Deformálható modellek

Orvosi képdiagnosztika

2017. őszi félév

Deformálható modellek

- A **deformálható modellek *görbék*** vagy ***felületek*,** melyek különböző hatások eredőjének eredményeképp alakulnak ki.
- Sokféle deformálható (elasztikus) modell
- Elemi alakzatokból összerakhatunk komplex alakzatot.
- A deformálható modellek immunisak a képet terhelő zajokra, a határokon meglévő esetleges kontúrhiányokra, tipikusan numerikus optimalizáció apparátusára támaszkodnak.
- **Két fő csoport**
  - Parametrikus
  - Geometrikus deformálható modellek

Deformálható modellek

- **Parametrikus modellek**
  - A görbe vagy felület leírása tömör, paraméteres formában
  - A paraméterek megváltozása a görbe vagy a felület változását eredményezik
  - Összeolvasztás, szétvágás topológikus változtatás nem megy
  - Energiát minimalizálnak / dinamikus erők mozgatják őket
  - Pl. Fourier sor alakmodell, ASM/AAM, ACM
- **Geometriai modellek**
  - A modellek a görbe evolúcióján alapulnak,
  - Level set módszert alkalmaznak (szint halmazok)
  - Többdimenziós skalár függvényként dolgoznak
  - Paraméteres formában csak a deformáció után jelennek meg
  - Geometriai modellek a topologikus változásokat képesek kezelni

Geometrikus deformálható modellek

- Görbe evolúció
- Level set módszer
- A görbe evolúció parametrizálástól független mindössze geometriai metrikákat alkalmaz (pl. görbület, normálvektor, de nincs benne paraméter szerinti parciális derivált, stb.)
- A parametrikus eljárásokhoz hasonlóan a képhez kell kötni cél, hogy a görbe a kontúrokhoz konvergáljon

Fourier sor alakmodell

- $x = x_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \sin(n\Theta + \phi_n) \quad y = y_0 + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(n\Theta + \psi_n)$
  - Az alakot az ***a***, ***b***, ψ_n és ϕ_n paraméterekkel írjuk le
- Változtatva a paraméterek értékét, és a szummában a tagok számát, különböző alakzatok generálhatók
- Minimalizálási feladat is megfogalmazható, így a paraméteres görbék a képhez igazíthatók (hasonlóan, mint a Snake esetén).
- Szinte tetszőleges alak leírható , anélkül, hogy bármi a priori információnk volna az alakról.
  - De a Fourier reprezentáció nem jó mindenhez – pl. véges sok taggal csak lekerekítve tud sarkokat modellezni
- Adott típusú alakzat tömör modellje is felírható
  - Több képen kiszámítjuk a modell paramétereit
  - Ezekről statisztikát (várható érték, szórás, stb.) készítünk

ASM/AAM

- Active Shape Models objektumok alakjának statisztikus modelljei, melyeket iteratívan igazítunk egy objektum képi megjelenéséhez
- ASM alapú szegmentálás főbb lépései

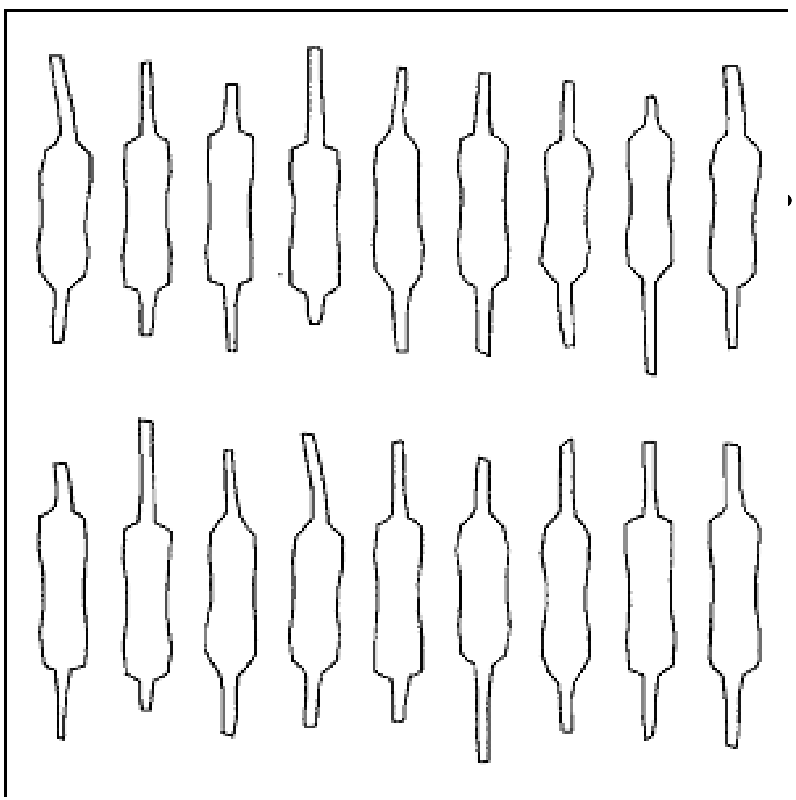
1. Modell kialakításának fázisa:
   - Objektum képeinek kontúrjának jellegzetes pontjainak definiálása (ezek lesznek a landmark /referencia pontok)
   - Landmark pontok gépi / kézi meghatározása
   - Modell kialakítása az objektumot tartalmazó képek alapján
2. Konkrét képen az objektum szegmentálása:
   - Ismert egy kezdeti becslése a kontúrnak és az ehhez tartozó alakparaméterek
   - Iteratívan modellpontonként normális irányban javítunk, majd a módosult szegmentációt a modellhez illesszük

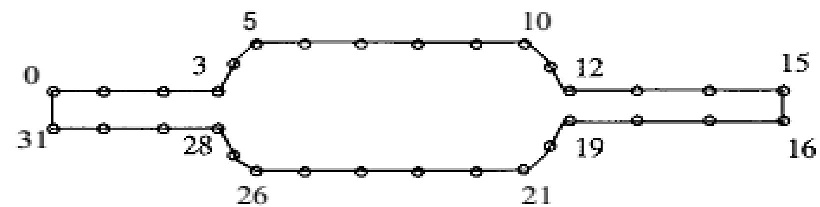
ASM/AAM

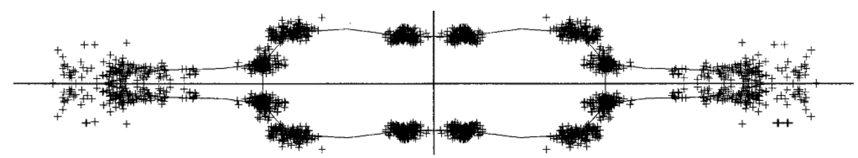
- Referencia pontok (landmarkok):
  - A szegmentálni kívánt alakot minden képen ezzel a pontkészlettel jellemzünk, melyet géppel / kézzel határozunk meg
  - Fontos, hogy ezek különböző képeken páronként megfeleltethetőek legyenek
  - Célszerű jelentéssel bíró / robusztusan és könnyen lokalizálható pontokat keresni (pl. tüdőcsúcs teteje, sarokpontok, stb.)
  - Pontok össze vannak kötve – sorrendjük is fontos
- Modell építése:
  - Referenciapontok átlaga, attól való tipikus eltérésük irányának és mértékének meghatározása

