق خواهد بود .



اگر نقطه تصویر سازی به بی نهایت برود ، تبدیل پرسپکتیو به تبدیل اورتوگرافیک تبدیل می شود که در آن اشیا صفحه برودی صفحه تصویر ، تصویر می شوند بدون اینکه تغییرات اعوجاج پیدا کنند .

• تصویر برداری دو دوربینی

Binocular Imaging

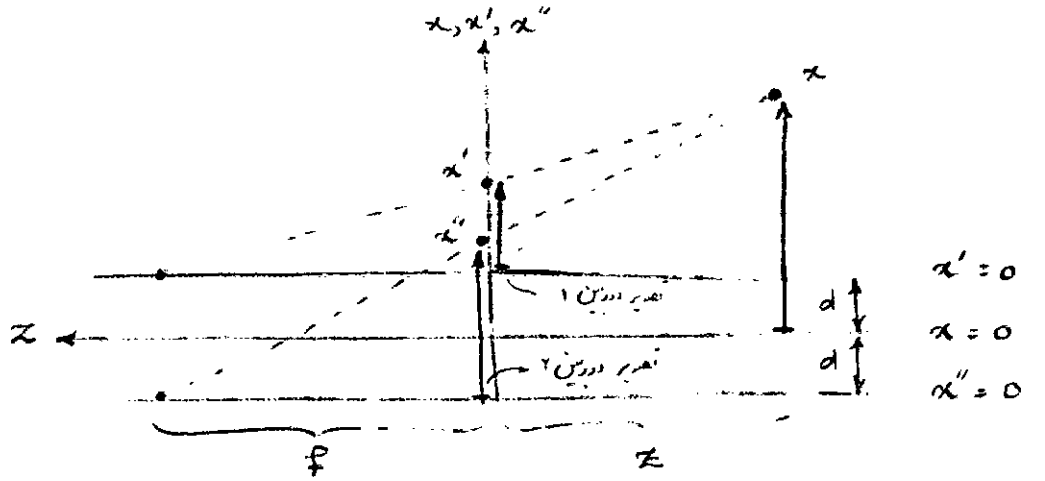
نقاشت صفحه برودی صفحه تصویر یک نقاشت چندبه یک است . تبدیل معکوس پرسپکتیو نمی تواند مختصات نقطه در فضای سه بعدی را بدهد ، بلکه می تواند یک خط را مشخص کند که نقطه در جایی روی آن خط است .

با استفاده از دو دوربین می توان z نقطه را پیدا کرد .

Subject:

Year. Month. Date. ( )

۱- محورهای نوری دو دوربین با هم موازی هستند (به فاصله 2d)



$$\frac{x''}{x+d} = \frac{f}{f-z}$$

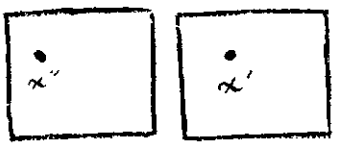
$$\frac{x'}{x-d} = \frac{f}{f-z}$$

$$\Rightarrow \boxed{z = f - \frac{2fd}{x'' - x'}}$$

$x'' - x'$: disparity

حال باید تشخیص داد که کدام نقطه در دو تصویر متناظر هستند.

در قبل‌ها ، z را به صورت عمقی وارد می‌کنیم تا تفاضل تشخیص شود .



• بینایی استریو

Stereo Vision

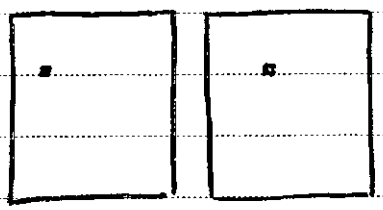
معنای موازی دارد .

دوشها شامل قدم‌های زیر هستند:

۱- دو تصویر با دو دوربین غیر موازی گرفته می‌شود

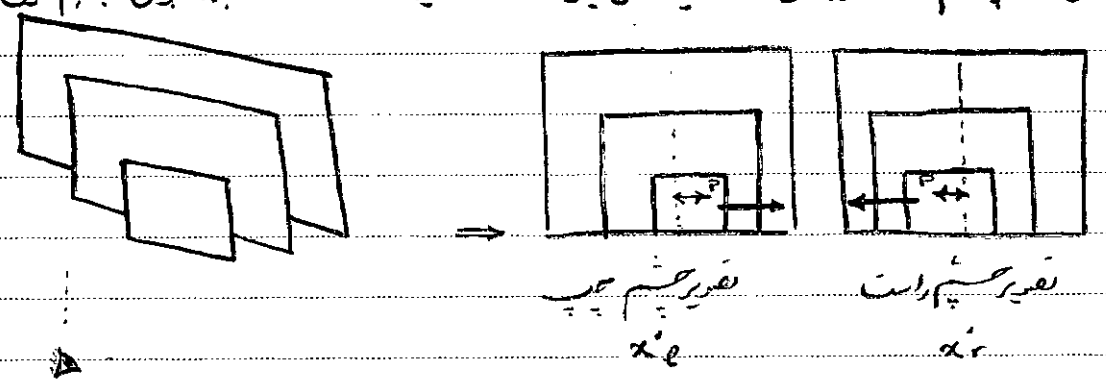
۲- نقاط متناظر در دو تصویر تعیین می‌شوند

۳- از تبدیل مختلس پرسپکتیو استفاده نموده و به خط l نقطه در بی نهایت روی آن مقدار دارد معین می شود.
۴- نقطه تقاطع دو خط، نقطه مورد نظر در فضاست.



مشکل ترین قدم: تعیین نقاط متناظر
این کار با بکارگیری اطلاعات توسط تطبیق کلیشه با محاسبه همبستگی بین یک کلیشه و تصویر انجام می شود.
محاسبه همبستگی هزینه زیادی دارد.
لذا ممکن است از هر دو روش استفاده شود
در عین حال یک مشکل اساسی دیگر نیز وجود دارد که می تواند بطور کلی روش را زیر سوال ببرد.
دو تصویر گرفته شده از دو زاویه می توانند تفاوتهای اساسی با هم داشته باشند و لذا تطبیق در تصویر میسر نمی باشد. این مشکل با نزدیک کردن دو دوربین به هم کاهش می یابد.

عدم توافق استریو (Stereo Disparity)
فرآیندی است در سیستم بینایی انسان و بعضی حیوانات که برای تشخیص عمق بکار می رود.
وقتی دو چشم از صحنه ای تصویر می گیرند، تصاویر گرفته شده بطور جزئی با هم فرق دارند.

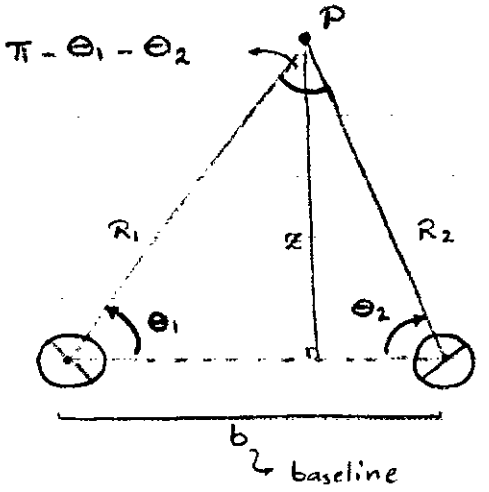


این جابجایی مبنای فرآیند فوق است.

Disparity of P: $x'_l(P) - x'_r(P)$

Subject:

Year. Month. Date. ( )

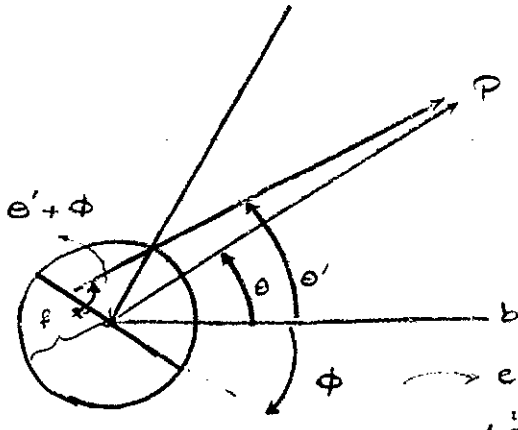


با استفاده از قانون سینوسها

$$Z = \frac{b \sin\theta_1 \cdot \sin\theta_2}{\sin(\theta_1 + \theta_2)}$$

$$\frac{R_1}{\sin\theta_2} = \frac{R_2}{\sin\theta_1} = \frac{b}{\underbrace{\sin(\pi - \theta_1 - \theta_2)}_{\sin(\theta_1+\theta_2)}}$$

$$Z = R_1 \sin\theta_1 = R_2 \sin\theta_2$$



$$\tan(\theta' + \Phi) = \frac{f}{x'}$$

$$\theta \approx \theta'$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{f}{x'}\right) - \Phi$$

صفحه تصویر ←

تطبیق استریو در راستای قبل از شناسایی انجام می شود.

آزمایش با عینک Stereoscope ← وسیله‌ای که در چشمی دارد و تصاویر مجزا به هر چشم ارسال می‌شود.

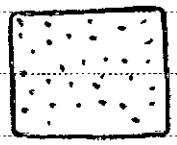
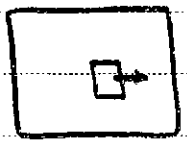
تصاویر (Stereogram) حاوی نقاط اشتراکی به چشم دیده می‌شود و در طی این نقاط می جابجایی می‌شود. انسان این سطح را برجسته می‌بیند.

پس شناسایی صحنه از ابزارهای تطبیق لازم است.

Subject:
Year. Month. Date. 60

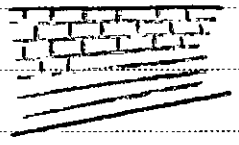
مثلاً ممکن است لبه ۴ یا گوشه ۴ از دو تصویر با هم تطبیق داده شوند.

Random Dot Stereogram ⟹

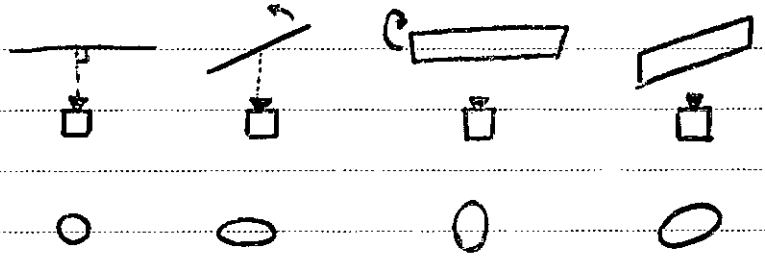
* کرادیان بافت در بینایی سه بعدی

در سیستم بینایی انسان جهت و اندازه تغییرات عناصر اولیه بافت در روی سطوح اشیاء جهت تعیین و صفت قرار گرفتن سطح بکار گرفته می شود.


