

Segmentacija rentgenskih posnetkov obutve

Leon Kos in Jožef Duhovnik

Faculty of Mechanical Engineering, University of Ljubljana, Aškerčeva 6, 1000, Ljubljana, Slovenia
E-pošta: leon.kos@lecad.fsm.uni-lj.si

Segmentation of footwear X-ray scans

For matching foot data an interior scan of shoes is required. In spite of several methods applicable there are only few that are accurate, flexible and reasonably fast for scanning entire collections. Paper presents an application for parametric silhouette extraction from X-ray scans. To assure reliable interior recognition, watershed with region growing is applied and gradient vector field (GVF) is computed from edge processed scan. Resulting parametric curve is obtained via "snake" active contour with the initialization ellipsis, computed from watershed region of interest (ROI).

1 Uvod

Povečan interes prodajalcev, kot tudi proizvajalcev obutve v sodobne tehnike prodaje se kaže v želji po podrobnejem obvladovanju vseh segmentov s katerimi bi dosegli večjo prodajo. Prav na področju internetne prodaje pa obstaja velika praznina ustreznih rešitev s katerimi bi z dovolj zanesljivim postopkom pripravili kupcem ponudbo obutve, ki bi jim bila "pisana na kožo" v smislu udobnosti, kot tudi všečnosti. Funkcija udobja je pri čevljih prav gotovo pomembnejši faktor pri odločitvi kupca. Prodajalci obutve tako stremijo k poznavanju anatomije nog kupcev, kar je relativno lahko pridobiti [1] z laserskimi skenerji, katere namestijo v svojih prodajalnah. Interes čevljarjev pa je predvsem v poznavanju povprečne noge in izdelava minimalnega števila kopit, ki bi bila udobna čim večjemu številu kupcev. Interesi prodajalcev in proizvajalcev tako niso nujno skupni. Zato so običajno prodajalci primorani, da celotne kolekcije različnih proizvajalcev skenirajo sami.

Poleg poznane geometrije nog, katere so posnete na ploski podlagi, pa je za prileganje potrebno poznati notranjost obutve, ki je na voljo. Funkcija prileganja med posnetkom noge in čevlja je težko določljiva, saj to ni zgolj geometrijski problem poravnave (ploske) noge v položaj čevlja [2, 3]. Ne glede na to, da je funkcija udobja še vedno predmet ergonomskih in biomehaničnih raziskav [4], pa je za prodajalca dovolj, da pozna vsaj osnovne značilke čevljev, ki jih želi "bolje" prodajati. Pomemben segment take prodaje je otroška obutev, saj je povratna informacija udobja pri otrocih največkrat nedosegljiva. Pridobitev "dovolj natančnih" posnetkov notranjosti čevljev je zato, kot vedno, kompromis naštetih dejavnikov.

Kot dovolj natančno in hitro pridobivanje posnetkov praznega prostora čevlju smo izbrali linijsko rentgensko skeniranje, kot ga že uporabljajo na letališčih za kontrolo prtljage. Za doseganje večjega kontrasta se v notranjost čevlja natrese kovinski granulat. Za vsak čevalj se pridobi tloris in stranski posnetek, kar zadostuje za primerjavo osnovnih biometričnih značilk med posnetkom noge in čevlja. Iz obeh posnetkov je ob ustreznih poravnanih možno tvoriti prostorski približek notranjosti. Zaradi velike količine raznovrstnih posnetkov je naš cilj v avtomatskem izluščanju (*segmentaciji*) obrisov notranjosti čevljev v obliki parametričnih krivulj, katere so edine primerne za nadaljnjo obdelavo v procesu določanja značilk in primerjanja s posnetki noge.

