

Deformálható modellek

Orvosi képdiagnosztika

2019. 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 topológikus 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

- $x = x_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \sin(n\Theta + \phi_n)$ $y = y_0 + \sum_{n=1}^{\infty} b_n \sin(n\Theta + \psi_n)$
 - Az alakot az \mathbf{a} , \mathbf{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 sor 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 modellek, melyeket iteratívan igazítunk egy példány képi megjelenéséhez
- ASM alapú szegmentálás főbb lépései
 1. Modell kialakításának fázisa:
 - Objektum képeinek kontúrjának jellegzetes pontjainak a 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 megfeleltethetők 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

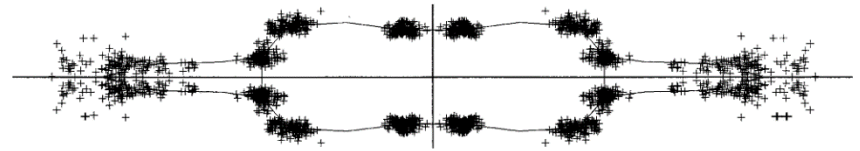
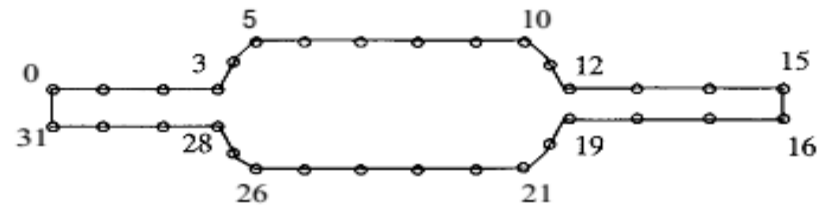
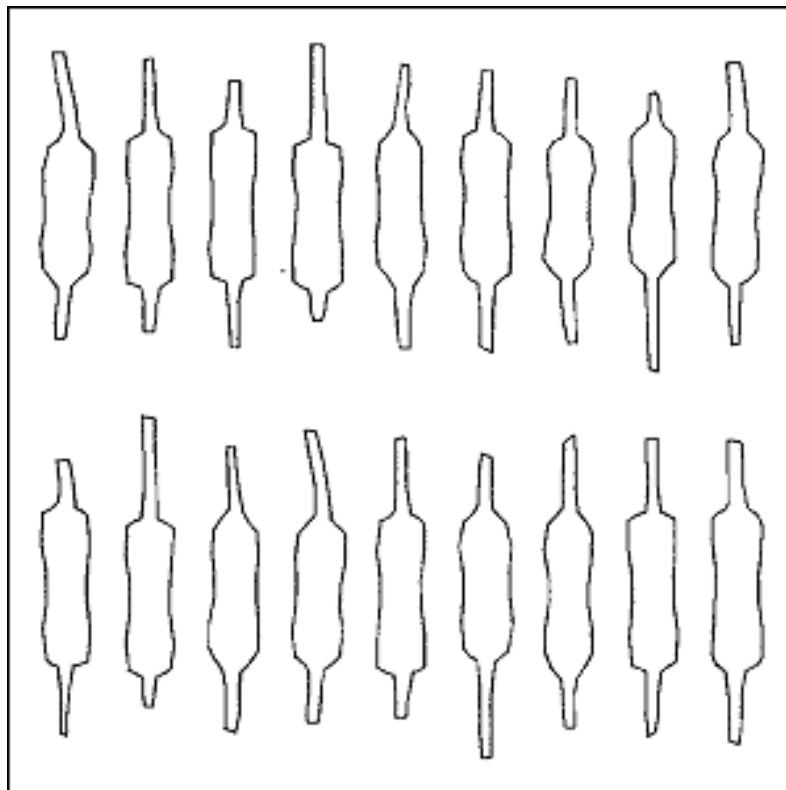
ASM/AAM

- 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 uniformizálás

Cél: minden referenciapontnak a saját átlagától való négyzetes eltérésének a minimalizálása

Prokrasztész 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](#).

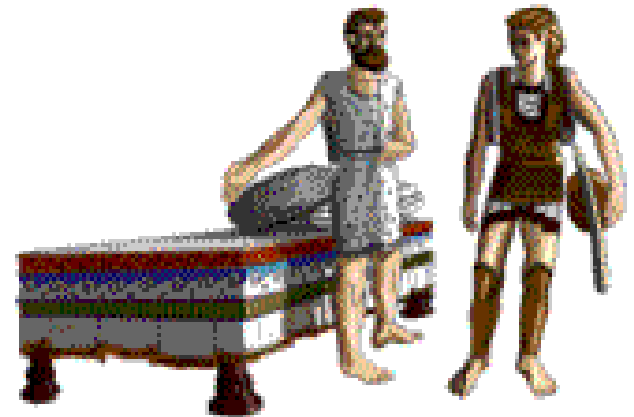
Procrustes had an iron bed (or, according to some accounts, two beds) on which he compelled his victims to lie.