⟹ ادراک می شود

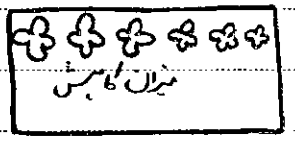
فرض می شود که سطوح، سطح باشند

• استفاده از مثال تکمیل



امتداد محور اصلی بیضی نسبت طول محور فرعی به محور اصلی بیضی ⟸ وصفت سطح

• استفاده از امتداد و اندازه بیشترین تغییرات در اندازه بافتها



این روش به شرطی مفید است که بتوان بافتها را تفکیک کرد که زمانبر و سخت است.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

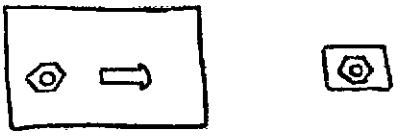
تطبیق با الگوهای طبیعی — Template Matching

اگر اطلاعات قبلی در مورد اشیا موجود در صحنه در دست باشد، می‌توان محل اشیا را با تطبیق طبیعی تعیین نمود. طبیعی در واقع بخشی از تصویر است.

روش:

میزان شباهت طبیعی با بخشهای مختلف تصویر مشخص می‌شود.

در محلهای حداکثر شدن شباهت وجود شی اعلام می‌گردد.



* محاسبه شباهت:

$f(x,y)$ = تصویر

$t(x,y)$ = طبیعی

$$d^2(\underline{r}) = \sum_{\underline{z} \in \text{Template}} \left[f(\underline{z}) - t(\underline{z}-\underline{r}) \right]^2$$

$\underline{z}$: مختصات تمام نقاط طبیعی

$d^2(\underline{r}) = 0 \longrightarrow$ تطبیق کامل

$d^2(\underline{r}) > 0 \longrightarrow$ تطبیق کامل نباشد

$d^2(\underline{r}) \uparrow \longrightarrow$ شباهت $\downarrow$

باید مینیمم کردن $d^2(\underline{r})$ باشیم.

$$d^2(\underline{r}) = \sum_{\underline{z}} \left[f^2(\underline{z}) + t^2(\underline{z}-\underline{r}) - 2 f(\underline{z})\, t(\underline{z}-\underline{r}) \right]$$

(بزرگی) etc — etc — باید max شود

Subject:
Year. Month. Date. 61

$$R_{ft} = \sum_{z} f(z)\, t(z-r)$$

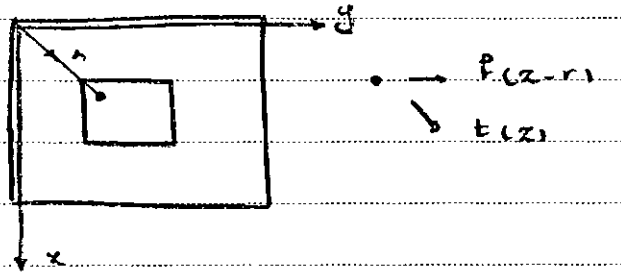
↳ t , f بیشتری متقابل

R_{ft} باید حداکثر شود.

$t : m \times m$, $f : N \times N$

اگر تمام نقاط f به عنوان مراکز t انتخاب شوند: $R_{ft} : (N+m-1) \times (N+m-1)$

اگر تنها نقاطی تبدیل شوند که t از f بیرون نزند: $R_{ft} : (N-m+1) \times (N-m+1)$



مشکلات:

۱- محاسبات زیاد

۲- حساسیت نسبت به اندازه (scale)

۳- حساسیت نسبت به وضعیت قرارگرفتن (orientation)

۴- ثابت بودن f با حرکت روی تصویر (f^2 زیر کلیشه)

برای از بین بردن اثر سطح خاکستری f در نقاط مختلف (حل مشکل ۳):
بیشتری متقابل نرمالیزه شده به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$N_{ft}(m,n) = \frac{R_{ft}}{\sqrt{\sum_x \sum_y f^2(x,y)}}$$

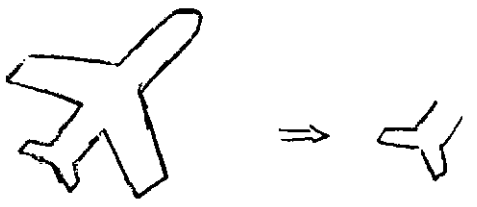
در این حالت با استفاده از نامساوی کوشی - شوارتز می‌توان نشان داد که N_{ft} حداکثر می‌شود وقتی که ناحیه زیر t از تصویر f با اختلاف ضریب برابر t باشد.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

برای در نظر گرفتن تغییر اندازه و جهت (حل مشکل ۲ و ۳)
از یک مجموعه کلیشه با اندازه ها و جهت های مختلف استفاده می کنیم.
محاسبات دشوار!

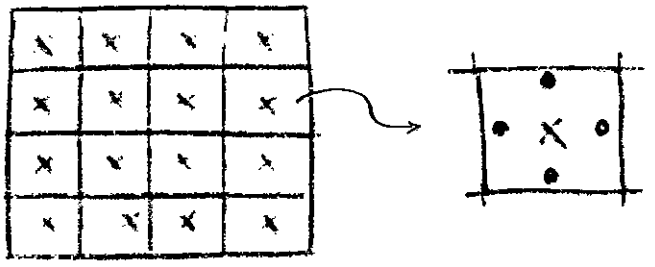
* افزایش سرعت:

۱- از مجموعه ای از زیر کلیشه ها استفاده کنیم.



۲- یک اپراتور تشخیص نواحی مهم ابتدا به تصویر اعمال کنیم. بعد تنها در نواحی مهم بدنبال تطبیق بگردیم.

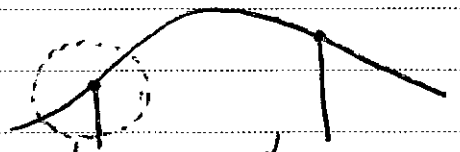
ناحیه مهم:
ناحیه ای که حاوی تغییرات قابل توجه باشد.
تعیین نواحی مهم می تواند با محاسبه واریانس در قسمتهای بزرگ در تصویر انجام شود



$$\sigma(x,y) = \sqrt{\sum_{(k,e)\in S} \left(f(x,y) - f(x+k, y+e) \right)^2}$$

$$S = \{(0,a),(a,0),(-a,0),(0,-a)\}$$

۳- می‌توان با نقطه‌های بزرگ ابتدا همبستگی را حساب کرد و بعد در هرجایی که مقداری بزرگتر از یک حد داشت با نقطه‌های ریز محاسبات را انجام شود.
تغییرات همبستگی کند است.



۴- می‌توان خاصیت ساده‌ای از تصویر را در نقاط مختلف (با نقطه‌های بزرگ) حساب کرد. در جا خاصیت مشابه به بقیه در نظر گرفته شد، بدین ترتیب تخمین زده شد.
مثلاً خاصیت بافت

۵- یک نسخه روشن‌تر از تصویر را در نسخه روشن‌تر از f نگاه ببرید. در محل تطبیق در روشن‌تر با آن به دنبال مکان دقیق می‌گردیم.

۶- در نقاطی با نقطه‌های بزرگ $\sum |f-t|$ را حساب کنید. اگر از یک مقدار T بزرگتر بود، محدوده این نقطه را حذف می‌کنیم چون خطای زیادی دارد.

۴ : تطابق با استفاده از تبدیل‌های کابرد

* تطبیق در تصاویر باینری

همبستگی متقابل $\sum f.t$
به خاطر صفر شدن بقیه‌ها، روش بحث شده به چهار شکل می‌شود.

$\sum_x \sum_y f(x,y).t(x,y)$ = تعداد نقاطی که در آن‌ها f و t هر دو 1 هستند

$\sum_x \sum_y f(x,y).t'(x,y)$ = تعداد نقاطی که در آن‌ها f و t' هر دو 1 هستند
یا f برابر 1، t برابر 0 است.

Subjcet :

Year . Month . Date . ( )

$$R' = \sum_x \sum_y f(x,y).t(x,y) - \sum_x \sum_y f(x,y).t'(x,y)$$

R' وقتی حداکثر می‌شود که :

- هرگاه $t=1$ باشد ، f نیز مساوی 1 باشد .
- هرگاه $t=0$ باشد ، f نیز نیز 0 باشد .

∴ R' برای تطبیق کامل t با f حداکثر می‌شود .

$$R' = \sum_x \sum_y f(x,y) \left| t(x,y) - t'(x,y) \right|$$

برابر $t(x,y)$ است که در آن بجای 0 ، "-1" قرار داده شده باشد .

Subject:
Year. Month. Date. 63

* تقطیع مبتنی بر حرکت

در دنیای واقعی اغلب اوقات اشیاء حرکت دارند.
سیستم بینایی ما در واقع با یک حرکاتی از تصاویر کار می کند.

* آنالیز حرکت

مقالات به آنالیز حرکت با پیشرفت روش های مطرح شده و افزایش قدرت سیستم های پردازشگر، افزایش یافته است. آنالیز حرکت عموماً به صورت زیر خط مورد نظر است.
ورودی به یک سیستم آنالیز حرکت معمولاً یک دنباله از تصاویر است
برای پاسخ پیچیدگی آنالیز معمولاً فرضهایی در نظر گرفته می شود. مثلاً فرضهایی در مورد ثابت یا متحرک بودن دوربین یا فاصله زمانی بین تصاویر متوالی
سه دسته مسئله اصلی در رابطه با آنالیز حرکت وجود دارد:

۲ مسئله تشخیص حرکت

- ساده ترین
- در کاربردهای مراقبتی
- از یک دوربین ثابت استفاده می کنند.

T1 مسئله تشخیص حرکت و مکانیابی اشیاء متحرک

- ممکن است مسئله خیلی پیچیده شود
- دوربین ممکن است ثابت باشد و اشیاء در صحنه متحرک باشند.
- دوربین ممکن است متحرک باشد و صحنه ثابت.
- ممکن است هم دوربین حرکت کند و هم اشیاء (پیچیده تر)

T1T مسئله استخراج مشخصات سه بعدی تصاویر

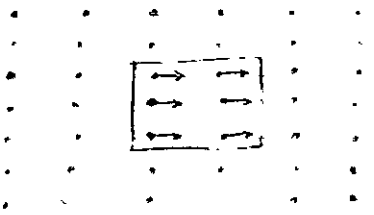
- دنباله ای از تصاویر دوبعدی یک شئ متحرک تهیه شده و استخراج مشخصات شئ و (ساختار آن) مد نظر بوده.