2 Segmentacija

Za dosego avtomatskega izluščanja obrisov je potrebno aplicirati ustrezne algoritme, ki upoštevajo specifičnosti in raznolikosti posnetkov, tako da operaterju ni potrebno izvajati ročnih posegov, kot so nastavljanje parametrov prepozname in popravljanje končne konture. Pri razvoju predstavljenih postopkov se je iskalo predvsem problematične posnetke in sproti uvajalo dodatne hevristike za stabilno tvorjenje končnih parametričnih krivulj, ki si podane kot niz točk v ravnini. Slika 1 prikazuje zahtevnejši



Slika 1: Rentgenski posnetek ženske obutve velikosti 892x551 slikovnih točk z vidnim krogličastim granulatom in oporami.

primer sivinskega posnetka na katerem razberemo veliko črno površino notranjosti čevlja pridobljeno z vstavljenim granulatom. Rentgenski žarki so se ustavili še na

podstavkih, kot tudi na kovinskih delih v podplatu. Kljub razmeroma velikem kontrastu slik, je za uspešno (*avtomatsko*) prepoznavanje silhuete potrebno upoštevati naslednje značilnosti posnetkov:

1. Notranjost čevlja je vedno največje črno območje.
2. Končno obliko lahko popišemo z eno samo sklenjeno krivuljo.
3. Položaj in oblika črnine zaradi različnih oblik, velikosti in pogleda ni vnaprej poznana. Posnetki imajo lahko različen razpon sivin.

Pravilno upoštevanje značilnosti se (vedno) izkaže kot prednost predvsem pri zahtevnih primerih, kjer prehodi niso povsem jasni. Prva značilnost, ki je namenoma pridobljena z granulatom nam omogoča, da lahko poiščemo območje interesa (ROI) in izločimo vse nepomembne podrobnosti izven. Druga značilnost je pomembna za gradnjo parametrične krivulje (*active contour*), ki se postavi na robovih v interesnem področju. Tretja značilnost otežuje inicializacijo parametrov in uporabo hevristik, kot so atlasi pričakovanih oblik. Z eksperimenti se je izkazalo, da enostavne tehnike z upragovanjem slike in grafeoretične metode iskanja obrisa niso primerne oziroma imajo pomanjkljivosti, ki zahtevajo kontrolo in ročno poopravljanje [5]. Za stabilno segmentacijo predlagamo aplikacijo izbranih ‐klasičnih‐ postopkov, ki so v nadaljevanju podrobnejše predstavljeni.

2.1 Določitev področja interesa s polivanjam

Polivanje vode [6] (*watershed*) je tehnika upragovanja z različnimi modifikacijami v odvisnosti od vhodne in želene izhodne slike. S polivanjem želimo doseči (i) izločitev področij, ki lahko motijo izdelavo konture v nadaljevanju, (ii) določiti središče, velikost in usmerjenost začetne aktivne konture in (iii) pripraviti izbrano področje za prepoznavo robov z rastjo preko meja upragovanega področja. Z upoštevanjem prve značilnosti smo razvili naslednji postopek s katerim določimo največje črno področje in izločimo vse ostalo:

1. Vse slikovne točke uredimo po velikost od najnižje (0) do najvišje svetlosti (255).
2. Za vsako slikovno točko se odločamo glede na število že uporabljenih sosednjih točk. Sosednjih točk je lahko največ štiri (zgoraj, spodaj, levo in desno).
3. Če za izbrano točko ni že umeščenih sosedov ustvarimo nov bazen in točko vstavimo vanj.
4. Če za izbrano točko obstaja le ena že umeščena sosednja točka in če je razlika v svetlosti med najtemnejšo točko sosednjega bazena in izbrano točko v mejah dovoljenega nalitja (h_{pf}), potem se točko pripoji sosednjemu bazenu. Če pripojitev ni ustrezna, se ustvari nov bazen z izbrano točko.
5. Če je za izbrano točko dva ali več sosednjih bazenov, potem se bazene spoji skupaj tako, da se najglobljemu (najnižja svetlost) pripoji točko in bazene, ki jih le ta povezuje. Najglobljemu se pripojijo le, če so v mejah dovoljenega nalitja (h_{pf}). V primeru, da pogoju ne ustrezajo, se bazeni ne pripojijo.

6. Ko so razvrščene vse slikovne točke, se poišče bazen z največjim številom slikovnih točk ob pogoju, da je le ta črn, kar enostavno določimo z globino bazena, ki mora biti manjša od 255/3.