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.**

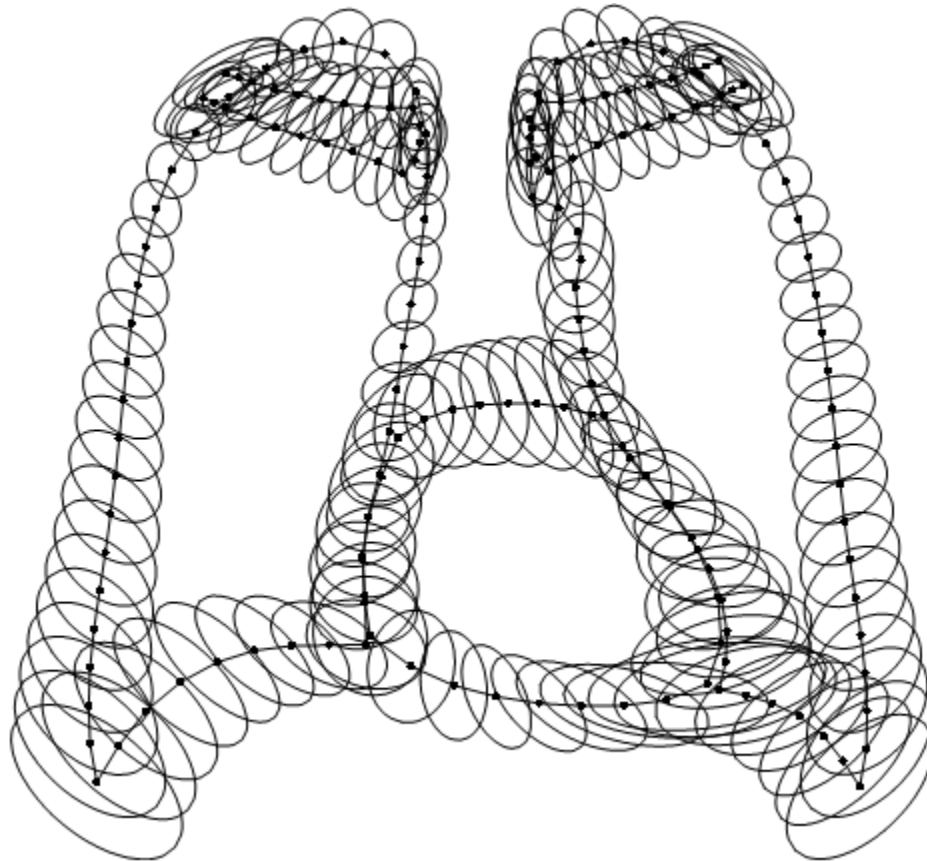
In either event the victim died. Ultimately Procrustes was slain by his own method by the young Attic hero [Theseus](#), who as a young man slayed robbers and monsters whom he encountered while traveling from Trozen to [Athens](#).

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 elsozítását mutató PCA



ASM/AAM

- További példák

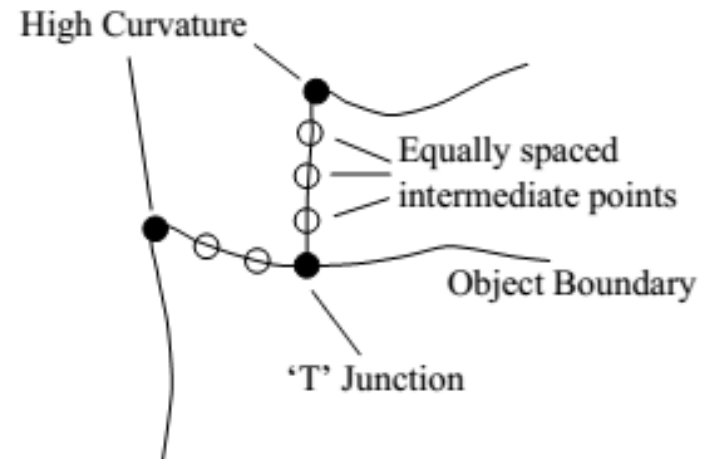


ASM/AAM

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: $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$
- $2n$ dimenziós vektor, ahol n a landmarkok száma egy képen
 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n, y_1, \dots, y_n)^T$
- 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)

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

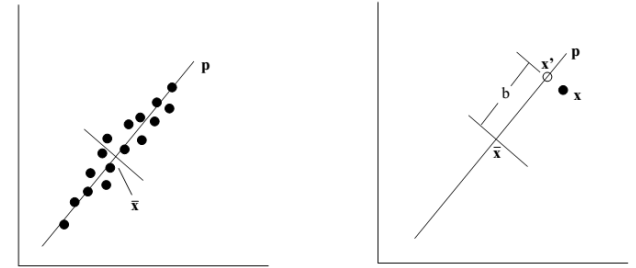
ASM/AAM

- Van s képünk egy $2n$ dimenziós térben reprezentálva: s db $2n$ 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 reprezentáció az „eredeti” térben
- $\mathbf{P} = (\mathbf{p}_1 | \mathbf{p}_2 | \dots | \mathbf{p}_t)$ 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) \mathbf{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 $i=1, \dots, 2n$