ASM/AAM

- Egy példa
  - Ellenállásokat kell körberajzolni egy áramkör alkatrészrajzán
  - Néhány példa a körvonalakra   Referenciapontok és azok összeköttetése







ASM / AAM

- Az objektumok képi megjelenése általában változó:
  - pozíciójukat
  - orientációjukat
  - méretüket tekintve
- Értelmes modell építéséhez ezt korrigálni kell
  - (Általában) az objektum kontúrjáról akarunk statisztikát nem annak helyéről / orientációjáról / méretéről
  - Általánosan erre szolgál a ponthalmazok regisztrációja
  - Prokrusztész analízis: pozíció, orientáció, méret egyesítés Cél: minden referenciapontnak a saját átlagától való négyzetes eltérésének a minimalizálása

Prokrusztész ágy

Procrustes, also called Polypemon, Damastes, or Procoptas, in Greek legend, a robber dwelling somewhere in Attica—in some versions, in the neighbourhood of Eleusis. His father was said to be Poseidon.

Procrustes had an iron bed (or, according to some accounts, two beds) on which he compelled his victims to lie.

Here, if a victim was shorter than the bed, he stretched him by hammering or racking the body to fit.

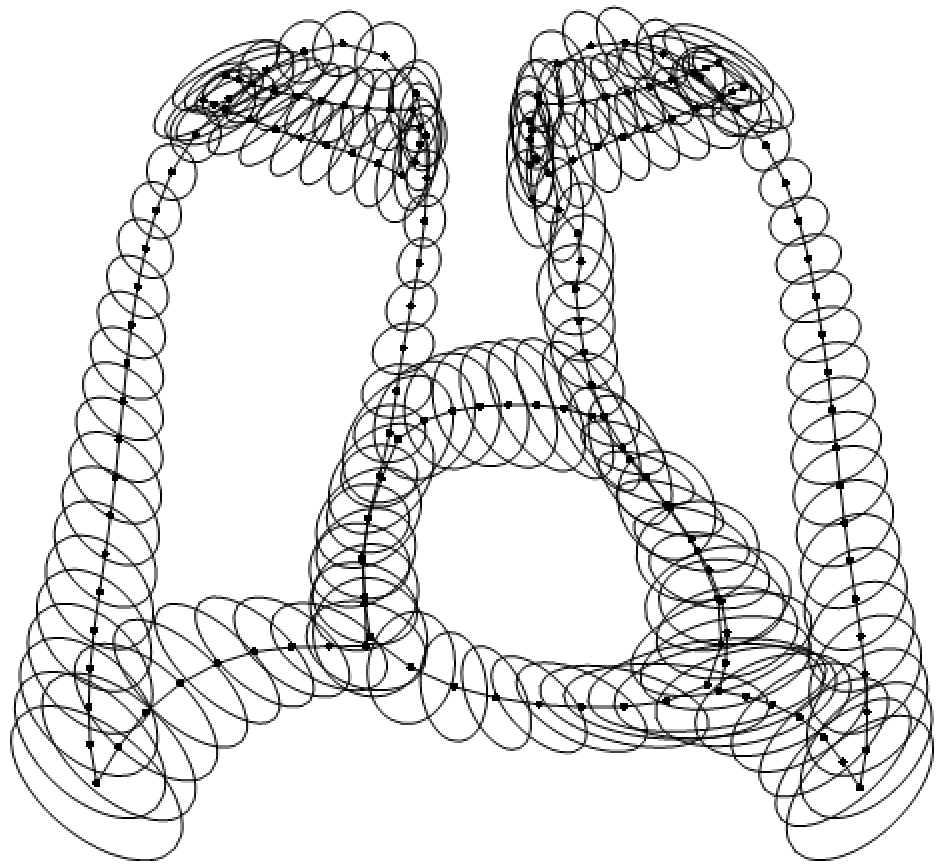
Alternatively, if the victim was longer than the bed, he cut off the legs to make the body fit the bed's length.

In either event the victim died. Ultimately Procrustes was slain by his own method by the young Attic hero Theseus, who as a young man slayed robbers and monsters whom he encountered while traveling from Trozen to Athens.

The "bed of Procrustes," or "Procrustean bed," has become proverbial for arbitrarily—and perhaps ruthlessly—forcing someone or something to fit into an unnatural scheme or pattern.

ASM/AAM

Prokrusztész analízist követően az egyes pontokra elsozlását mutató PCA

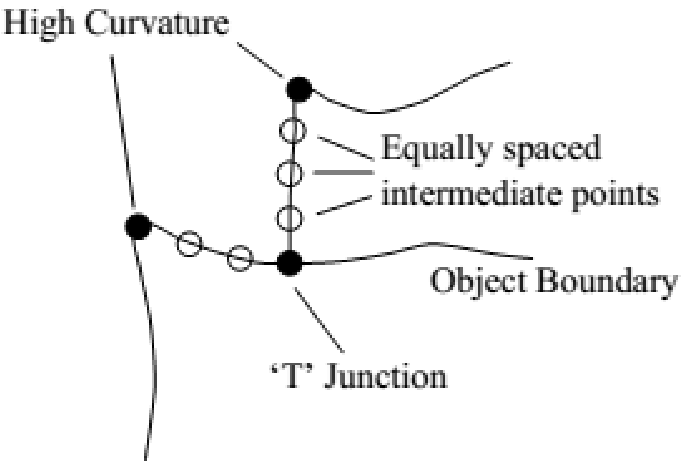


ASM/AAM

- További példák

ASM/AAM

Modellépítés jellegzetes helyek referenciapontokhoz
A képen jelentéssel rendelkező – alkalmazásspecifikus - pontok (pl. szem, orr, stb.)
Alkalmazásfüggetlen jellegzetes pontok (Sarokpontok, nagy görbületű tartományok pontjai, szélsőértékek, stb.)



ASM/AAM

- A landmarkok reprezentálása: $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \ldots, (x_n, y_n)\}$
- 2*n* dimenziós vektor, ahol *n* a landmarkok száma egy képen

$$\mathbf{x} = \left(x_1, \ldots, x_n, y_1, \ldots, y_n \right)^T$$

- Minden képhez meghatározzuk a landmarkokat (kontúr ugyan azon pontjait)
  - Kritikus ezek pontos meghatározása (lokalizációs hibájuk minimalizálása)
- Az alakok ugyanabban a koordinátarendszerben kell megjelenjenek: irány, pozíció, méret egységesítés, úgy hogy az átlagostól való négyzetes eltérés minimumot adjon (Prokrusztész analízis)

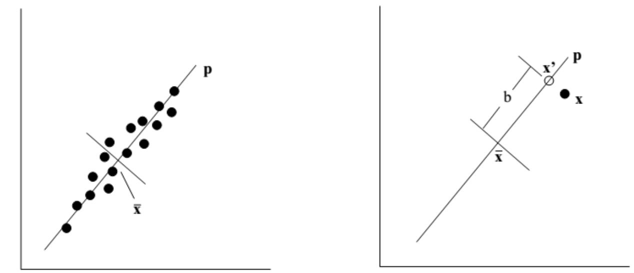
$$D = \sum |\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}|^2$$