Parameter polnjena h_{pf} vpliva na največjo globino bazenov in s tem na njihovo število. Ker je črnina (ROI) dokaj homogena, je dovolj, da za h_{pf} izberemo nekajkratno vrednost šuma $h_{pf} = 20/255$. Sum na sivinah je veliko večji, kar v praksi povzroči več tisoč bazenov. Slika 2



Slika 2: Področje interesa (izločena belina) v predelu pete, kjer ni ostrega prehoda. Aktivna kontura (pikčasta črta) se lepi na sivinski prehod in ne na prvotno ROI.

kaže del slike 1 na katerem je za prikaz izločena črnina prikazana kot belo področje (ROI), ki je na mestih manjše gostote granulata vidno nazobčana. Podobne težave se lahko pojavijo tudi v področju prstov in povsod tam, kjer granulata zaradi ni dovolj ali pa je sorazmerno prevelik. Iz navedenega lahko sklepamo, da polivanje z nizkim h_{pf} označi manjše področje od želenega. Zaradi tega večina (*watershed*) metod raje uporablja polivanje na gradientni sliki, kjer so robovi osnova za bazene. Naš cilj s polivanjem je predvsem določitev ROI, medtem ko je vpenjanje aktivne konture (predstavljene v nadaljevanju) še vedno na robe. Da bi vključili robe v ROI izvedemo dodatno rast ROI z iterativnim postopkom vključevanja sosednjih robnih slikovnih točk. Pas točk, ki je na ta način pridobljen je širok do 10 točk. ROI pred rastjo točk je lahko osnova za izračun geometrijskih karakteristik lika, ki se uporabijo za inicializacijo aktivne konture. Končni ROI pa se uporabi za izločitev robov izven interesnega področja. Iz ROI izračunamo še podatke za inicializacijo aktivne konture. Središče (\bar{x}, \bar{y}) izračunamo kot težišče lika

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i \in \text{ROI}} x_i, \quad \bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i \in \text{ROI}} y_i, \quad (1)$$

kjer je N število vseh slikovnih točk, medtem ko razdalje (x_i, y_i) računamo le za točke v ROI. Za inicializacijo z elipso izračunamo še kot rotacije α glavne vztrajnostne osi iz momentov

$$I_x = \sum_{i \in \text{ROI}} (x_i - \bar{x})^2, \quad I_y = \sum_{i \in \text{ROI}} (y_i - \bar{y})^2, \quad (2)$$

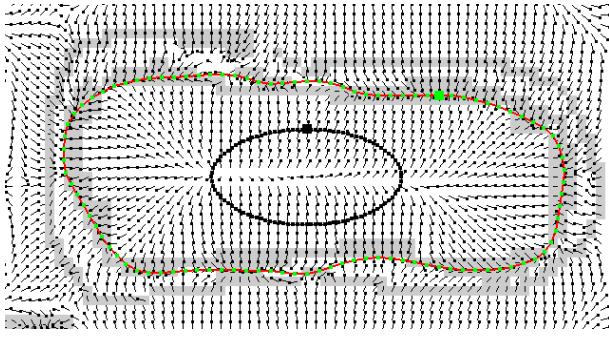
$$I_{xy} = \sum_{i \in \text{ROI}} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}), \quad \tan 2\alpha = \frac{2I_{xy}}{I_x - I_y}.$$

Baricenter (\bar{x}, \bar{y}) in kot α sta dovolj, da iz ROI določimo še radija elipse (r_1, r_2) . Radija včrtane elipse določimo

s testiranjem pripadnosti ROI-točk v obeh smereh obeh glavnih vztrajnostnih osi. Radija (r_1, r_2) večamo po grobih korakih dokler so točke ($x_1 = \bar{x} \pm r_1 \cos \alpha, y_1 = \bar{y} \pm r_1 \sin \alpha$), ($x_2 = \bar{x} \mp r_2 \sin \alpha, y_2 = \bar{y} \pm r_2 \cos \alpha$) v posamezni glavni vztrajnostni osi znotraj ROI.