- 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

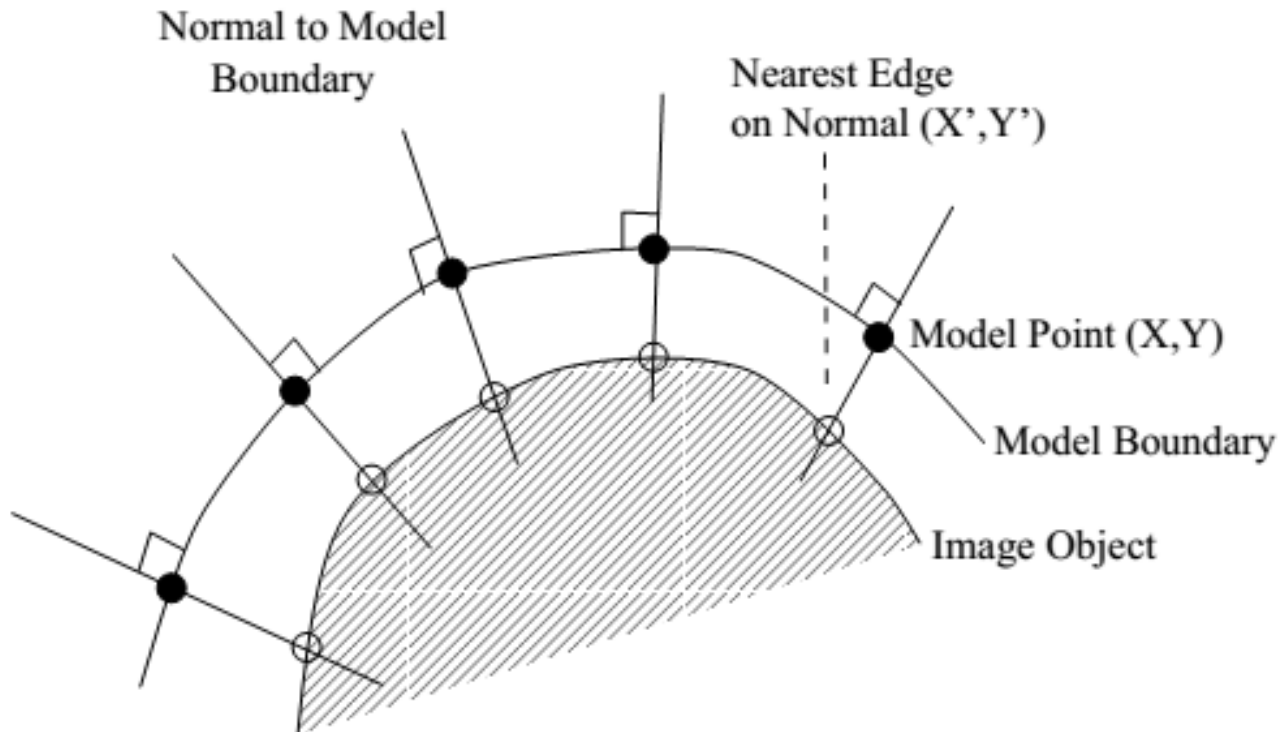
- PCA célja a szegmentálandó alakzattípus tömör, paraméteres leírása:
 - Minősít egy konkrét szegmentációt is – konfidencia jelleg
- A modellt igazítani kell a konkrét képhez (szegmentálás célja), ezt numerikus optimalizálással tesszük, pl. $\min. \|\mathbf{x}(\mathbf{b}) - \mathbf{x}'\|_2^2$
 - $\mathbf{x}(\mathbf{b})$ 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: $\max. G_I \{ \mathbf{x}(\mathbf{b}) \}$
s.t. $|\mathbf{b}_{(i)}| \leq 3\sqrt{\lambda_i}$

ASM/AAM

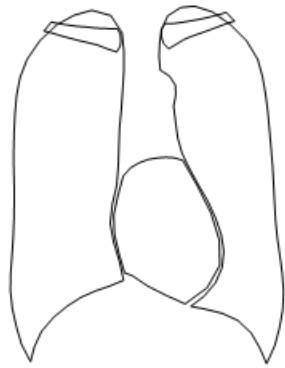
- $G_I \{ \mathbf{x}(\mathbf{b}) \}$ minősíti, hogy mennyire „jó” kontúr az I képen az $\mathbf{x}(\mathbf{b})$ ponthalmaz. Ennek meghatározása feladatfüggő, pl. $G_I \{ \mathbf{x}(\mathbf{b}) \} = \sum_i \left| \nabla I(\mathbf{x}(\mathbf{b})_i) \right|$
- $\left| \mathbf{b}_{(i)} \right| \leq 3\sqrt{\lambda_i}$ kényszeríti ki a statisztikához illeszkedés adott mértékét (konfidenciáját)
- Erősen nem konvex I miatt
- Alap eljárás egy iterációja:
 1. A képen minden $\mathbf{x}(\mathbf{b})_i$ -hez keressük meg legközelebbi él pontjait (lokális maximum az élképen a görbe normálisa mentén): \mathbf{x}'_i
 2. Frissítsük \mathbf{b} -t úgy, hogy \mathbf{x}'_i -hez legjobban illeszkedjünk: \mathbf{b}'
 3. Szóródás korlát alkalmazása: $\mathbf{b}''_i = \text{sign}(\mathbf{b}'_i) \min \{ |\mathbf{b}'_i|, 3\sqrt{\lambda_i} \}$

ASM/AAM

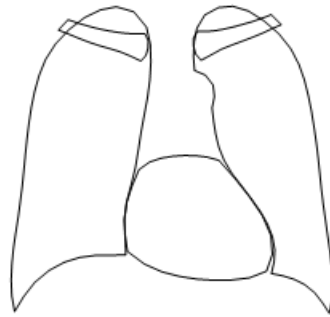
- Ha szükséges a regisztráció is (nem csak az alak, hanem annak mérete, lokációja, orientációja is változhat), akkor a Prokrusztész analízis paramétereit is a modell paramétereként kezeljük (szóródás korlátok átírásával / törlésével)