Instantaneous Velocity Field

Subject:

Year. Month. Date.

- یک ارائه دو بعدی از یک حرکت سه بعدی عموماً یک میدان حرکت (Motion Field) نامیده می‌شود که در آن به هر نقطه یک سرعت نسبت داده می‌شود.



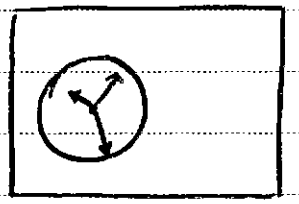
آنالیز حرکت عموماً بر پایه چند تصویر متوالی انجام می‌شود که در این تصاویر مانند تصاویر ثابت تحلیل می‌شود. و سپس در یک سطح بالاتر تناظر نقاط متوالی بررسی می‌شود.

- روش دیگر در آنالیز حرکت از شار نوری (Optical Flow) استفاده می‌کند. در این حالت فاصله زمانی بین تصاویر متوالی باید بسیار کوچک باشد به طوریکه هیچ تغییر عمده‌ای بین دو تصویر متوالی دیده نشود.
شار نوری برای تمام نقاط تصویر جهت و سرعت حرکت را مشخص می‌کند.
در محاسبه میدان حرکت اطلاعات مشابه روش شار نوری محاسبه می‌شود. اما تصاویر بکار رفته می‌توانند فاصله زمانی نسبتاً بلندتری با یکدیگر داشته باشند و در نتیجه تغییرات قابل توجه باشد.

- آنالیز حرکت ممکن است به تشخیص شی وابسته باشد یا نباشد.
مثلاً در روش شار نوری تشخیص شی لازم نیست اما در روشهای میدان حرکت یا روشهای تناظری تشخیص اشیاء استفاده از نظیر یابی اشیاء لازم است.

اگر آنالیز حرکت برمبنای تشخیص اشیاء متحرک باشد، مراحل زیر برای تمام حالتهای نظیر یابی اشیاء متحرک بکار رود:

۱- فرض کنید تصاویر متوالی با فاصله زمانی dt از صحنه گرفته می‌شود.
محل یک نقطه از شی، در تصویر بعدی در داخل دایره‌ای به شعاع $c_{max} \cdot dt$ و مرکز نقطه قرار دارد که در آن c_{max} سریعترین سرعت یک شی، است.



۲- تغییر سرعت در زمان dt از یک مقدار ثابت کوچکتر است (برای ساده سازی شکل)

۳- همه نقاط یک شی، مانند هم حرکت می‌کنند (اشیاء صلب)

۴- اشیاء صلب تناظری با اندازه ثابت دارند و بجز موارد استثنایی، هر نقطه در یک تصویر، نقطه متناظری در تصویر بعدی دارد.

* ساده‌سازی
سیستم های بینایی طبیعی تقریباً به شکل پیچیده در دنیای واقعی حرکت می‌کنند و به واسطه آن حرکت تصویر تشکیل شده در چشم آنها به طور پیچیده تغییر می‌کند.

پس انسان در حقیقت یک حرکت پیچیده را حس و درک می‌کند. سیستم بینایی انسان جزئیاتی ایجاد می‌کند که تصویر جریان دنیای تصویربرداری شده روی شبکیه را نمی‌دهد.

این جریان پیچیده اطلاعات ساده‌تری نامیده می‌شود. ساده‌تری به هر نقطه مربوط به میدان دید یک سرعت دوبعدی نسبت می‌دهد و نقطه با آن سرعت در میدان دید حرکت می‌کند.

اگر یک تصویر پیوسته در نظر بگیریم:

$f(x,y) \longrightarrow f(x,y,t)$ دنباله تصویر

Subject :

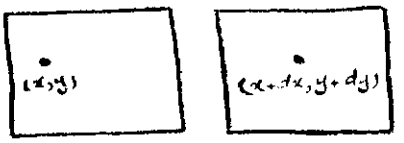
Year . Month . Date . ( )

از بسط تیلور f را بدست میاریم :

$$f(x+dx, y+dy, t+dt) = f(x,y,t) + \frac{\partial f}{\partial x}dx + \frac{\partial f}{\partial y}dy + \frac{\partial f}{\partial t}dt$$

+ جملات مرتبه بالاتر

قابل صرفنظر کردن .



$$f(x+dx, y+dy, t+dt) = f(x,y,t)$$

$$\frac{\partial f}{\partial x}dx + \frac{\partial f}{\partial y}dy + \frac{\partial f}{\partial t}dt = 0$$

$$\frac{\partial f}{\partial x}\cdot\underbrace{\frac{dx}{dt}}_{u} + \frac{\partial f}{\partial y}\cdot\underbrace{\frac{dy}{dt}}_{v} + \frac{\partial f}{\partial t} = 0$$

$$f_x \cdot u + f_y \cdot v + f_t = 0$$

$$\vec{\nabla} f \cdot \vec{c} = -f_t \qquad \vec{c} = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix}$$

برای محاسبه سرعت نقاط از روش Relaxation استفاده می‌کنیم.
برای اطمینان بیشتر پارامتر پیوستگی می‌گذاریم که نقاط مجاور مشابه باشند. این کار با مینیمم کردن تابع هزینه

$$E(x,y) = (f_x \cdot u + f_y \cdot v + f_t)^2 + \lambda (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)$$

که نقطه مجاور را حساب می‌کنیم.

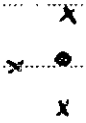
بازسازی پس از انجام محاسبات :

$$\begin{cases} u = \bar{u} - f_x \frac{P}{D} \\ v = \bar{u} - f_y \frac{P}{D} \end{cases}$$

$$P = f_x \bar{u} + f_y \bar{v} + f_t$$

$$D = \lambda^2 + f_x^2 + f_y^2$$

$\bar{u}$, $\bar{v}$: میانگین سرعت در چهار همسایگی



الگوریتم شارنده‌ی :

$$k = 0$$

$$u^k = v^k = 0 \quad , \forall k$$

تا یک معیار خطا ارضا می‌شود ، قدم‌های زیر تکرار می‌شود :

$$u^k = \bar{u}^{k-1} - f_x \frac{P}{D} \quad , \quad v^k = \bar{v}^{k-1} - f_y \frac{P}{D}$$

می‌توان شارنده‌ی را با تقاطیر متوالی محاسبه کرد :

* روشهای تفاضلی آنالیز حرکت

Differential Motion Analysis Method

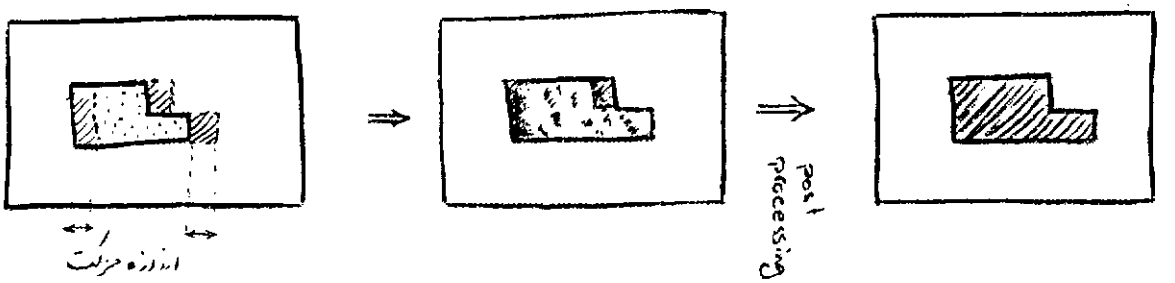
فرض { دوربین ثابت
روشنایی ثابت

Subject :

Year . Month . Date . ( )

تصاویر متوالی را از هم تفریق می‌کنیم. تصویر تفاضل نقاط حرکت کرده را نشان می‌دهد. تصویر تفاضل $d(i,j)$ تصویری باینری است که در آن مقادیر غیر صفر متحرک بودن نقطه متناظر را نشان می‌دهد.

$$d(i,j) = \begin{cases} 0 & |f_1(i,j) - f_2(i,j)| < \epsilon_0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$



فرض کنید $f_1(i,j)$ و $f_2(i,j)$ دو تصویر متوالی از یک صحنه هستند. "1" بودن $d(i,j)$ می‌تواند به هریک از دلایل زیر باشد:

۱- $f_1(i,j)$ یک نقطه روی تصویر شیء متحرک است و $f_2(i,j)$ یک نقطه از زمینه ثابت است یا برعکس.

۲- $f_1(i,j)$ یک نقطه روی تصویر شیء متحرک است و $f_2(i,j)$ یک نقطه از تصویر شیء متحرک دیگر است.

۳- $f_1(i,j)$ یک نقطه روی تصویر شیء متحرک است و $f_2(i,j)$ یک نقطه از تصویر بخش دیگری از همان شیء است.

۴- وجود نویز

در حرکت‌های تشخیص داده شده به روش فوق جهت حرکت نامشخص است.
می‌توان از یک تصویر تفاضل تجمعی برای رفع این مشکل استفاده کرد.

cummulative differential image تصویر

$$d_{cum}(i,j) = \sum_{k=1}^{n} a_k \left| f_1(i,j) - f_k(i,j) \right|$$

وزن دهی به اضافه دنباله تصویر

اگر تصویر $f(x,y)$ تصویری از صحنه ثابت و بدون اشیاء متحرک باشد، تصویر تفاضل همه نواحی بی حرکت را حذف می‌کند و تنها اشیا متحرک در این تصویر می‌مانند.
در این حال با دنباله‌ای از تفاضل‌ها حرکت را تحلیل می‌کنیم.
آنالیز حرکت با روش تفاضلی به عنوان یک روش ابتدایی تشخیص حرکت خوب است اما همیشه نمی‌تواند پاسخهای مناسبی ارائه دهد.