2.2 Aktivna kontura notranjosti čevlja

Določitev parametrične krivulje, ki sledi notranjosti čevlja je zahtevana predvsem zaradi regularizacije rešitve in nižje kompleksnosti za nadaljnje obdelave. Aktivna kontura (AK) ali "kača" [7] je parametrična krivulja, ki minimizira svojo notranjo energijo, glede na zunanje sile, ki nanjo vplivajo. Za zunane sile, ki vplivajo na celotnem področju slike, smo implementirali gradientno vektorsko polje [8](GVF). Prednost GVF je predvsem v večji zmožnosti usmerjanja konture v smeri robov. Slika 3 prika-



Slika 3: Vektorsko polje GVF izračunano na "sintetični" matriki velikosti 64×40 slikovnih točk. Začetna aktivna kontura v obliki elipse na sredini in končna kontura na notranjem sivem robu.

zuje enostaven primer takšnega vektorskoga polja skupaj z začetno postavljivo aktivno konturo. Iz slike je razvidno, da zunana sila GVF, predstavljena z vektorji v vsaki slikovni točki, deluje na točke konture in jo žene proti robom. Za dobro ločevanje GVF med bližnjimi robovi je potrebno vsaj dve slikovni točki razmika, kar pa je nameoma na primeru mestoma kršeno, da se pokaže vektorški tok proti notranjemu robu, kar je dodatna odlika polja GVF. Iz slike 1 je za GVF najprej potrebno določiti robove s postopkom Sobel ali Prewitt filtriranja. Rezultat filtriranja so robovi, ki jih je potrebno še upragiti z $1/20$ najvišje vrednosti in normalizirati v območje $[0, 0.1]$ za stabilno računanje GVF. Potrebno je poudariti, da je za izračun aktivne konture najprej potrebno določiti sliko robov in šele nato odstraniti odvečne robove s končnim ROI, saj bi v nasprotnem primeru umetno ustvarili razmeroma oster svetlostni prehod, ki bi bil spoznan kot rob. Sobel in izpeljana filtriranja vsebujejo poleg diferenciranja še glajenje. Izračun GVF je po postopku [8] dokaj enostaven iterativni algoritem, ki se stabilizira že po 100 iteracijah. Rezultat je vektorsko polje (zunanjih) sil (f_x, f_y)_i, poznano le v slikovnih točkah. Za aktivno konturo, pa je potrebno poznati tudi vrednost med točkami, kar lahko izračunamo z bi-linearno interpolacijo. Aktivna kontura je parametrična, časovno odvisna krivulja $\mathbf{x}(s, t)$, ki minimizira svojo energijo

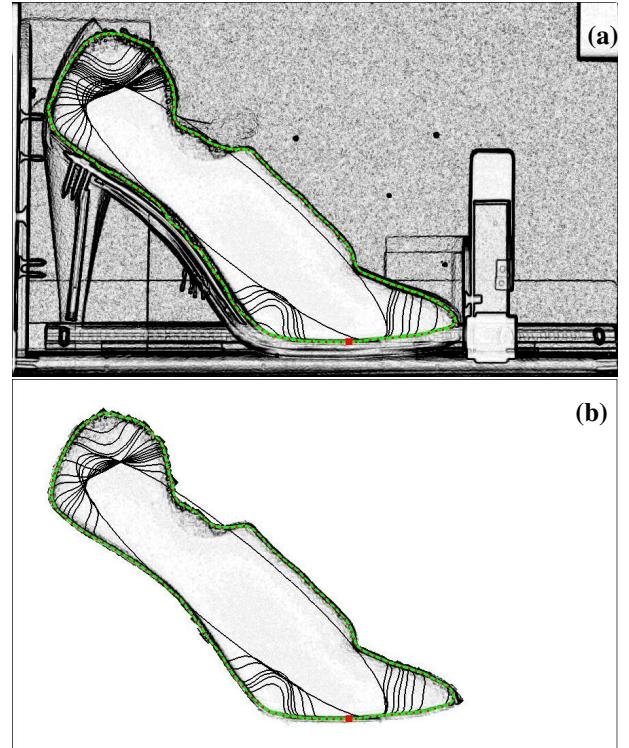
$$E = \int_0^1 \alpha |\mathbf{x}'(s)| + \beta |\mathbf{x}''(s)|^2 + \kappa \mathbf{f}(\mathbf{x}(s)) ds, \quad (3)$$

pod vplivom zunanjega GVF polja $\mathbf{f} = (f_x, f_y)_i$, notranje napetosti (elastičnosti) α in togosti β . Rešitev enačbe (3) je iterativna metoda, ki se stabilizira, ko se zunanje sile izenačijo z notranjimi. Hitrost stabilizacije je odvisna tudi od začetnega položaja in se običajno zaključi v nekaj sto iteracijah.