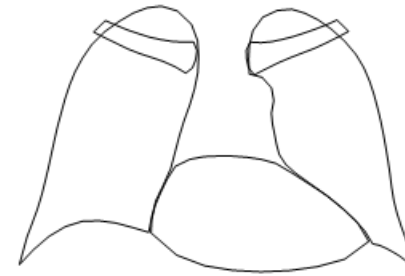
ASM/AAM



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



(b) $b_1 = 0$



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



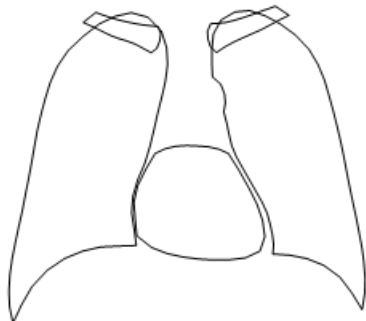
(d) $b_2 = -3\sqrt{\lambda_2}$



(e) $b_2 = 0$



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



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



(h) $b_3 = 0$

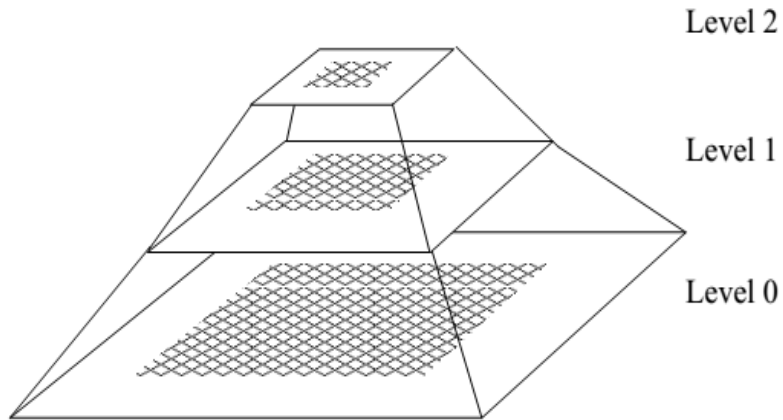


(i) $b_3 = +3\sqrt{\lambda_3}$

ASM/AAM

Multirezolúció

Durvábbtól finomabb felé

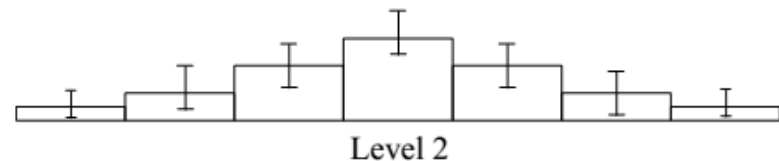
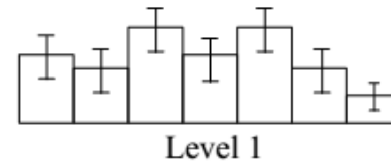
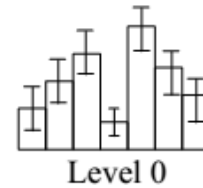