* آنالیز حرکت بر پایه تشخیص نقاط مهم

در این روش مرحله اول تشخیص نقاط مهم در همه تصاویر دنباله است
نقاط مهم نقاطی هستند که دارای حداقل شباهت با اطراف خود هستند.
پس از تشخیص نقاط مهم مسأله تطبیق آنها مطرح است که منجر به ساخت بردار میدان سرعت نقاط می‌شود.
روشهای مختلفی برای تشخیص نقاط مهم وجود دارند.
روشهای مختلفی برای پیدا کردن نقاط مهم پیشنهاد شده است. بسیاری از اقدامات حذف نویز روشهای پیدا کردن نقاط مهم در نظر گرفته می‌شود.
با فرض آنکه نقاط مهم در همه تصاویر مشخص شده‌اند، مسأله تناظر بین نقاط در تصاویر مختلف باید معین گردد.
روشهای مختلفی برای این کار پیشنهاد شده است.

Subject :
Year . Month . Date . ( )

• یک روش توسط یارنارد و تامپسون ارائه شده و عمده جذابیت برای نشان دادن ایده اصلی این روش است.
این روش یک روش تکراری است که با تشخیص همه جفت نقاط بالقوه متناظر در تصاویر متوالی شروع می شود.
فرض یک حرکت حداکثر می تواند برای تشخیص نقاط به کار گرفته شود.
به هر زوج یک احتمال متناظر بودن نسبت داده می شود. سپس این احتمال مکرراً اصلاح می شود تا بهترین متناظر بدست آید.

در اینجا اصلاح احتمال ها خاطر نشان می شود که هر نقطه مهم در تصویر اول با یک نقطه در تصویر بعدی متناظر شده است و
- مجموع احتمالات متناظر بین زوج نقاط در تصویر نظیر قابل توجهی از مجموع احتمالات متناظری دیگر بالاتر است، یا
- مقدار مجموع احتمالات متناظر ها از یک مقدار آستانه بالاتر است یا
- مجموع احتمالات متناظر ها بزرگترین مقدار مجموع احتمالات برای همه متناظرهای ممکن است.

فرض کنید $A_1 = \{x_m\}$ مجموعه همه نقاط مهم در تصویر اول و $A_2 = \{y_n\}$ مجموعه نقاط مهم در تصویر دوم باشد. فرض کنید c_{mn} برداری است که نقاط x_m و y_n را به هم وصل می کند. بردار c_{mn} در واقع بردار سرعت حرکت نقطه x_m است و

$$y_n = x_m + c_{mn}$$

احتمال متناظر x_m و y_n را با P_{mn} در نظر می گیریم.
دو نقطه x_m و y_n را می توان دو نقطه متناظر بالقوه در نظر گرفت اگر

$$|x_m - y_n| \leq c_{max}$$

که c_{max} حداکثر مقداری است که نقطه می تواند در تصویر متوالی حرکت کرده باشد.
دو تناظر بین x_m و y_n و x_k و y_e سازگار (هماهنگ، consistant) نامیده می شود اگر

$$|c_{mn} - c_{ke}| \leq c_{dif}$$

+ یکی از روشهای جدید استفاده از SOM است که تقدیر را دنبال می‌کند.

Subject:
Year. Month. Date. 67

الگوریتم پارسارو - تامپسون

۱- مجموعه نقاط نهم A_1 و A_2 از تصاویر f_1 و f_2 را تعیین و همه نقاط‌های بین جفت نقاط نهم $x_m \in A_1$ ، $y_n \in A_2$ را مشخص کنید

۲- ساختار داده‌ای بسازید که در آن اطلاعات متناظر نقاط x_m و y_n به صورت زیر ذخیره شوند.

$$[x_m, (c_{m_1}, p_{m_1}), (c_{m_2}, p_{m_2}) \dots (v^*, p^*)]$$

y_1 نقطه متناظر

$P_{m,n}$: احتمال متناظر x_m ، y_n

v^* ، p^* : سمبل‌هایی که عدم وجود تقابل را نشان می‌دهند

۳- به احتمالات P_{mn} بر مبنای مشابهت محلی تقدیر اولیه‌ای نسبت داده می‌شود.

$$P^0_{mn} = \frac{1}{1 + k \cdot W_{mn}} \quad , \quad k = cte$$

$$W_{mn} = \sum_{\Delta x} \left(f_1(x_m + \Delta x) - f_2(y_n + \Delta x) \right)^2 \quad , \quad \Delta x \text{ همسایگی انتخابی}$$

۴- بهبود تکراری احتمال تناظر x_m با همه y_n های یافته را به شکل تجمع احتمالات تناظر تمام جفت نقاط سازگار $x_k y_\ell$ معین کنید.

$$q^{(s-1)}_{mn} = \sum_k \sum_\ell P^{(s-1)}_{k\ell}$$

s : شماره تکرار

k همه همسایگان x_m را مشخص می‌کند، ℓ به همه نقاط y_ℓ اشاره می‌کند که زوج‌های $x_k y_\ell$ سازگار با $x_m y_n$ را تشکیل می‌دهند.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

۵- احتمالهای تناظر را برای هر زوج x_m ، y_n بدست آورید.

$$\hat{P}^{(s)}_{mn} = P^{(s-1)} \cdot \left(a + b\, g^{(s-1)}_{mn}\right) \quad , a,b = cte$$

$$P^{(s)}_{mn} = \hat{P}^{(s)}_{mn} \Big/ \sum_{j} \hat{P}^{(s)}_{mj}$$

۶- تکرار می‌شود تا نظیرین تناظر $x_m y_n$ برای هر $x_m \in A_1$ بدست آید.

۷- برداری $\vec{\xi}$ معیار مرکزیت را نشان می‌دهد.

Subject:
Year. Month. Date. 68

Representation — ارائه

برای ادراک تصویر باید نواحی قطع شده را به صورت مناسب ارائه داد.
ارائه می‌تواند به صورت توصیف خواص ناحیه با کلمات یا اعداد باشد.
الف) خواص شکلی ناحیه مورد استفاده قرار می‌گیرد.
ارائه شکلی از قدیمی دشوار و بنیادی باشین است چون

① شکلهای الفبا پیچیده هستند. ارائه یک شکل عادی به صدها پارامتر نیاز دارد. همچنین واضح نیست که چه جنبه‌هایی از شکلها برای شناسایی شیء مهم است و چه ویژگیهایی بارکار با شکلها را کم می‌کند.

② از دانش مربوط به شناسایی اشکال مرتبط انسان می‌توان کمک چندانی گرفت. زیرا انسان به نظر می‌رسد که بخش بزرگی از مغز به کار شناسایی مربوط است اما چگونگی آن نامشخص است.

③ این رشته جوان است. ریاضی دانان زیادی در ارائه شکل مشغول نبوده‌اند.

Subject :

Year . Month . Date . ( )

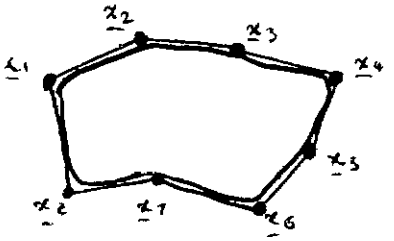
✳ روشهای ارائه ساختارهای دوبعدی

فرض : ساختار دوبعدی خوش رفتار (well - behaved) است.
یعنی حاوی نقاط ، خطوط یا ساختارهای ابزوله یا آویزان نیست.

✳ روشهای توصیف محتی پیرامون اشیا

• چند قطعه خطی Polylines

محتی پیرامون را می‌توان با دنبال هم قرار دادن قطعه خطها ارائه داد.
در این حال محتی عبارتی از نقاط در هر قطعه خطها ارائه می‌شود.



$\underline{x}_1 \quad \underline{x}_2 \quad \underline{x}_3 \quad \cdots$

$\equiv \underline{x}_1\underline{x}_2 \quad \underline{x}_2\underline{x}_3 \quad \underline{x}_3\underline{x}_4 \quad \cdots$

مسأله : جدا کردن نقاط $\underline{x}_i$ (نقاط شکست یا گوشه‌ها)

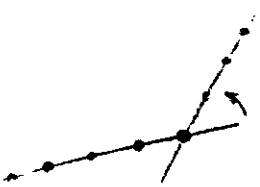
تعیین نقاط شکست :

(بند I) نقاط پیرامون را به ترتیب پی در پی در نظر می‌گیریم . در هر نقطه زاویه بین دو قطعه خط را حساب می‌کنیم

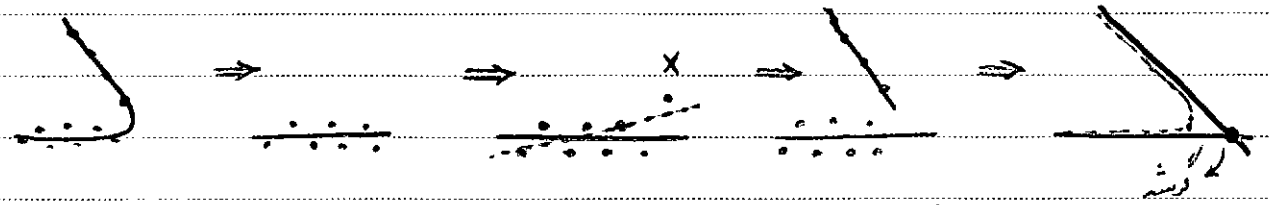
قطعه خط حاصل از نقطه + چند نقطه قبلی

قطعه خط حاصل از نقطه + چند نقطه بعدی

اگر این زاویه از حدی بزرگتر بود نقطه ، نقطه شکست اعلام می‌شود.

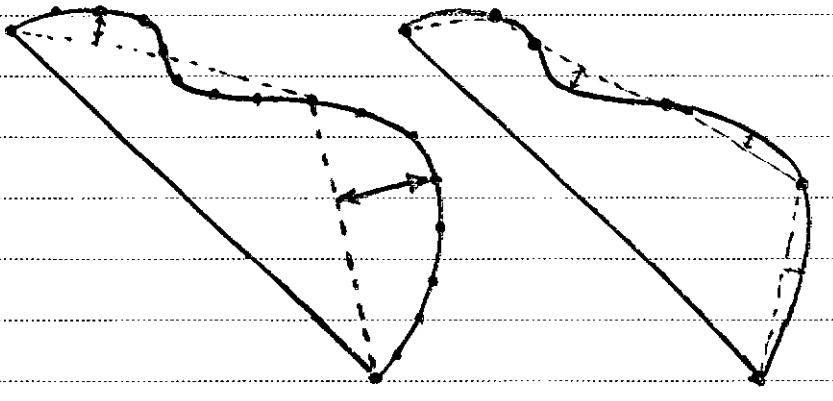


روش II) نقاط متوالی را در نظر می‌گیریم و با اضافه شدن هر نقطه جدید خط را به آن برازش می‌کنیم. متوسط مربع خطای این خط را حساب می‌کنیم. وقتی که با اضافه شدن یک نقطه جدید، متوسط مربع خطا از حدی بزرگتر شد، کل خطای مربوط به نقاط قطعه از حدی بزرگتر شد، یک قطعه جدید را شروع می‌کنیم.
در این حالت نقاط شکست از تلاقی دادن خطوط برازش شده بدست می‌آید.
این نقاط ممکن است در راستا نباشند



روش III) روش تقسیم
با یک قطعه خط که دو سر آن روی پیرامون شیء است شروع می‌کنیم. قطعه خطهای دیگری بدست می‌آوریم تا جایی که دیگر تقسیم لازم نباشد.
الگوریتم:

۱- بین دو نقطه انتهای منحنی پیرامون یک خط می‌کشیم و در نظر می‌گیریم
۲- برای هر نقطه روی منحنی فاصله عمودی تا خط را حساب می‌کنیم. اگر همه فاصله‌ها از حدی کوچکتر بود الگوریتم خاتمه یافته است
۳- در غیر این صورت دورترین نقطه از خط را انتخاب می‌کنیم و نقطه عنوان یک نقطه شکست در نظر می‌گیریم.
۴- الگوریتم را برای هر کدام از قطعات جدید لازم بوجود می‌آید.