ASM/AAM

- Van *s* képünk egy 2*n* dimenziós térben reprezentálva: *s* db 2*n* dimenziós adat (vektor) alkot egy pontfelhőt:
  - A pontok hasonló pozícióban lesznek (regisztráció miatt). A megengedhető alaktartományon belül hasonló, új alakokat is lehet generálni.
  - A sokdimenziós térben a pontok a képek különbözőségei miatt egy közel ellipszoidon belül helyezkednek el. Az ellipszoid középpontját és tengelyeit határozzuk meg.
- Alkalmazzuk a pontfelhőre a PCA-t
- $\mathbf{x} \approx \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P}\mathbf{b}$ közelítő repreientáció az „eredeti” térben
- $\mathbf{P} = (\mathbf{p}_1|\mathbf{p}_2|\ldots|\mathbf{p}_t)$ A transzformációs mátrix *t* sajátvektorból

  $\mathbf{b} = \mathbf{P}^T(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})$ A közelítő reprezentáció a transzformált térben (a sajátvektorok által kifeszített térben) **b** a konkrét alakzatot leíró paramétervektor

ASM/AAM



- PCA
  - 1. átlagképzés $\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{s}\sum_{i=1}^{s}\mathbf{x}_i$
  - 2. kovariancia mátrix felírása $\mathbf{S} = \frac{1}{s-1}\sum_{i=1}^{s}(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T$
  - 3. Határozzuk meg S sajátvektorait $\mathbf{p}_i$ és sajátértékeit λ_i *i*=1,...,2*n*
  - 4. Rendezzük csökkenő nagyság szerinti sorba $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
  - 5. Számítsuk ki a jel átlagos négyzetes értékét $V_T = \sum_i \lambda_i$
  - 6. Vegyük az első *t* legnagyobb sajátértéket $\sum_{i=1}^{t}\lambda_i \geq f_v V_T$

    ahol f_v adja meg, hogy a teljes variancia

    hány százalékát akarjuk megtartani tipikus érték 80-98 %

ASM/AAM

- PCA célja a szegmentálandó alakzattípus tömör, paraméteres leírása:
  - Minősít egy konkrét szegmentációt is – konfidencia jelleg
- A modellt igazítani kell a konkrét képhez (szegmentálás célja), ezt numerikus optimalizálással tesszük, pl. $\min . \left\| \mathbf{x}(\mathbf{b}) - \mathbf{x}' \right\|_2^2$
  - $\mathbf{x}(\mathbf{b})$ a modell igazított pontjai
  - $\mathbf{x}'$ a szegmentálandó objektum kontúrja
- Tetszőleges eljárás alkalmazható, csak nem ismert $\mathbf{x}'$
  - Persze annyit tudunk, hogy az adott helyen egy kontúrt keresünk, de annak pontos helyét nem ismerjük
  - Ezért inkább: $\max . \quad G_I \left\{ \mathbf{x}(\mathbf{b}) \right\}$

$$\text{s.t.} \quad \left| \mathbf{b}_{(i)} \right| \leq 3\sqrt{\lambda_i}$$

ASM/AAM

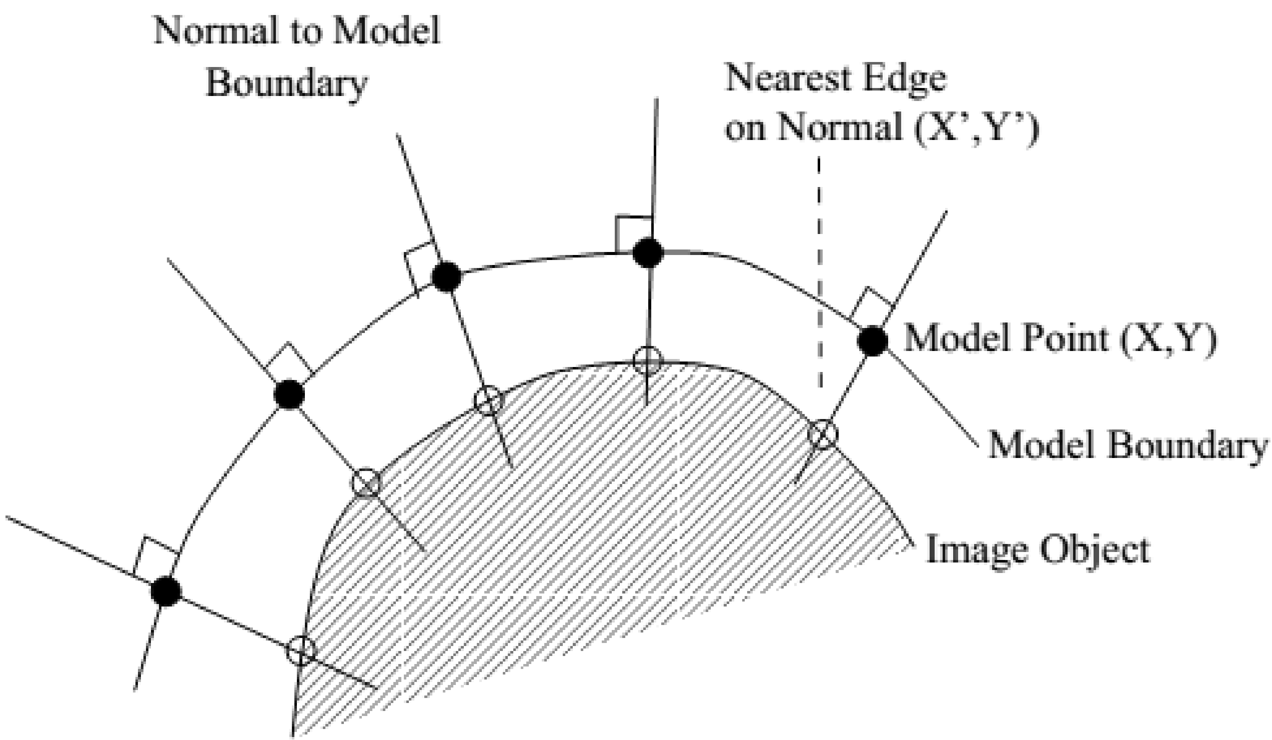
- $G_I\{\mathbf{x}(\mathbf{b})\}$ minősíti, hogy mennyire „jó” kontúr az I képen az $\mathbf{x}(\mathbf{b})$ ponthalmaz. Ennek meghatározása feladatfüggő, pl. $G_I\{\mathbf{x}(\mathbf{b})\} = \sum_i \left|\nabla I\left(\mathbf{x}(\mathbf{b})_i\right)\right|$
- $\left|\mathbf{b}_{(i)}\right| \leq 3\sqrt{\lambda_i}$ kényszeríti ki a statisztikához illeszkedés adott mértékét (konfidenciáját)
- Erősen nem konvex jellegű függvények

• Alap eljárás egy iterációja:

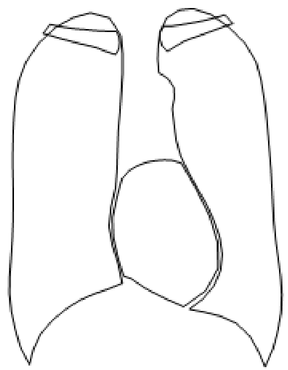
1. A képen minden $\mathbf{x}(\mathbf{b})_i$- hez keressük meg legközelebbi él pontjait (lokális maximum a görbe normálisa mentén): $\mathbf{x}'_i$
2. Frissítsük $\mathbf{b}$-t úgy, hogy $\mathbf{x}'$- hez legjobban illeszkedjünk: $\mathbf{b}'$
3. Szóródás korlát alkalmazása: $\mathbf{b}''_i = sign(\mathbf{b}'_i)\min\left\{\left|\mathbf{b}'_i\right|, 3\sqrt{\lambda_i}\right\}$

ASM/AAM

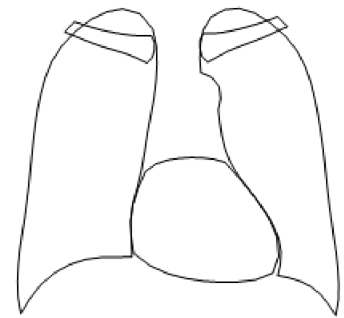
- Ha szükséges a regisztráció is (nem csak az alak, hanem annak mérete, lokációja, orientációja is változhat), akkor a Prokrusztész analízis paramétereit is a modell paramétereként kezeljük (szóródás korlátok átírásával / törlésével)