Negyed felbontású kép

Fél felbontású kép

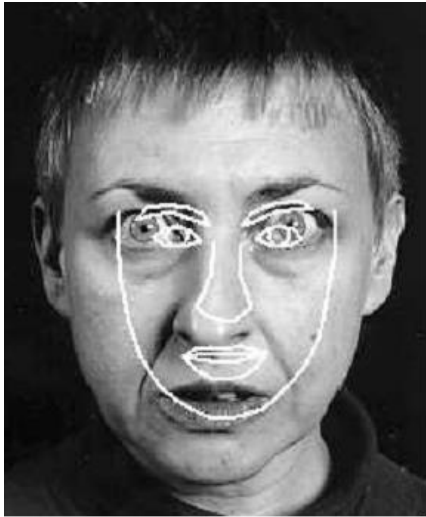
Eredeti kép

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



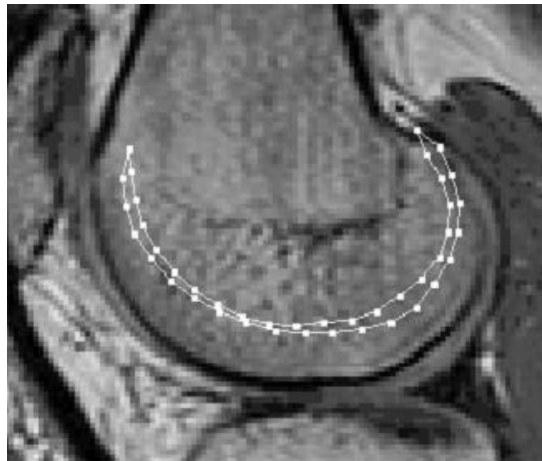
After 2 iterations



After 20 Iterations

ASM/AAM

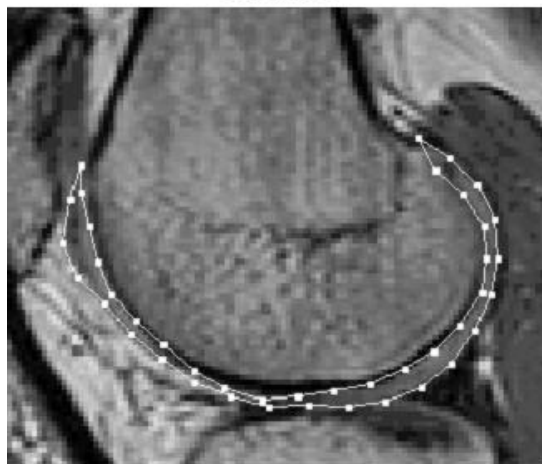
Alkalmazás egy MR képen



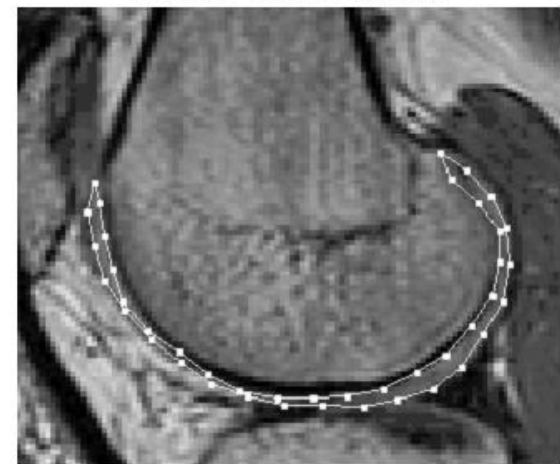
Initial



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: $\mathbf{t} = \bar{\mathbf{t}} + \Phi_t \mathbf{b}_t$,
- Átlagtextura $\bar{\mathbf{t}}$, sajátvektorok Φ_t textura paraméterek a sajátvektorok terében \mathbf{b}_t
- Az alakot és a texturát együttesen kezeli, ezt is PCA-val

$$\begin{pmatrix} \mathbf{W}_x \Phi_x^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \\ \Phi_t^T (\mathbf{t} - \bar{\mathbf{t}}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}_x \mathbf{b}_x \\ \mathbf{b}_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Phi_{c,x} \\ \Phi_{c,t} \end{pmatrix} \mathbf{c} = \Phi_c \mathbf{c}.$$

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi_x \mathbf{W}_x^{-1} \Phi_{c,x} \mathbf{c}$$

$$\mathbf{t} = \bar{\mathbf{t}} + \Phi_t \Phi_{c,t} \mathbf{c}$$

ACM Snake

- A szegmentáló kontúr egy paraméteres görbe:
 - $\mathbf{x}(s) = [X(s), Y(s), Z(s)]$, $s \in \mathbb{R}$
- A szegmentáció – energia funkcionál minimalizálása:
 - $E(\mathbf{x}) = E_{\text{int}}(\mathbf{x}) + E_{\text{im}}(\mathbf{x}) + E_{\text{ext}}(\mathbf{x})$
 - 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 készíti a görbét \rightarrow ballon erő kell

ACM Snake

- Képből származó (külső) energia ($E_{im}(\mathbf{x})$):

- $E_{im}(\mathbf{x}) = \int_{s=0}^1 P(\mathbf{x}(s)) ds$

- $P(\mathbf{x}(s))$ definiálja azt, hogy mit szegmentáljon a görbe

- P tipikus megválasztása:

- Élek: $-w_{el} \left\| (\nabla G_\sigma * I)(x, y) \right\|_2^2$

- Régió: $w_{reg} \cdot G_\sigma * I(x, y)$

- Vonal szakasz végződése: $-\left(\nabla \left(\text{ang}(\nabla G_\sigma * I) \right) \right)^T \cdot n \left((\nabla G_\sigma * I) \right)$

- És még sok egyéb más...

- Cél a súlyok olyan módon történő definiálása, hogy a kontúr az általunk kívánt pontokba tartson

ACM Snake

- Képből származó (külső) energia ($E_{im}(\mathbf{x})$):

- $E_{im}(\mathbf{x}) = \int_{s=0}^1 P(\mathbf{x}(s)) ds$

- $P(\mathbf{x}(s))$ definiálja azt, hogy mit szeretünk

Minden tagban megjelenik egy Gauss függvényes elmosás!

- P tipikus megválasztása:

- Élek: $-w_{el} \left\| (\nabla G_\sigma * I)(x, y) \right\|_2^2$

- Régió: $w_{reg} \cdot G_\sigma * I(x, y)$

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

- Vonal szakasz végződése: $-\left(\nabla (ang(\nabla G_\sigma * I)) \right)^T \cdot n((\nabla G_\sigma * I))$

- És még sok egyéb más...