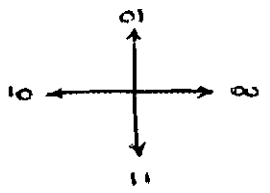
Subject :

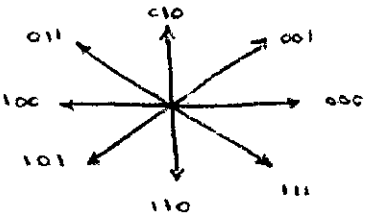
Year . Month . Date . ( )

• ارائه با کدهای زنجیره‌ای (Freeman) Chain Codes

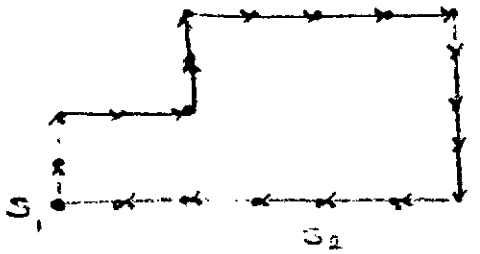
کدهای زنجیره‌ای متشکل بردارهای واحد در جهت‌های مشخص نامتناهی هستند. برای ارائه پیرامون یک ناحیه، دنباله‌ای از این بردارها پیرامون ناحیه را تعقیب می‌کند.

کد ۲ بیتی یا ۳ بیتی خواهد بود.





☑ مبدأ را در 45° در نظر می‌گیریم



شروع از S_1 : 11 00 11 0000 3333 2222 32

شروع از S_2 : 12 2211 00 11 0000 3333 222

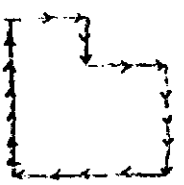
برای استقلال از نقطه شروع، شیفت حلقوی می‌دهیم تا کوچکترین عدد ممکن بدست آید. کد حاصل، کد شکل است.

☑ در مثال قبل، کوچکترین کد

0000 3333 2222 2211 0011

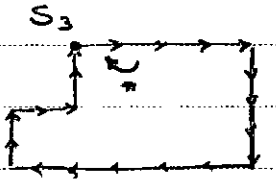
☑ چرخش

کد نیز چرخید



Subject:
Year. Month. Date. 70

برای استقلال از چرخش از کد تفاضل استفاده می‌شود: زاویه این بردار نسبت به بردار قبلی کد عبارتست از تعداد $\pi/2$ (یا $\pi/4$) لازم برای چرخش بردار قبلی در جهت خلاف عقربه ساعت و قرار گرفتن روی بردار قبلی



کد زنجیره‌ای عادی: 0000 3333 222222 11 00 11

کد زنجیره‌ای تفاضلی: 0003 0003 000000 3 03010

0-0 3-0 2-3=-1

$-1 \equiv 3$

تفاضل منفی ← 4+ (دوبیتی) یا 8+ (سه بیتی)

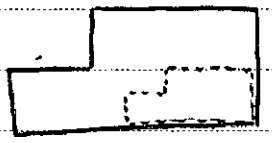
مثال آن این گونه است، چون تفاضل آخری با اولی در نظر گرفته نشده است.

اگر زنجیر را بصورتی در نظر بگیریم آخری را در نظر می‌گیریم.

برای استقلال از اندازه، یک اندازه استاندارد مانند کوچکترین اندازه ممکن تعریف می‌شود و تبدیل به آن می‌شود.

در واقع با کاهش بردارهای مجدد با نرخ پایین‌تر انطباق پذیر است.

چون در مثال بعد کد ضریبی از 2 هستند برای کوچکترین اندازه تعداد برادر را به دو تقسیم می‌کنیم:

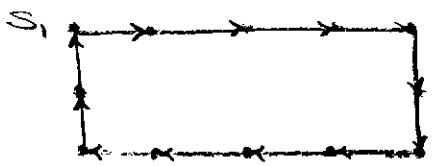


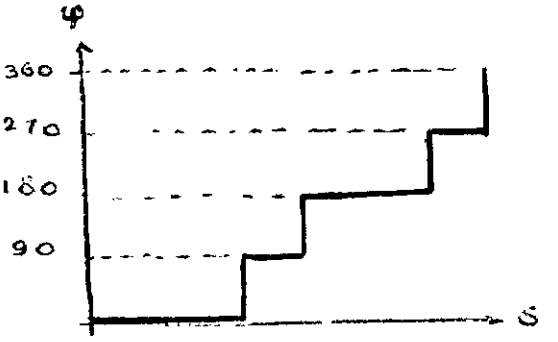
0 0 33 2 2 2 1 0 1

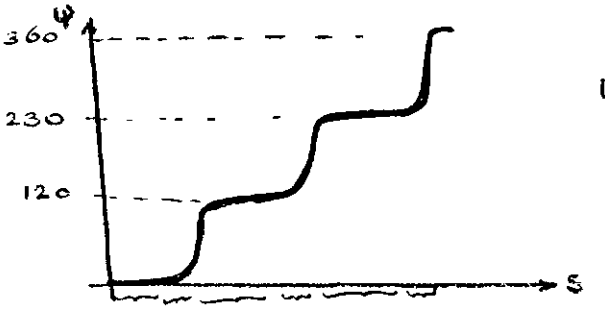
• روش لمحی S-4 (ای-اس)

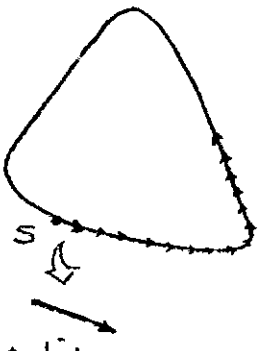
اگر روی مرز حرکت کنیم و فاصله طی شده از نقطه شروع را با S و زاویه حاس در هر نقطه را با ϕ نشان دهیم، مجموعه‌ای از زوجهای $\langle S, \phi \rangle$ خواهیم داشت و یک لمحی

بست می دهد. این معنی ارائهٔ شکل است.







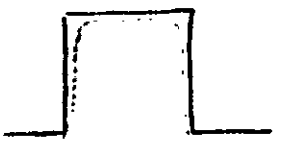


نواحی ثابت : اضلاع
نواحی تغییر : گوشه ها

- ارائهٔ برایدل یا توصیفگرهای فوریه (Fourier Descriptors)

$\sum_{-\infty}^{+\infty}$: ترتیب ← نقطه فوریه

جملات بیشتر ⟸



با در نظر گرفتن نقاط روی مرزه محقق (x,y) را دارند و ترتیب $x(n)$ و $y(n)$ از روی آن می‌توان دنباله نقاط مختلط z را به صورت زیر ترتیب کرد:

Subject:
Year. Month. Date. ۶۱

$$z(n) = x(n) + j\,y(n) \qquad n = 0, 1, \ldots, N-1$$

N نقاط ورودی مراحل

ارایه z به صورت زیر:

$$Z(u) = \sum_{n=0}^{N-1} z(n) \cdot e^{-j\frac{2\pi un}{N}}$$

$$z(n) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} Z(u) \cdot e^{j\frac{2\pi un}{N}}$$

$Z(u)$: ضرایب دنباله‌ی تبدیل فوریه

خواص تبدیل:

بررسی خواص از روی تبدیل فوریه

۱- اثر انتقال مبدا

$z_0 = x_0 + jy_0$ ← بردار انتقال

$$\tilde{z}(n) = z(n) + z_0$$

$$\tilde{Z}(u) = Z(u) + \underbrace{u_0}_{N z_0}\,\delta(u)$$

اگر شکل و صفحه جابجا شوند، تبدیل فوریه در هیچ جای صفحه بجز مبدا عوض می‌شود.

در اثر انتقال تنها $Z(0)$ عوض می‌شود.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

۲ - اثر تغییر اندازه

$$\tilde{Z}(n) = \alpha . Z(n) \qquad , \alpha \neq cte$$

$$\tilde{Z}(u) = \alpha . Z(u)$$

تبدیل فوریه ۲ به تغییر اندازه حساس هستند.

۳ - تغییر نقطه شروع

$$\tilde{Z}(n) = Z(n - n_0)$$

$$\tilde{Z}(u) = Z(u) . e^{-j \frac{2\pi u n_0}{N}}$$

دامنه ثابت، مدول می‌شود.

تبدیل فوریه ۲ به تغییر نقطه شروع حساس نیست.

۴ - چرخش سیگنال به اندازه θ_0

$$\tilde{Z}(n) = Z(n) . e^{j\theta_0} \qquad , \theta_0 = cte$$

$$\tilde{Z}(u) = Z(u) . e^{j\theta_0}$$

تبدیل فوریه ۲ به چرخش سیگنال حساس است.

حل سؤال ۳ و ۴ :

قدر مطلق نسبت به تغییر نقطه شروع و دوران حساس نیست.

$$|Z(u)| = |\tilde{Z}(u)|$$

حل سؤال ۲ :

کسر زیر نسبت به اندازه غیر حساس است.

$$\frac{\tilde{Z}(u)}{|\tilde{Z}(u)|}$$

برای اندازه استاندارد می توان همیشه $Z(n)$ را تغییر داد به طوری که $|Z(1)| = 1$ باشد.
یعنی همه را بر $Z(1)$ تقسیم کرد. ($Z(0)$ همان DC Term است)

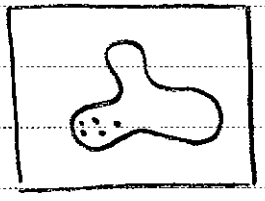
اگر فاز $Z(1)$ و $Z(2)$ را صفر کنیم، مقادیر استانداردی برای n_0 و θ_0 حاصل می‌شود.