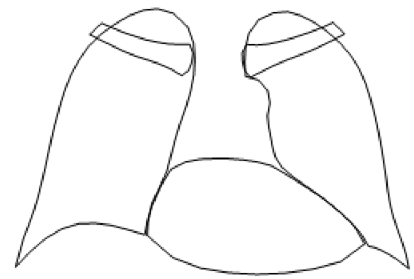
ASM/AAM



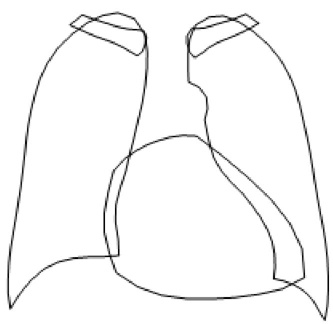
(a) $b_1 = -3\sqrt{\lambda_1}$



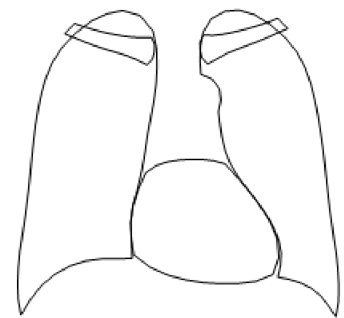
(b) $b_1 = 0$



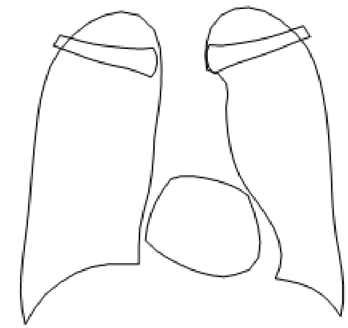
(c) $b_1 = +3\sqrt{\lambda_1}$



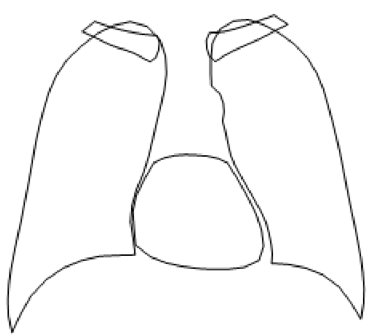
(d) $b_2 = -3\sqrt{\lambda_2}$



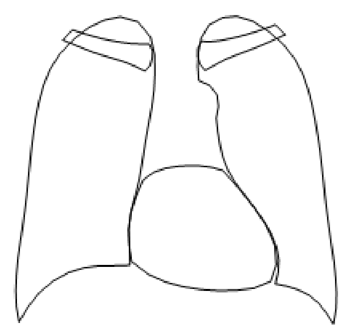
(e) $b_2 = 0$



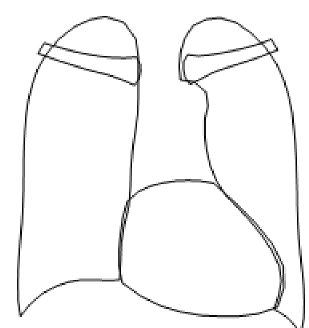
(f) $b_2 = +3\sqrt{\lambda_2}$



(g) $b_3 = -3\sqrt{\lambda_3}$



(h) $b_3 = 0$

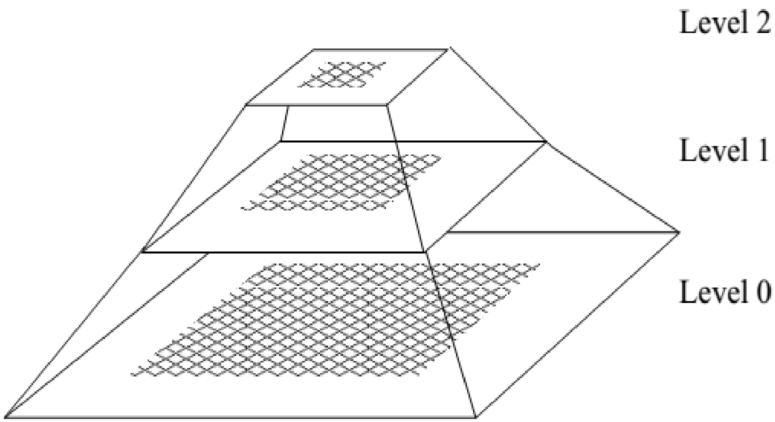


(i) $b_3 = +3\sqrt{\lambda_3}$

ASM/AAM

Multirezolúció

Durvábbtól finomabb felé

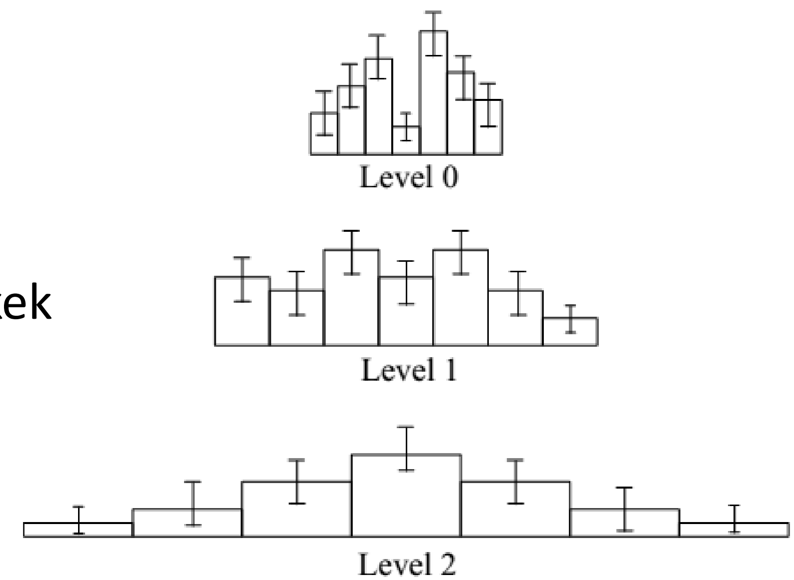


Negyed felbontású kép

Fél felbontású kép

Eredeti kép

A profil mentén a mintavételi értékek



ASM/AAM

Egy jó megoldás

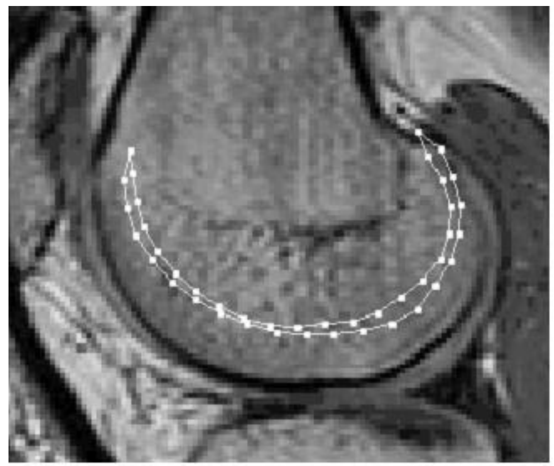
Initial | After 2 iterations | After 6 iterations | After 18 iterations

Egy rossz megoldás

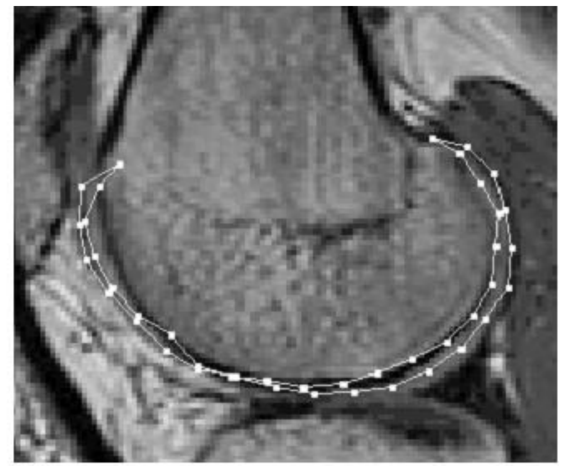
Initial | After 2 iterations | After 20 Iterations

ASM/AAM

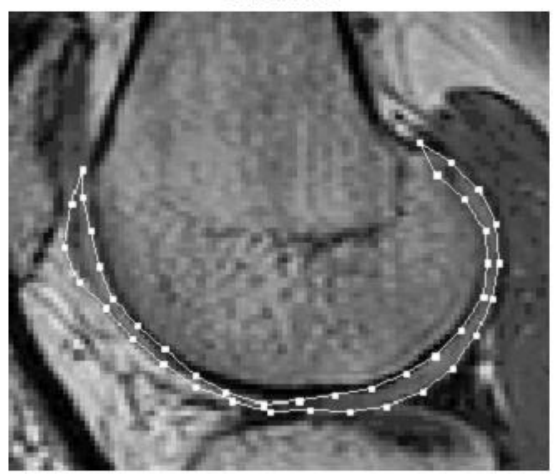
Alkalmazás egy MR képen



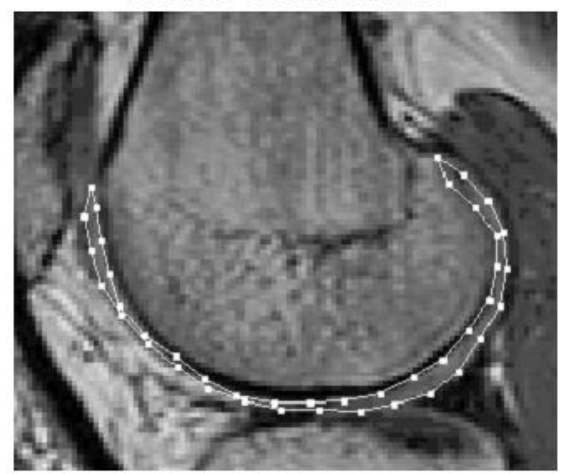
Initial



After 1 iteration



After 6 iterations



After 14 iterations

ASM/AAM

- AAM (Active appearance model)
- Kiindulás: mint az ASM-nél
- Lényeges különbség: AAM minden pixelt felhasznál és ezeket alak és megjelenés szempontból is nézi
- Texturát is figyelembe veszi
- A texturára is készít egy statisztikai modellt: $\mathbf{t} = \bar{\mathbf{t}} + \mathbf{\Phi}_t \mathbf{b}_t$
- Átlagtextura $\bar{\mathbf{t}}$, sajátvektorok $\mathbf{\Phi}_t$ textura paraméterek a sajátvektorok terében $\mathbf{b}_t$
- Az alakot és a texturát együttesen kezeli, ezt is PCA-val

$$\begin{pmatrix} \mathbf{W}_x \mathbf{\Phi}_x^{\mathrm{T}}(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \\ \mathbf{\Phi}_t^{\mathrm{T}}(\mathbf{t} - \bar{\mathbf{t}}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}_x \mathbf{b}_x \\ \mathbf{b}_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{\Phi}_{c,x} \\ \mathbf{\Phi}_{c,t} \end{pmatrix} \mathbf{c} = \mathbf{\Phi}_c \mathbf{c}.$$

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{\Phi}_x \mathbf{W}_x^{-1} \mathbf{\Phi}_{c,x} \mathbf{c} \qquad \mathbf{t} = \bar{\mathbf{t}} + \mathbf{\Phi}_t \mathbf{\Phi}_{c,t} \mathbf{c}$$

ACM Snake

- A szegmentáló kontúr egy paraméteres görbe:
  - $\mathbf{x}(s) = \left[X(s), Y(s), Z(s) \right],\ s \in \mathbb{R}$
- A szegmentáció – energia funkcionál minimalizálása:
  - $E(\mathbf{x}) = E_{\text{int}}(\mathbf{x}) + E_{im}(\mathbf{x}) + E_{ext}(\mathbf{x})$
  - Zárt görbe esetén periodicitási kényszer: $\mathbf{x}(i) \equiv \mathbf{x}(i+k)\ i \in [0,1]\ k \in \mathbb{Z}$
- Belső energia ($E_{\text{int}}(\mathbf{x})$):
  - Általában: $E_{\text{int}}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \int_{s=0}^{1} \alpha(s) \cdot \left| \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \cdot \left| \frac{\partial^2 \mathbf{x}}{\partial s^2} \right|^2 ds$
  - Regularizációként is értelmezhető
  - Első tag kényszeríti ki a szegmentáló görbe folytonosságát
  - Második tag bünteti a görbületet
  - Elfogult – zsugorodásra készteti a görbét → ballon erő kell