- Cél a súlyok olyan módon történő beállítás, hogy a kontúr az általunk kívánt pontokba kerüljön

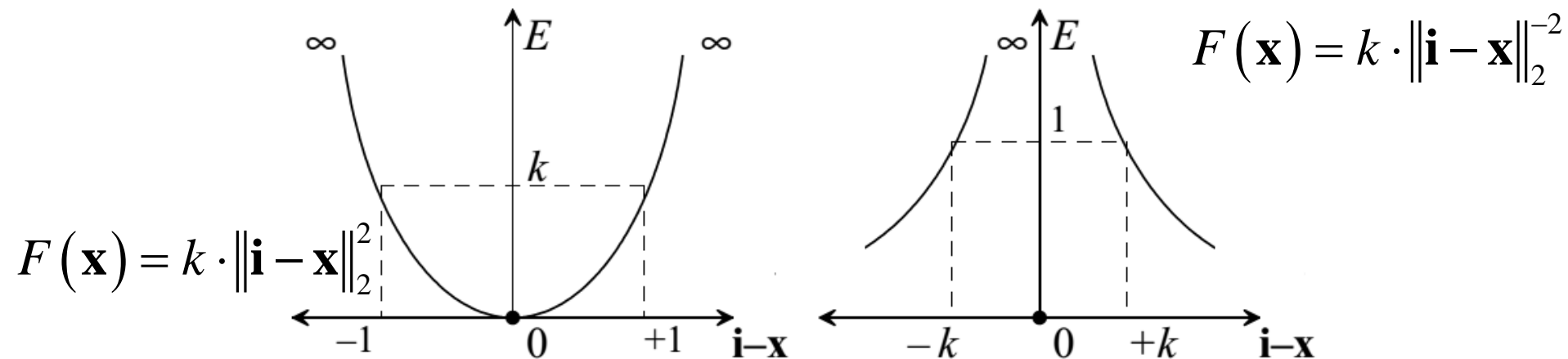
$$\mathbf{n}(\mathbf{x})^T \mathbf{x} = 0 \quad \|\mathbf{n}(x)\| = 1$$