بدست آوردن $Z(n)$ ← الگوریتم‌های FFT ← تعداد نقاط = 2^k توانی از 2
انتخابی هست که $N = 2^k$ باشد.
تعداد نقاط روی مرز را با افزودن صفر به اولین توان 2 که از N بزرگتر است می‌رسانیم.

- تبدیل آف و...

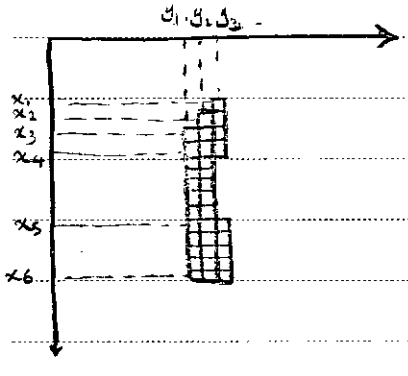
* ارائه اشیا با ناحیه

- آرایه استغال نمایی



$P = [p(x,y)]$

$$p(x,y) = \begin{cases} 1 & , (x,y) \in \text{ناحیه} \\ 0 & , (x,y) \notin \text{ناحیه} \end{cases}$$



- ارائه محور y ها

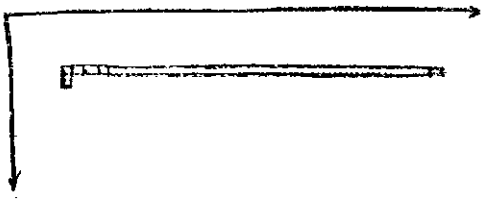
لیستی است از لیست‌ها
و صورتی مفید است که درایه‌ی سطل دوم، ای محور y ها باشد.

((y_1, x_1, x_2) (y_2, x_3, x_4) ...)

- ستان
- شروع سطل
- خاتمه سطل

Subject:
Year. Month. Date. ( )

☑ $((y_1\ x_3\ x_6)\ (y_2\ x_2\ x_6)\ (y_3\ x_1\ x_4\ x_5\ x_6))$

☑ 

با ارائه محدب ی ، قسمت بسیار طولانی می شود .

↓

ارائه با محدب ۲ ی

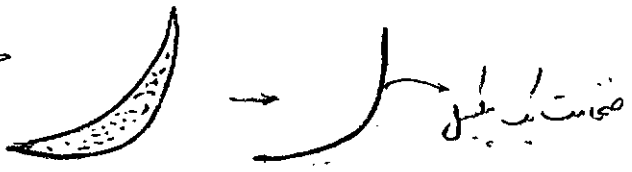
• ارائه با محدب ۲ ی

دنبالهٔ شکل در امتداد محدب ی ها باشد .

$((x_1\ y_1\ y_2)\ (x_2\ y_3\ y_4)\ \dots)$

• ارائه با محور میانی ، اسکلت ، ارائه میله ای

Medial Axis Transform , Skeleton , Stick Figure

☑ OCR 

☑ اثر انگشت

☑

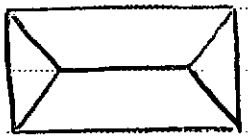
همه جا کاربرد دارد ، کاربردهای خاص خود را دارد .

پیدا کردن اسکلت :

برای بدست آوردن اسکلت اشکال ، فرض کنید شکل از روی محیط کبریت آتش می گیرد و آتش به سمت داخل پیش می رود . در هر نقطه که جبهه های آتش بهم برسند نقطه روی محور میانی

Subject:
Year. Month. Date. ۷۵

است . به روشهای پایین مجموعه ای ، نازک سازی (Thining) می گویند
احتمال بدست آوردن نتایج دوراز انتظار وجود دارد .



الگوریتم نازک سازی Suen & Zhang

فرض : نقاط متنی روی متادیر 1 و زمینه 0 هستند.

تعریف : نقطه پیرامونی نقطه ای است که دارای متدار 1 است و حداقل یک همسایه اش 0 است.

۱- نقطه پیرامونی P_1 را برای حذف نشانه ی زیر می گذاریم اگر شرایط زیر برقرار باشد:

P_9	P_2	P_3
P_8	P_1	P_4
P_7	P_6	P_5

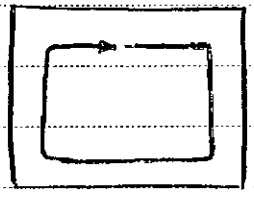
$2 \leq N(P_1) \leq 6$

$T(P_1) = 1$

$P_2 P_4 P_6 = 0$

$P_4 P_6 P_8 = 0$

$N(P_1) = P_2 + P_3 + P_4 + \dots = \sum_{i=2}^{9} P_i$



$T(P_1)$: تعداد اتصالهای 0 به 1 در دنباله نقاط

$P_2 P_3 P_4 \dots P_9 P_2$

۲- نقاط نشانه دار را حذف می کنیم.

۳- نقاط پیرامونی P_1 را بر روی نتیجه حذف های حذف نشانه ی زیر می گذاریم اگر شرایط زیر برقرار باشد:

$2 \leq N(P_1) \leq 6$

$T(P_1) = 1$

$P_2 P_4 P_8 = 0$

$P_2 P_6 P_8 = 0$

Subject:
Year. Month. Date. ( )

۴ - نقاط نشان دار را حذف می‌کنیم

۵ - مرحله‌ی فوق را آنقدر تکرار می‌کنیم تا دیگر نقطه‌ای حذف نشود. نتیجه اسکلت شکل است.

شرایط مطرح شده در الگوریتم سه‌گانه‌ی نازک‌سازی را ارضا می‌کند:

T۱ : عدم حذف، نقاط انتهایی را حذف نکند.

T۲ : عدم حذف، پیوستگی نقاط را از بین نبرد.

T۳ : عدم حذف، خوردگی زیادی در ناحیه ایجاد نکند.

تصویر ایجاد شده با الگوریتم فوق را می‌توان با اعمال فیلترهای زیر به شکل پیوسته ۸ بار پی‌درپی تبدیل کرد.

چنانچه یکی از این فیلترها به تصویر نازک‌شده مقداری برابر ۳ بدهد، نقطه مربوطه نیز حذف می‌شود.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

• ارائه با گشتاورها (Moment)

گشتاورهای هندسی در مجموعه R شکل $p+q$

$$m_{pq} = \sum_{(x,y)\in R} x^p y^q$$

m_{00} : تعداد نقاط ناحیه R، مساحت R

m_{00} و m_{01} و m_{10} : مرکز ثقل شکل را تعیین می‌کند.

Subject :

Year . Month . Date . ۶۴

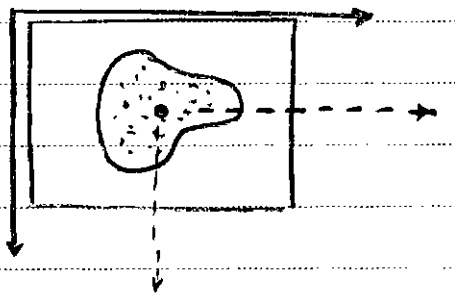
$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \qquad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

معرف امتداد اصلی شکل : m_{20} ، m_{02} ، m_{11}

قضیه بقایی :

مجموعه گشتاورهای $\{m_{pq}\}$ به صورت منحصر به فرد تابع شکل ناحیه R را مشخص می‌کند.

برعکس، شکل R نیز به صورت منحصر به فرد با مجموعه گشتاورهای $\{m_{pq}\}$ مشخص می‌شود.



m_{pq} ها به مکان شی وابسته هستند.
برای استقلال از مکان می‌توان مبدأ مختصات را همیشه در مرکز ثقل شی در نظر گرفت.
گشتاورهای جدید را گشتاورهای مرکزی می‌نامند
Central Moments

$$\mu_{pq} = \sum\sum_{(x,y)\in R} (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q$$

μ_{pq} ها به اندازه شکل حساسند. برای رفع این حساسیت آنها را به عامل مساحت تقسیم می‌کنیم به آن گشتاورهای مرکزی نرمالیزه یا گشتاورهای مرکزی متناسب شده می‌گوییم:

$$\text{عامل مساحت} = \mu_{00}^{\left(1+\frac{1}{2}(p+q)\right)}$$

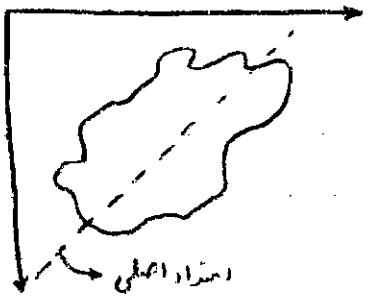
$$\mu' = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{1+\frac{p+q}{2}}}$$

برای استقلال μ'_{pq} از وضعیت قرار گرفتن شکل در صفحه، همیشه ابتدا شکل را به بیضی

Subject:
Year. Month. Date. ( )

وضعیت استاندارد تغییر می دهیم و سپس گشتاورها را حساب می کنیم.

وضعیت استاندارد:
شکل را دوران می دهیم به گونه‌ای که زاویه محور اصلی آن (θ) صفر باشد.
زاویه محور اصلی شکل از رابطه زیر قابل محاسبه هستند.