ACM Snake

- Képből származó (külső) energia ($E_{\text{im}}(\mathbf{x})$):
  - $E_{\text{im}}(\mathbf{x}) = \int\limits_{s=0}^{1} P(\mathbf{x}(s))\,ds$
  - $P(\mathbf{x}(s))$ definiálja azt, hogy mit sze
- P tipikus megválasztása:
  - Élek: $-w_{el}\left\|\left(\nabla G_\sigma * I\right)(x,y)\right\|_2^2$
  - Régió: $w_{reg} \cdot G_\sigma \cdot I(x,y)$
  - Vonal szakasz végződése: $-w_{veg} \cdot \dfrac{\partial ang\left(\nabla G_\sigma * I\right)}{\partial \mathbf{n}\left(ang\left(\nabla G_\sigma * I\right) + \pi\right)}$
  - És még sok egyéb más…
  - Cél a súlyok olyan módon történő kontúr az általunk kívánt pontokba tartson

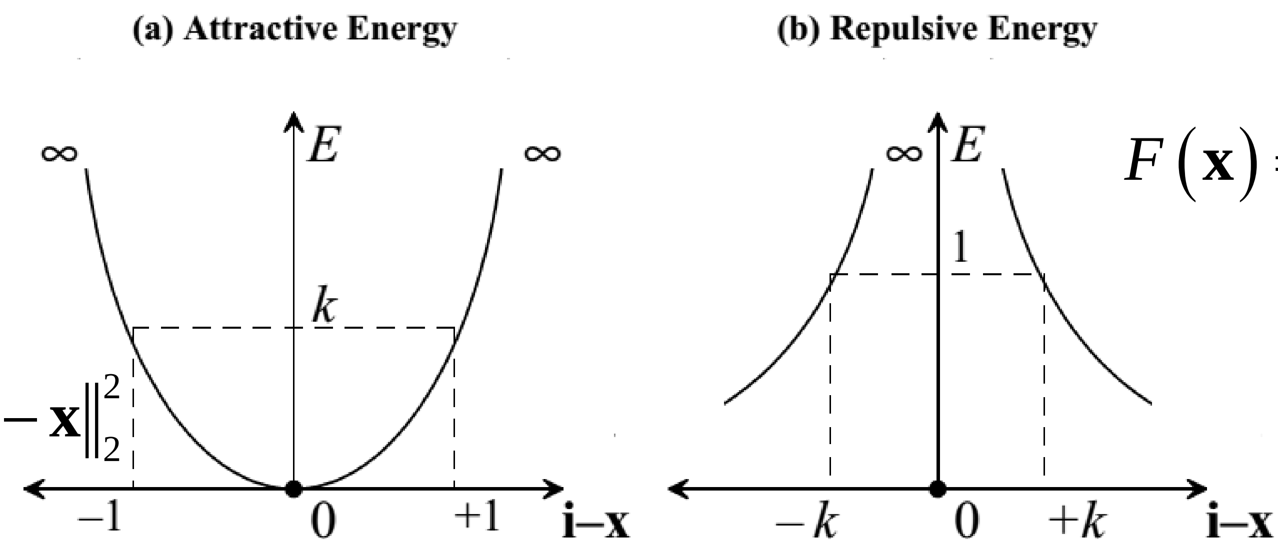
Minden tagban megjelenik egy Gauss függvényes elmosás!

$$ang(\mathbf{x}) = \tan^{-1}\left(\mathbf{x}_{(2)} / \mathbf{x}_{(1)}\right)$$

$$\mathbf{n}(\mathbf{x})^T \mathbf{x} = 0 \qquad \left\|\mathbf{n}(x)\right\| = 1$$

ACM Snake

- Külső energia miatt a célfüggvény nem konvex
  - Hibafelület tele van lokális minimumokkal
  - Részben kezelhető a Gauss kernelekkel történő elmosással
  - És az úgynevezett Gradient Vector Flow „regularizációval”
- Külső energia ($E_{ext}(\mathbf{x})$): felhasználói beavatkozás