ACM Snake

- Kép 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

(a) Attractive Energy

(b) Repulsive Energy

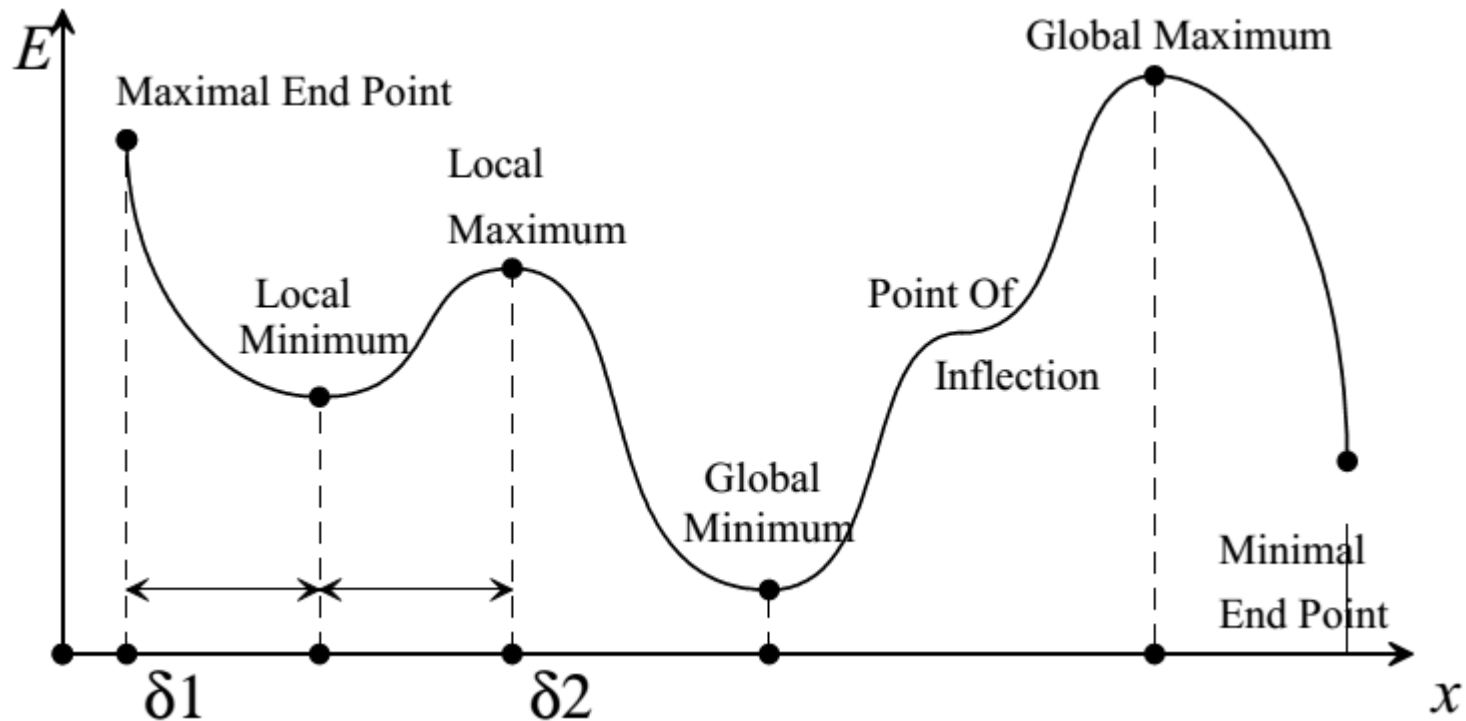


ACM Snake szélsőérték keresése

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

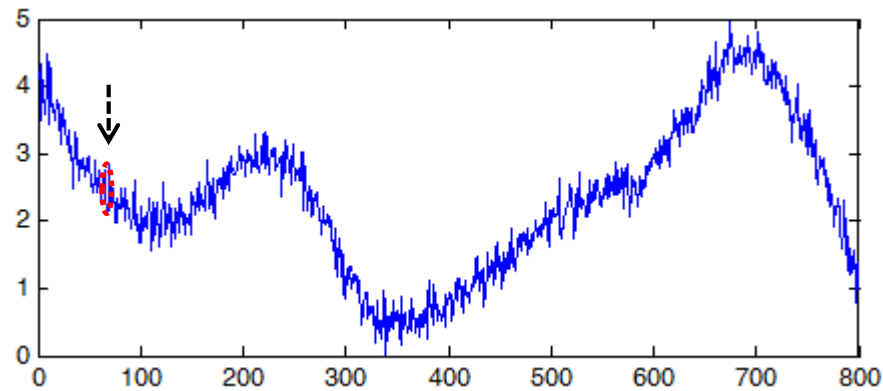
Lokális optimum probléma

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

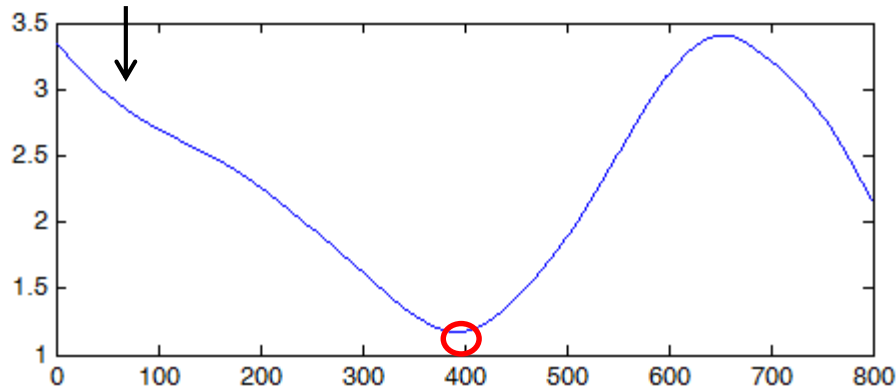


Probléma kezelése *multiscale* szűréssel

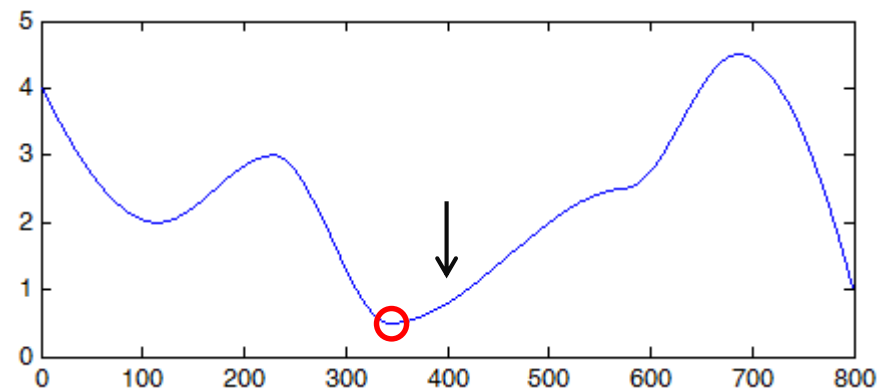
- Multiscale Gauss bankkal az Energiapotenciál elmosása:



$\sigma = 180$



$\sigma = 10$



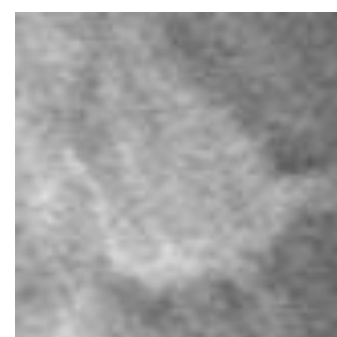
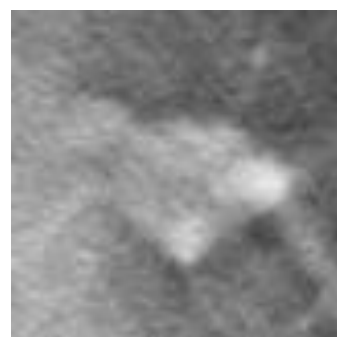
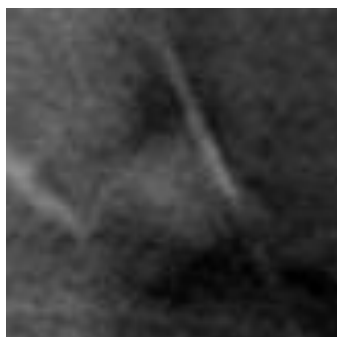
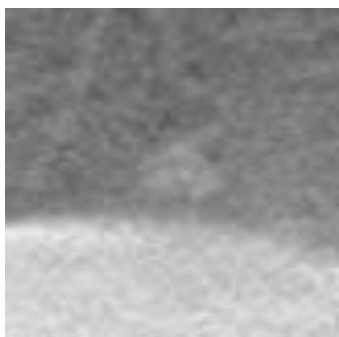
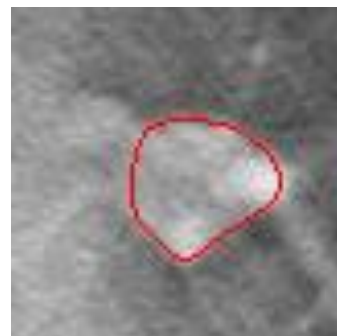
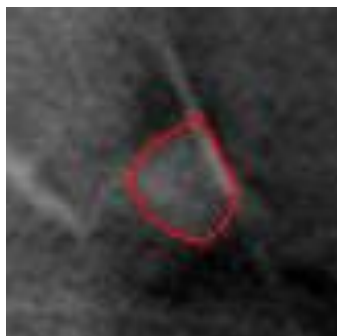
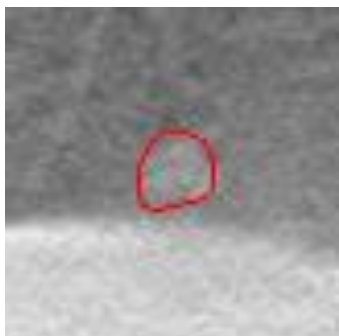
Probléma kezelése *multiscale* szűréssel