$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}}$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

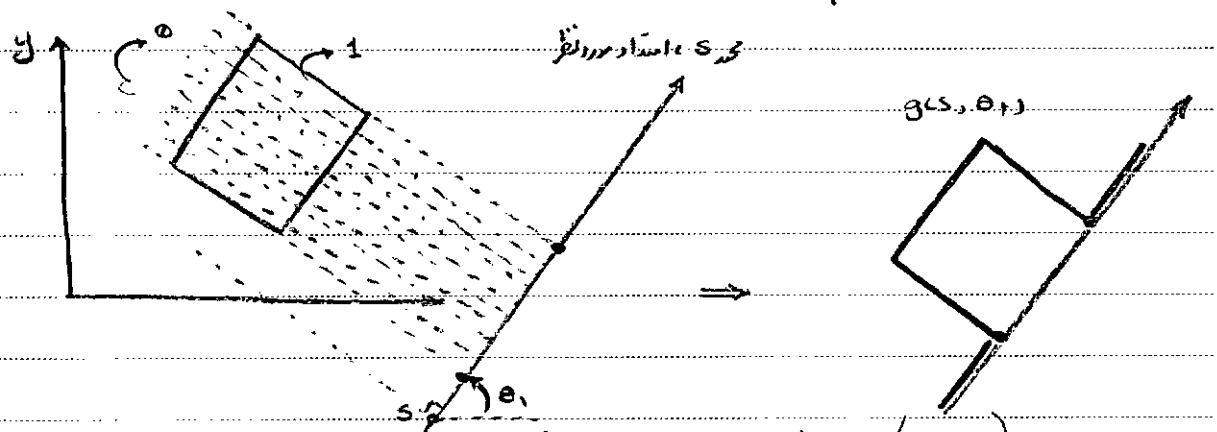
برای مثال به جای استفاده از گشتاورها، توابعی از گشتاورها که از چرخش مستقل هستند را بکار برید.
بهتر بگوئیم که به ثابت‌ها (تغییرهای) گشتاورها مشهورند به تغییرهای
moment invariants

$$M_1 = \mu'_{20} + \mu'_{02}$$
$$M_2 = (\mu'_{20} - \mu'_{02})^2 + 4\mu'^2_{11}$$
$$M_3 = (\mu'_{30} - 3\mu'_{12})^2 + (3\mu'_{21} - \mu'_{03})^2$$
$$M_4 = (\mu'_{30} - \mu'_{12})^2 + (\mu'_{21} + \mu'_{03})^2$$
$$M_5 = \sim$$
$$M_6 = \sim$$
$$M_7 = \sim$$

سعی شده است که در آنها sin , cos حذف شوند (با قوانین مثلثاتی $\sin^2\theta + \cos^2\theta$)

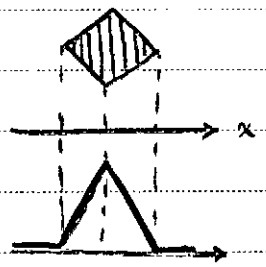
• ارائه شکل با تابع (Projections , Signatures)

یک ناحیه R را می‌توان با تابعی از آن ارائه داد.
یک تابع $g(s,\theta)$ برای متادیر مختلف s در امتداد θ، تعداد نقاط شکل در امتداد عمود بر θ را می‌دهد.

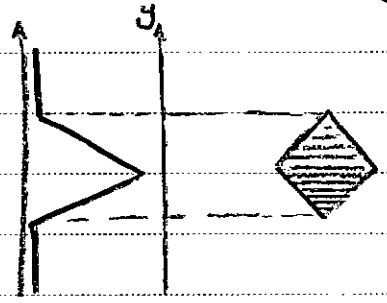


هیستوگرام تشکیل یافته از تعداد نقاط شکل در امتداد عمود بر θ_1

امتداد افقی و عمودی



تابع افقی شکل



تابع عمودی شکل

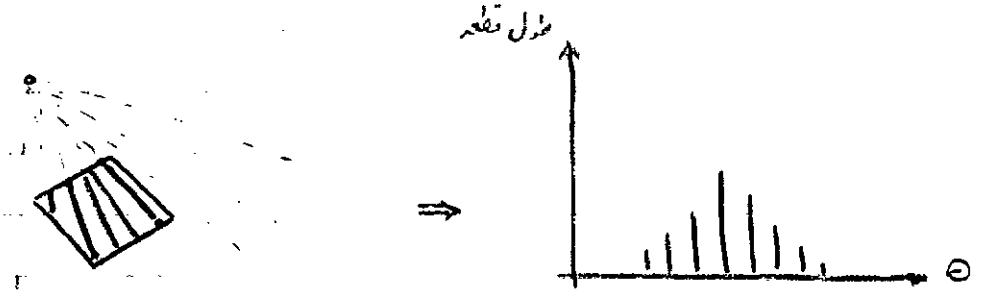
$$P(x) = \sum_{y} f(x,y) \qquad P(y) = \sum_{x} f(x,y)$$

نشان داده‌اند که با محاسبه تابع در امتدادهای مختلف و محاسبه تبدیل فوریه آن‌ها می‌توان تبدیل فوریه تصویر دوبعدی را بدست آورد. و لذا:
اگر تابع در امتدادهای متعدد مختلف در دست باشند، $f(x,y)$ از روی آن‌ها قابل بازسازی است.

Subject:
Year. Month. Date. ( )

• نمای قطبی (Polar Projections)

نمای قطبی نوع خاصی از نمای مستقل است که برای ایجاد آنها یک نقطه به عنوان مبدأ مختصات در نظر گرفته می‌شود و از آن خطوطی در امتداد های مختلف رسم می‌شوند. نمودار طول پاره خط تقاطع خطوط رسم شده و شکل نمای قطبی نامیده می‌شوند.



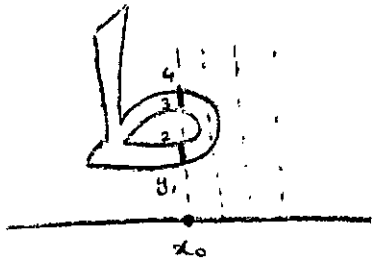
• نمای منقطع

اگر در تشکیل نما با شروع از یک نقطه در مسیر یک لبه دیگر عمل محاسبه متوقف شود، نمایی بوجود می‌آید که آنها را نمای منقطع می‌نامند.

فرض کنید خط $x = x_0$ هر شکل را در $y_1(x_0)$، $y_2(x_0)$، $y_3(x_0)$ و $y_4(x_0)$ قطع می‌کند. در اینحال k امین نمای منقطع با رابطه زیر تعریف می‌شود

$$P_k(x) = y_{k+1}(x) - y_k(x)$$

نمای منقطع به جهت شروع حرکت روی خط وابسته است.



→ نما ۲ { $y_1 \sim y_2$ ، $y_3 \sim y_4$

→ در حالت معمولی این دو نما با هم یکی می‌شوند

Subject:
Year Month Date 76

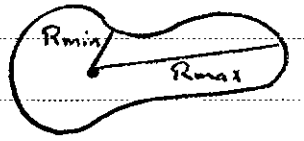
* ویژگی یا خواص شکل

۱- محیط (P) : تعداد نقاط روی مرز

۲- مساحت (A) : تعداد نقاط ناحیه شکل

۳- نزدیکترین و دورترین نقاط

نزدیکترین و دورترین نقاط پیرامون از مرز شکل به ترتیب R_{min} و R_{max} نشان داده می شوند.



معیار دوری شکل : $\frac{R_{max}}{R_{min}}$

یا

انحراف شکل از دایره بودن

۴- تعداد حفره های شکل (n_h)

۵- عدد اویلر (E)

E = تعداد نواحی پیوسته − n_h

$E = 1$

$E = 0$

۶- گوشه های شکل

گوشه ها جاهایی هستند که در آنها انحنا شدیداً زیاد می شود.

$$K(s) = \frac{d\,\Psi(s)}{d(s)}$$

۷- انرژی خمش (Bending Energy)

$$E = \frac{1}{T}\int_0^T |K(s)|^2 \, ds$$

۸- گردی یا فشردگی (Roundness, Compactness)

$$\gamma = \frac{P^2}{4\pi A}$$

برای دایره $\gamma = 1$

برای انحراف از دایره ای بودن $\gamma > 1$

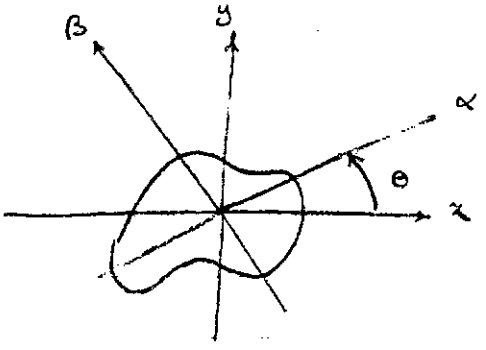
PAPCO

Subject:
Year. Month. Date. ( )

ویژگی های هندسی برای شناخت شکل :

۱- مرکز ثقل $(\bar{x}, \bar{y})$

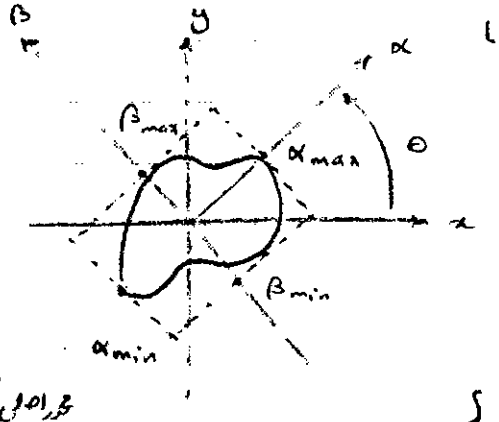
۲- نحوه قرارگرفتن شکل (θ)
زاویه محور اصلی شکل



$$\theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}}$$

۳- مستطیل محیطی (Bounding Rectangle)

مستطیل محیطی کوچکترین مستطیلی است که شکل را در خود جای می دهد و امتداد اضلاع آن با امتداد اصلی شکل یکی است.



محور اصلی شکل

نشان داده شده است که :

$$\begin{cases} \alpha = x\cos\theta + y\sin\theta \\ \beta = -x\sin\theta + y\cos\theta \end{cases}$$

برای بدست آوردن α_{min} ، α_{max} ، β_{min} ، β_{max} مقادیر α ، β را برای نقاط روی مرز بدست می آوریم و از روی آنها این ۴ نقطه اصلی مستطیل بدست می آید.

مستطیل :

طول : $I_b = \alpha_{max} - \alpha_{min}$

عرض : $W_b = \beta_{max} - \beta_{min}$

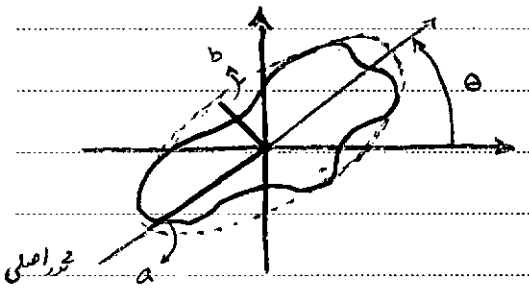
مساحت : $A_b = I_b \times W_b$

دیزی $\frac{I_b \times W_b}{A}$ دیزی مناسبی است.