3 Rezultati

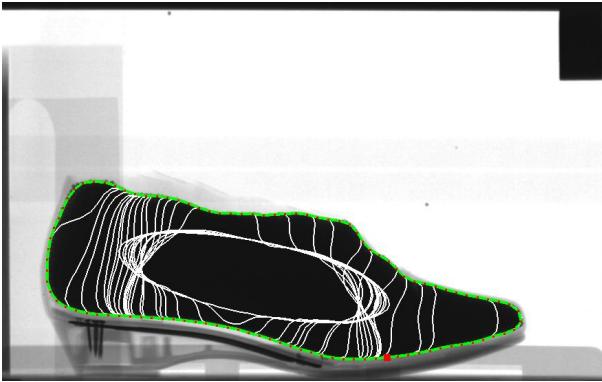
Postopki predstavljeni v §2 so bili razvijani na 20 vzorcih slik, ki so na skupaj z rezultati na voljo na spletni strani <http://lecad.si/~leon/research/foot>.

Gradientna slika 4 je lahko osnova za izračun GVF v 4(a) celoti, ali 4(b) z izločenimi robovi. Razen ne-



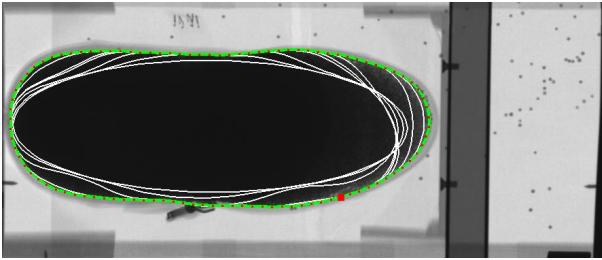
Slika 4: Razvoj aktivne konture sestavljene iz 150 točk. Pričazana podlaga (a) je gradientna slika izračunana iz slike 1 s filtrom Sobel in upragovana na 5% maksimalne vrednosti. Po določitvi robov je področje (b) izven razširjenega ROI (+8 slikovnih pik) odstranjeno. V področju podplata je v (a) prišlo do prileganja večim vzporednim robovom, kar pa (b) z ROI odpravlja.

kaj odstopanj v podplatu, je pri obeh primerih prišlo do zadovoljive konvergencije, kar je zasluga predvsem dobre inicializacije AK v obliki včrtane elipse. Običajna vrednost parametrov $\alpha = 10^{-7}$, $\beta = 4 \times 10^{-7}$ in $\kappa = 0.8$ omogoča veliko prilagodljivost konture na sliko robov. V primerih nejasnih robov, je aplikacija ROI bistvena za preprečevanje rasti AK izven ROI, predvsem zaradi več vzporednih robov, ki nastanejo zaradi plasti materialov. Z ROI je lahko inicializacija tudi bolj približna, kot to je pokazano na sliki 5. Število iteracij in s tem tudi čas se zaradi tega tudi bistveno poveča. Običajno število iteracij AK je do 1000, kar se v C++ programu izvaja nekaj sekund. Čas za (neoptimalno) metodo polivanja in filtri-



Slika 5: Evolucija aktivne konture iz elipse, ki je zaradi prikaza manjša od včrtane. Podlaga je izhodiščna slika.

ranje in GVF je okoli 7 sekund, s tem da je koda mestoma paralelizirana z OpenMP.

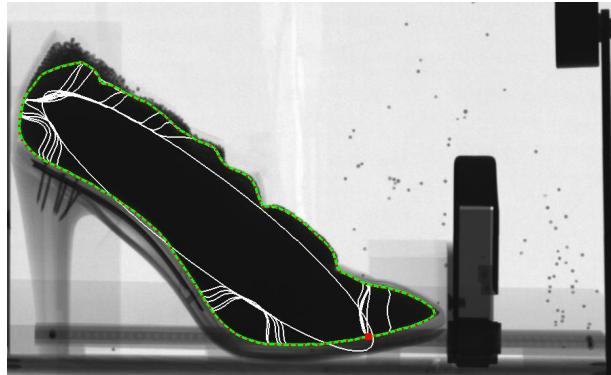


Slika 6: Evolucija konture na podplatu čevlja z zaponko. Za radi manjše gostote granulata v predelu prstov, je bilo potrebno povečati višino nalivanja na $h_{pf} = 35/255$ in 30 slikovnih rasti ROI. Elastičnost in togost krivulje je zaradi zaponke povečana na $\alpha = \beta = 10^{-5}$, $\kappa = 0.8$.