- Energiapotenciál elmosása:
 - Nagy szigma: globális optimum „vonzásába” kerül a görbe
 - Kisebb szigma: nem kezeli a lokális optimumok problémáját
 - Lényegében egy regularizáció (szigma \sim 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 energiát tagot regularizáljuk:
 - Új mezőt definiálunk a kép energiából származó erő helyett:
$$\mathbf{v}(x, y) = [u(x, y), z(x, y)]$$
 - Melyet az alábbi optimalizációs probléma definiál:
$$\mathbf{v}^* = \arg \min_{\mathbf{v}=[u,z]} \left\{ \iint \mu \cdot \left(\|\nabla u\|_2^2 + \|\nabla z\|_2^2 \right) + \|\nabla P\|_2^2 \cdot \|\mathbf{v} - \nabla P\|_2^2 dx dy \right\}$$
 - Interpretáció:
 - Ahol $\|\nabla P\|_2^2 \ll \mu$, ott az integrandus első tagja dominál, a GVF mező sima lesz, így \mathbf{v} „beáll” a szomszédjai irányába
 - Ahol $\|\nabla P\|_2^2 \gg \mu$, ott a regularizáció nem módosít a külső energián
 - \mathbf{v} -t elég egyszer előállítani, nem függ a kontrollpontoktól

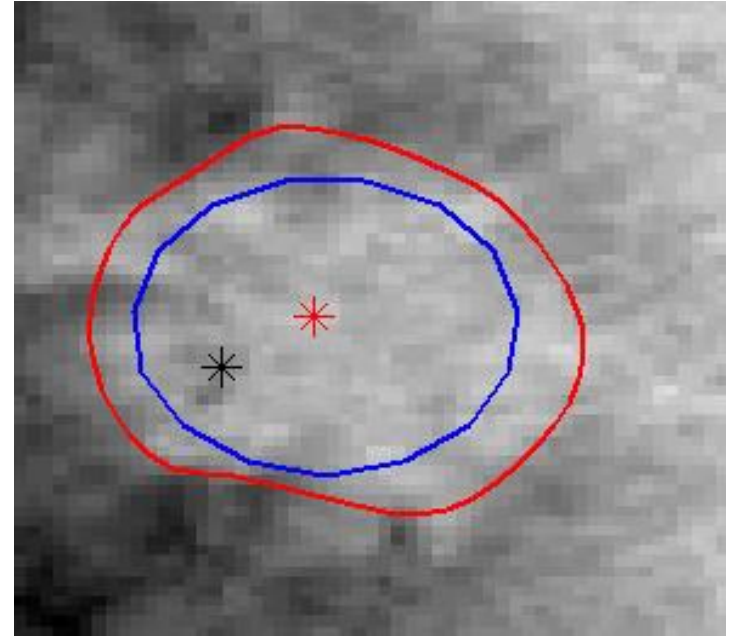
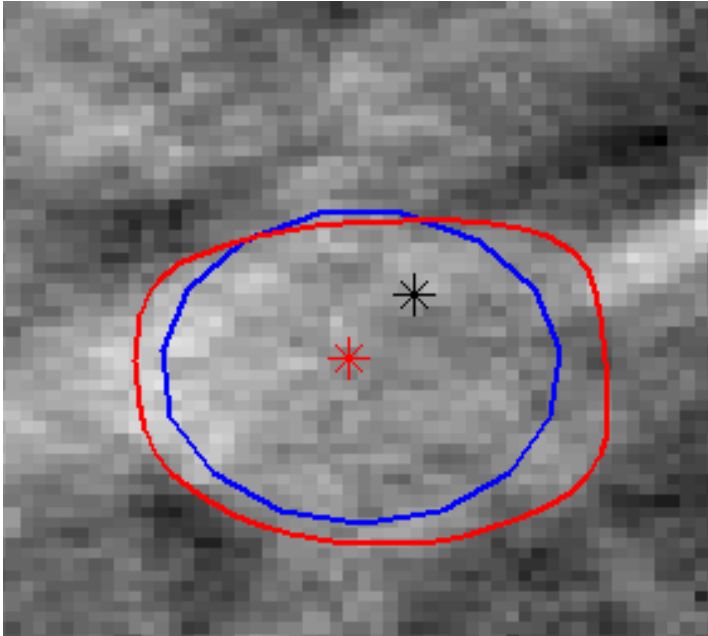
Esettanulmány



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