Subject :
Year . Month . Date . 77

۴- بهترین بیضی برازش شده (Best Fit Ellipse)

آن بیضی‌ای است که گشتاورهای دوم آن با گشتاورهای دوم شکل برابر باشد



گشتاور بیضی = گشتاور شکل

(مجهول) (معلوم)

$\Rightarrow a, b = ?$

بیضی :

امتداد محور اصلی : امتداد محور اصلی شکل

مرکز : مرکز ثقل شکل

با استفاده از قرار دادن گشتاورهای درجه دوم شکل با گشتاورهای یک بیضی خواهیم داشت:

$$a = \left(\frac{4}{\pi}\right)^{1/4} \left(\frac{I'^{3}_{max}}{I'_{min}}\right)^{1/8}$$

$$b = \left(\frac{4}{\pi}\right)^{1/4} \left(\frac{I'^{3}_{min}}{I'_{max}}\right)^{1/8}$$

$$I'_{min} = \sum_{(x,y)\in R}\sum \left[(y-\bar{y})\cos\theta - (x-\bar{x})\sin\theta\right]^2$$

$$I'_{max} = \sum_{(x,y)\in R}\sum \left[(y-\bar{y})\sin\theta + (x-\bar{x})\cos\theta\right]^2$$

معرف انحراف از گردی شکل هستند. $\frac{I'_{max}}{I'_{min}}$ ، $\frac{a}{b}$

Subject:
Year. Month. Date. ( )

۵ : ارائه شکل ٤

تحویل نگارش ← ۷ ، ۴ ، ۱۳۸۸ تا ساعت ۱۲:۰۰

تحویل عرض ۳ تا ۵ ← ۲۱ ، ۴ ، ۱۳۸۸ تا ساعت ۱۲:۰۰

هر کسی بد ما به خلق گوید
ما دیده ز عیبش خود فرو بستیم
ما خوبی او به خلق گوییم
تا همه در وصف او فرو بستیم

بهار ۱۳۸۸

Subject:
Year. Month. Date. (۱)

فهرست :

مقدمات 4
مدلهای سیستم‌های مبنایی ماشین 7
تصادیر وقتی 9
تجزیه‌ی تولید تصادیر وقتی 10

پیش پردازش 12

تقطیع 18
تقطیع مبتنی بر لبه 18
اپراتور تشخیص لبه 18
اپراتورهای حاصل از ترتیب مشتق 19
گرادیان 19
لاپلاسین 21
گرادیان + لاپلاسین 21
تزیینهای دیگر (سبل، پریت، ...) 21
تجزیه طبیعی لبه 22
روشهای پیچیده‌تر 23
مدل مجموعه 23
روش پار 24
روش لنن 25
شناخت گردن لبه 27
برهم‌کنی وقت 29
آستانه‌ای تطبیقی 30
دنبال کردن مرز (روش کف) 31
اراده‌های فعال 37

تقطیع مبتنی بر ناحیه 39
روش رشد دادن نواحی 40
روش ترکیب نواحی 40
روش تقسیم و ترکیب 41
تقطیع با آستانه‌ای تطبیقی وابسته 42
تعیین مقدار آستانه 42
تقطیع مبتنی بر بافت 47
توصیف بافت 48
تقطیع مبتنی بر اندازه‌گیری عمق 56
روشهای غیرفعال 57
گرادیان بافت در فضای سه‌بعدی 60
تقطیع با نظیریابی با طبیعت 60
افزایش سرعت 61
تصادیر بایزی 62
تقطیع مبتنی بر حرکت 63

ارائه 68
روشهای ارائه ساختاری و توصیفی 68
روشهای توصیف مبتنی بر این اشیا 68
ارائه اشیا با ناحیه 72
ارائه با خواص شکل 76

Subject :

Year . Month . Date . ( )

Subject:

Year. Month. Date. ۲۴

• ترتیب لاپلاسین

$$\begin{matrix}0&1&0\\1&-4&1\\0&1&0\end{matrix}\quad\begin{matrix}1&1&1\\1&-8&1\\1&1&1\end{matrix}\quad\begin{matrix}-1&2&-1\\2&-4&2\\-1&2&-1\end{matrix}\quad\begin{matrix}2&-1&2\\-1&-4&-1\\2&-1&2\end{matrix}$$

• ایرادهای لاپلاسین در برابر گرادیان ← اطلاعات جهت را ندارد

به نویز حساس‌تر است.

• سایر تیپ‌های مشتق ← پرویت

$$\begin{matrix}-1&-1&-1\\0&0&0\\1&1&1\end{matrix}\quad\begin{matrix}-1&0&+1\\-1&0&+1\\-1&0&+1\end{matrix}$$

Δx Δy

سوبل

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

Δx Δy

$$G=\sqrt{\Delta_x^2+\Delta_y^2}$$

$$\phi=\tan^{-1}\frac{\Delta y}{\Delta x}$$

• مجموعه طبیعه‌های لبه ← کرش، پرویت، سوبل، رابینسون (دوم پرویت)، زراتیا-بیر

• طبیعه کرش

$$\begin{matrix}5&5&5\\-3&0&-3\\-3&-3&-3\end{matrix}$$

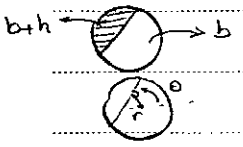
$$g=\text{Max}\{1,\text{Max}(|5S_k-3T_k|)\}$$

• مجموعه طبیعه‌ها

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

پرویت سوبل پرویت زراتیا-بیر

• مساله برازش لبه (مدل سیگنال)



$$P=(b,h,r,\theta)$$ مدل لبه

$$E=\sum\sum(f(i,j)-M(i,j,P))^2$$

$E\downarrow$ و $h\uparrow$ $\Rightarrow$ لبه (r,θ)

• مطالعات ماردری هیلدرث ندارد

صحنه‌های طبیعی حاوی اطلاعات موجی و تغییر سریع ← پیاده‌سازی درست تشخیص آنها

در نقاط غیرطبیعی و تقاطعها، مبناهای مختلف جواب می‌دهند ← نتایج ادغام‌های مبناهای مختلف باید با هم ترکیب شوند.

نیازمندی بیشترین تطابق با سیستم بینایی بیولوژیکی ← عملگر، محدود و قابل‌محاسبه، باند محدود و قابل‌درمان

مشتق دوم در لبه؟ ← یک مقدار صفر در مشتق اول و عبور از صفر مشتق دوم

• جهت گرادیان ⊥ جهت لبه

Subject:

Year. Month. Date. ( )

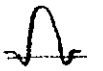
• الگوریتم لبه یابی مار

$$g = \nabla^2(f \circledast G) = f \circledast \underbrace{\nabla^2 G}_{LoG}$$

۱- تابع گوسی دوبعدی با پهنای σ داده می شود
۲- از تصویر حاصل لاپلاسین گرفته می شود.
۳- تقاطع صفر از علامت تابع به عنوان لبه
۴- تکرار قدمهای فوق با توابع ∇^2 های مختلف و ترکیب نتایج

• Laplacian of Gaussian ← LoG

0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0



• روش کلی ← ابهام ← حداقل حفظ ← اپراتور تنها باید به لبه ها پاسخ دهد و همه آنها را تشخیص دهد

حاصلضرب حداقل بین نقاط روی لبه واقعی و نقاط یکی شده

لبه یاب ← تک بعدی ← اپراتور به یک سطر چندین بار اعمال شده

ذوق ← لبه یک تابع پله ای آشفته به نوعی گوسین است.

ترتیب ← مشتق اول تابع گوسین

الگوریتم ← ۱- ماسک گوسین یک بعدی با پارامتر σ ← طول $2n+1$

۲- دو ماسک G_x و G_y برای مشتقات G

۳- کانولوشن f با G در امتداد x و y ← f_1 و f_2

$$f_1(x,y) = G(0) f(x,y) + \sum_{k=1}^{n} G(k)[f(x-k,y) + f(x+k,y)]$$

۴- کانولوشن f_1 با G_x و f_2 با G_y ← f_1' و f_2'

$$f_1'(x,y) = \sum_{k=1}^{n} G_x(k)[f_1(x-k,y) + f_1(x+k,y)]$$

۵- محاسبه قدر مطلق گرادیان

$$M(x,y) = \sqrt{f_1'^2 + f_2'^2}$$

۶- حذف غیر حداکثرها ← اگر مقدار M در نقطه مرکزی از دو همسایه اش در راستای گرادیان بیشتر نباشد آنرا حذف می کنیم

۷- آستانه ای ازی دارای لبه ها

• ارزیابی اپراتور لبه

$$F = \frac{1}{Max(N_I, N_A)} \sum_{i=1}^{N_A} \frac{1}{1 + \kappa d_i^2}$$

F ↑ → $\frac{h^2}{\sigma^2}$ ← پارامتر لبه

برای ارزیابی در حضور نویز گوسی

Subject:
Year. Month. Date. ( )

• Relaxation ← روشهای عددی که در آن خطای حاصل از یک ترتیب اولیه با تکرارهای بیشتر کاهش می‌یابد و پاسخ مطلوب تدریجاً حاصل می‌شود.

• روشهای مبتنی بر لبه‌های پیاده‌شده ← Edge Relaxation ← روش Prager
Resolution Pyramid
Edge Thresholding ← T ثابت
T تطبیقی

• روش پریوت ← مشخص کردن لبه ← لبه سطحی ← شدت لبه = $|f(p) - f(q)|$
شکل پله‌ای

نوع لبه ← ترکیب نوع روی سمت چپ و راست لبه ← ... ، 0-2 ، 0-0
نوع راس ← تعداد لبه‌های تقاطعی

اطمینان لبه ← $m = Max\{a, b, c, q\}$ etc
a, b, c : کرادیان نرمالیزه

$conf(0) = (m-a)(m-b)(m-c)$

$conf(1) = a(m-b)(m-c)$

⋮

نوع راس = j ← هر $conf(j)$ حداکثر باشد

اصلاح اطمینان لبه

لبه 0-0 , 0-2 , 0-3 → $c^{k+1}(e) = Max\{0, c^k(e) - \delta\}$

لبه 1-1 , 1-2 و 1-3 → $c^{k+1}(e) = Min\{1, c^k(e) + \delta\}$

لبه 0-1 , 2-2 , 2-3 , 3-3 → $c^{k+1}(e) = c^k(e)$

الگوریتم ← ۱- $c^0(e)$ = شدت گرادیان نرمال‌شده

۲- $k = 1$

۳- نوع هر لبه را بر حسب اطمینان لبه‌های مجاور مشخص کنید

۴- $c^{k+1}(e)$

۵- آیا به $c^k(e)$ برابر 1 یا 0 رسیدیم ← بله : متوقف
خیر : $K = K+1$

Subject :

Year . Month . Date . ( )