$$F(\mathbf{x}) = k \cdot \|\mathbf{i} - \mathbf{x}\|_2^2$$

$$F(\mathbf{x}) = k \cdot \|\mathbf{i} - \mathbf{x}\|_2^{-2}$$

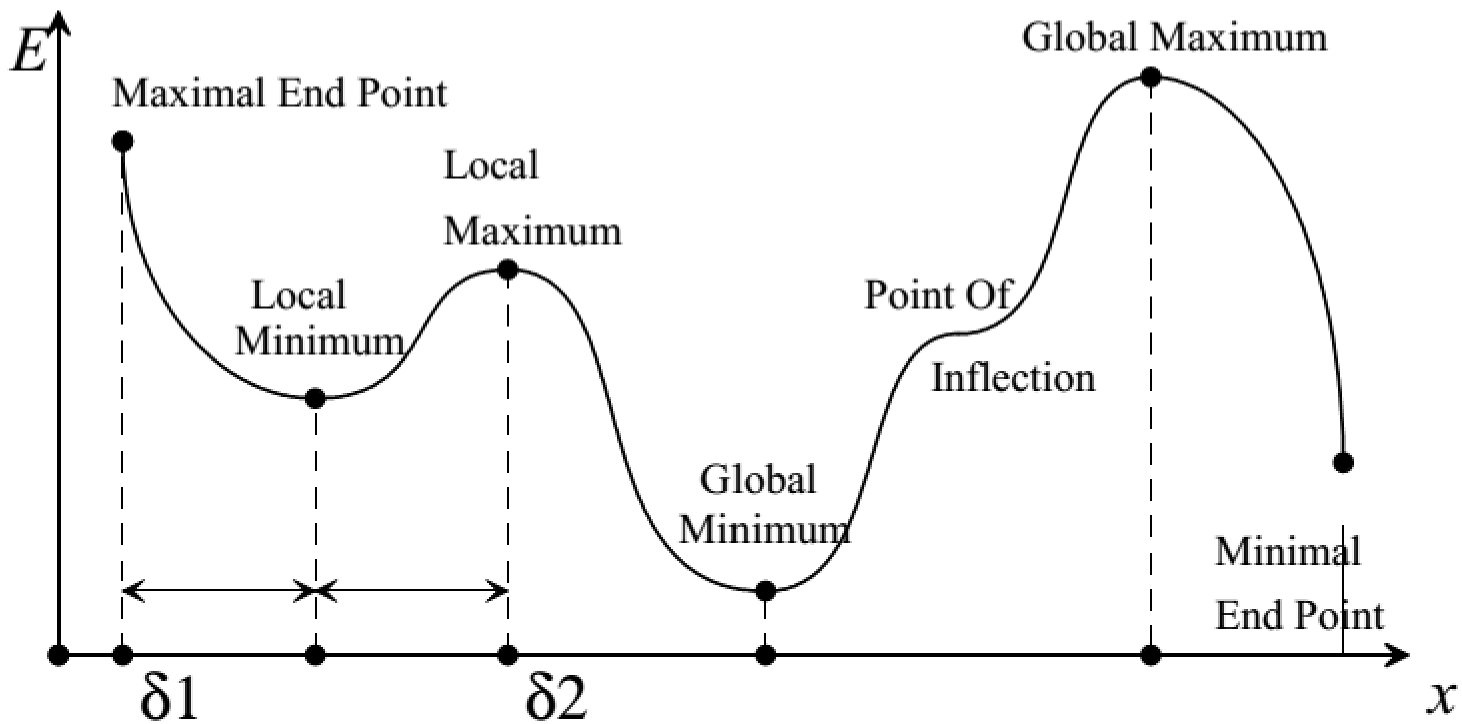
ACM Snake szélsőérték keresése

- Tipikus esetben nem konvex a célfüggvény
  - $E(\mathbf{x}) = \int_0^1 P(\mathbf{x}(s))\,ds + \frac{\alpha}{2}\int_0^1 \left|\frac{\partial \mathbf{x}(s)}{\partial s}\right|^2 ds + \frac{\beta}{2}\int_0^1 \left|\frac{\partial^2 \mathbf{x}(s)}{\partial s^2}\right|^2 ds$
  - Kép energia miatt zajos, és jelentősen különböző potenciálú (minőségű) lokális szélsőértékek
  - Globális optimum megkeresése NP nehéz
- Elsőrendű módszerrel optimalizál
  - Gradiens módszer – lassú konvergencia
  - Euler-Lagrange módszer – gyorsabb
    - Gradiens módszer konvergencia pontját keresi direkten

$$\delta E(\mathbf{x}) = 0 \Leftrightarrow \partial P / \partial \mathbf{x} - \alpha \cdot \mathbf{x}'' + \beta \cdot \mathbf{x}'''' = \mathbf{0}$$

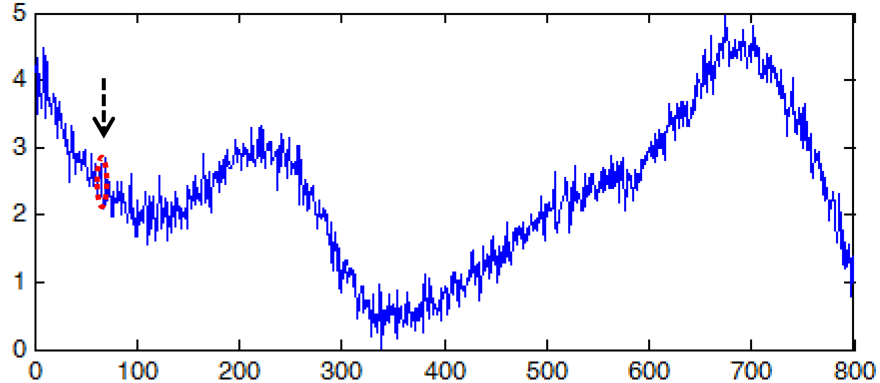
Lokális optimum probléma

- Lokális optimum probléma:
  - Fontos a kezdeti pozíció megválasztás (2 lépéses eljárások)
  - Kezelése az erőmező regularizációjával (GVF) illetve a képi potenciálok deriválás előtti (multiscale) elmosásával

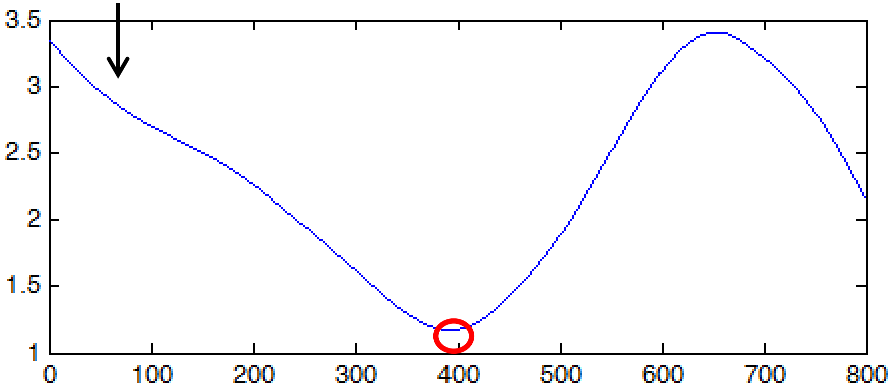


Probléma kezelése *multiscale* szűréssel

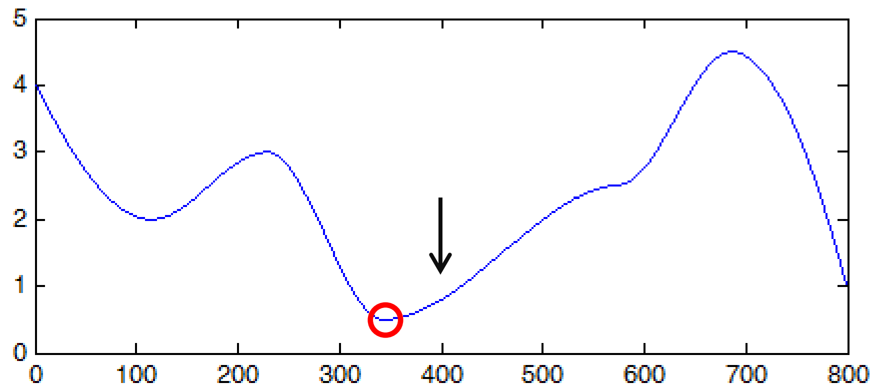
- Multiscale Gauss bankkal az Energiapotenciál elmosása:



$\sigma = 180$



$\sigma = 10$



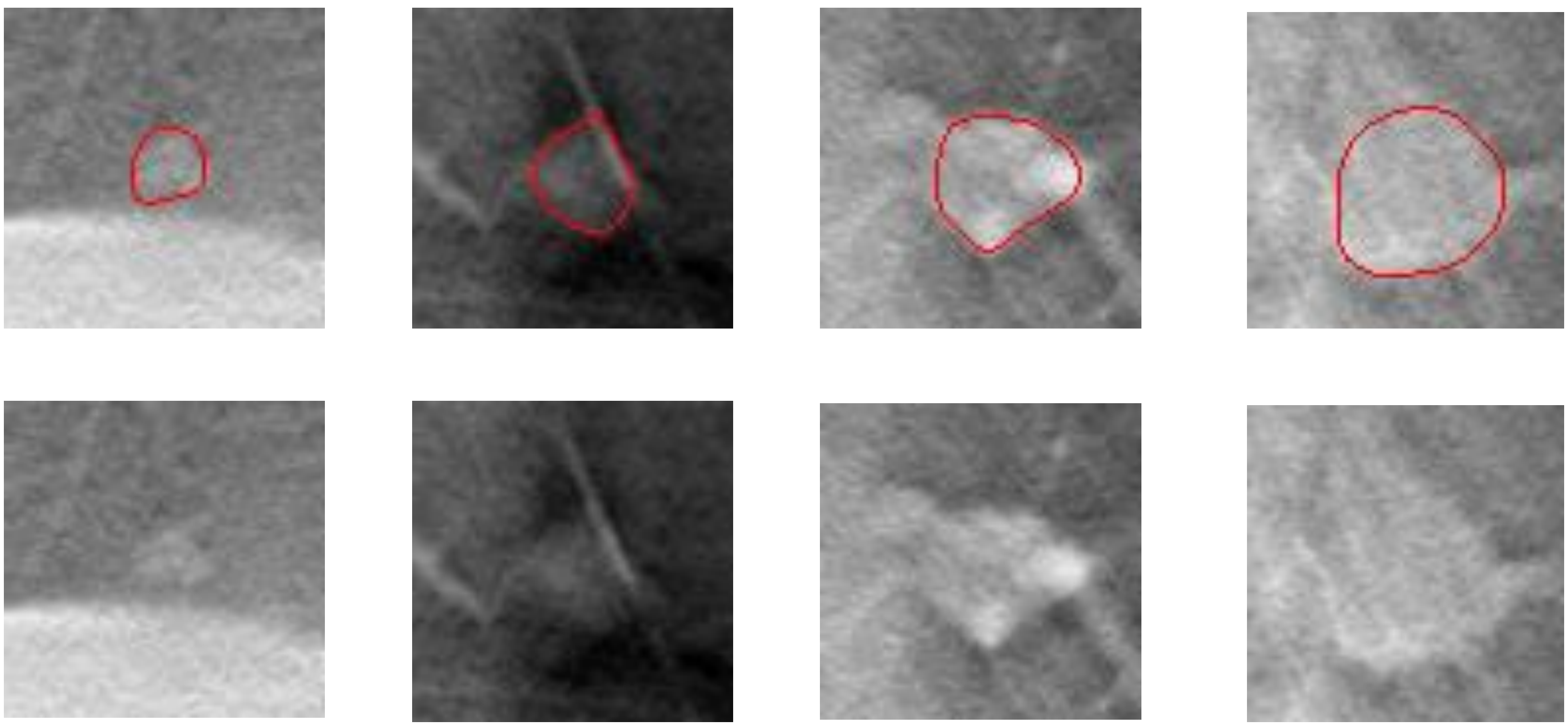
Probléma kezelése *multiscale* szűréssel

- Energiapotenciál elmosása:
  - Nagy szigma: globális optimum „vonzásába” kerül a görbe
  - Kisebb szigma: nem kezeli a lokális optimumok problémáját
  - Lényegében egy regularizáció (szigma ~ NSR)
- Szükséges-e a globális optimumot megkeresni:
  - Szegmentálások (Snake) esetén tipikusan nem
  - Kétfázisú algoritmusokkal kezelhető a probléma:
    - 1. fázis: közelítően helyes szegmentáció
    - 2. fázis: Snake futtatása az első fázis eredményéből

GVF regularizáció

- Külső energiatagot regularizáljuk:
  - Új mezőt definiálunk a külső energiatag helyett:
    $$\mathbf{v}(x,y)=\left[u(x,y),\, z(x,y)\right]$$
  - Melyet az alábbi optimalizációs probléma definiál:
    $$\mathbf{v}^* = \arg\min_{\mathbf{v}=[u,z]} \left\{ \iint \mu \cdot \left(\|\nabla u\|_2^2 + \|\nabla z\|_2^2 \right) + \|\nabla P\|_2^2 \cdot \|\mathbf{v} - \nabla P\|_2^2 dxdy \right\}$$
  - Interpretáció:
    - Ahol $\|\nabla P\|_2^2 << \mu$, ott az integrandus első tagja dominál, a GVF mező sima lesz, így $\mathbf{v}$ „beáll” a szomszédjai irányába
    - Ahol $\|\nabla P\|_2^2 >> \mu$, ott a regularizáció nem módosít a külső energián
  - $\mathbf{v}$-t elég egyszer előállítani, nem függ a kontrollpontoktól

Esettanulmány

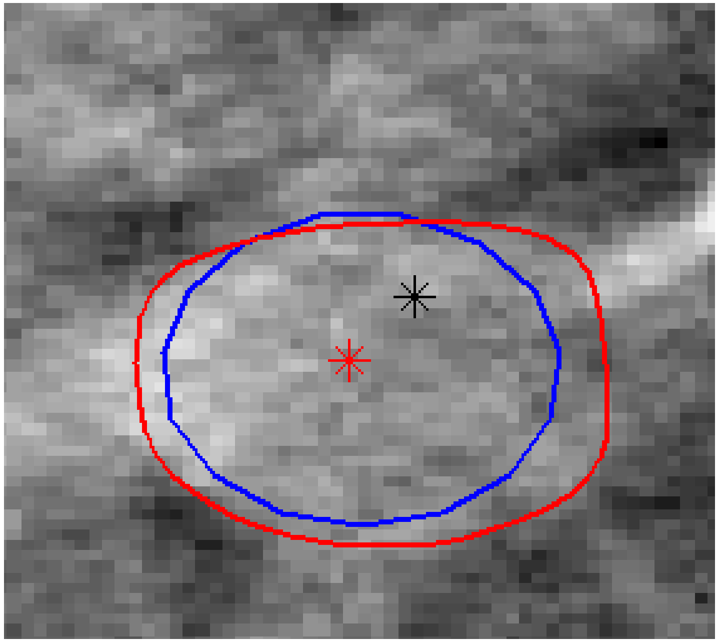


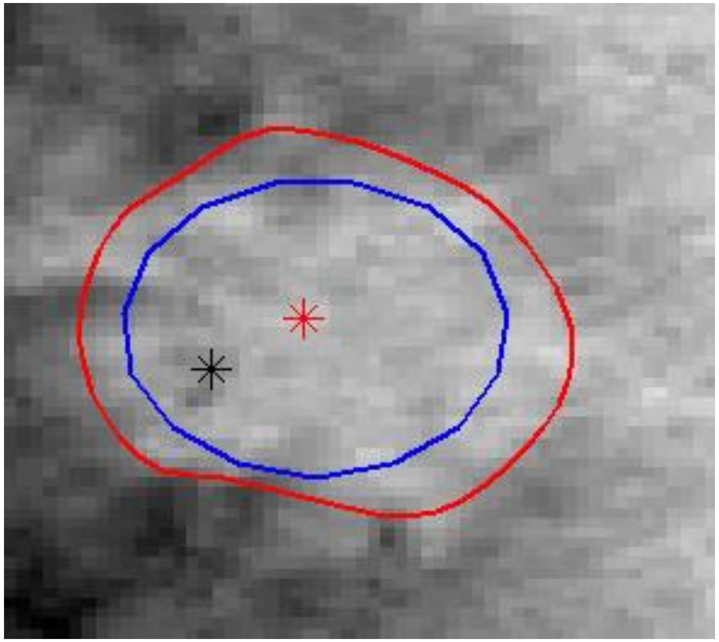
Esettanulmány

- Tumorok szegmentálása mellkas tomoszintézis rétegfelvételen:
  - Input: vizsgálandó elváltozás egy pontja
  - Output: elváltozás körvonala
  - Motiváció: onkológiai kezelés hatásának vizsgálata
- Implementáció kétfázisú eljárással:
  1. Fázis: Elváltozás középpontjának detektálása, elváltozás skálájának becslése – negatív LoG szűrőbank
  2. Fázis: Problémára szabott energiatagokkal Sanke

     Gradiens iránya ellentétes a sugár irányával

Esettanulmány





Fekete kereszt: input belső pont
Piros kereszt: becsült középpont
Kék görbe: LoG-os kezdeti szegmentáció eredménye
Piros görbe: Snake-el finomított szegmentáció eredménye