Težave prileganja na sliki 6 se lahko pojavijo pri štrelečih kovinskih delih ali premajhni gostoti granulata (prevelikih kroglicah?) v področju prstov tlorisnega pogleda. Težavi se izognemo s popravkom parametrov AK, kar pa zmanjšuje univerzalnost postopka, saj je potrebno za stranski pogled istega čevlja, na sliki 7, ponovno nastaviti prilagodljivejšo konturo.

4 Zaključek

Pri (vseh) metodah razpoznavanja vzorcev je potrebno upoštevati značilnosti vhodnih slik in ovrednotiti rezultate prepoznavane. Prikazani postopki za avtomatsko segmentacijo notranjosti čevljev zadovoljujejo osnovne zahteve po stabilnosti rezultatov. Najprimernejša nastavitev parametrov prepoznavane so: $h_{pf} = 20/255$, upragovanje filtra 20% maksimalne vrednosti, 120 točk aktivne konture, togost $\alpha = 10^{-6}$, $\beta = 10^{-7}$, $\kappa = 0.8$. Prilagoditev parametrov je potrebna pri nepredvidenih posebnostih, kot so zaponke na čevljih ali premajhna gostota granulata (kroglic) v predelu prstov. Slednjo težavo lahko odpravimo s prepoznavanjem kroglic in rastjo praznega prostora do zlivanja le teh. Druga možnost izboljšave je uvedba optimalnega filtra (Canny ali wavelet maxima). Značilnosti objektov, ki jih prepoznavamo, do sedaj niso bile upoštevane. Na čevljih so pomembni predvsem pre-



Slika 7: Stranski pogled čevlja slike 6 pri katerem je bilo število točk aktivne konture povečano iz 100 na 150. Za boljše prilaganje je elastičnost in togost nastavljena na $\alpha = 10^{-6}$, $\beta = 10^{-7}$. ROI z $h_{pf} = 30/255$ je povečan za 8 slikovnih točk.

deli prstov, narta in pete. Tam se zahteva boljši popis in sledenje aktivne konture. Vsled dogovorjenega slikanja, bi lahko ta mesta enostavno prepoznali in za njih predpisali večjo gostoto in različno togost krivulje. Inicializacijo z elipso bi lahko nadomestili s krivuljo na obrobju ROI, kar bi dodatno pohitrilo in izboljšalo konvergenco "kače". Prav uvedba polivne metode že sedaj omogoča visoko stabilnost delovanja in postavlja temelje za dodatne hevristike.

Zahvala

Zahvaljujemo se dr. Tomažu Kolšku za pomoč pri pridobivanju posnetkov, kot tudi za mnoge plodne diskusije s področja obdelave čevljarskih posebnosti. Razvoj in simulacije so bile izvedene na superračunalniku HPCFS.

Literatura

- [1] H. Lee, K. Lee, in T. Choi, "Development of a low cost foot-scanner for a custom shoe tailoring system," v *7th Symposium on Footwear Biomechanics*, 2005.
- [2] A. Luximon, R. S. Goonetilleke, in K. L. Tsui, "A fit metric for footwear customization," v *Proceedings of the 2001 World Congress on Mass Customization in Personalization*, pp. 1–2, 2001.
- [3] L. Kos in J. Duhovnik, "A system for footwear fitting analysis," v *International Design conf. DESIGN 2002*, (Duhovnik), pp. 1187–1192, May 14-17 2002.
- [4] M. Kimura, M. Mochimaru, M. Kouchi, H. Saito, in T. Kanade, "3D cross-sectional shape measurement of the foot while walking," v *Proceedings of The 7th Symposium on Footwear Biomechanics*, 2005.
- [5] T. Kolšek, "zasebna komunikacija," 2011.
- [6] J. Roerdink in A. Meijster, "The watershed transform: definitions, algorithms and parallelization strategies," *Mathematical morphology*, vol. 41, p. 187228, 2000.
- [7] M. Kass, A. Witkin, in D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *International journal of computer vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1988.
- [8] C. Xu in J. L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, pp. 359–369, March 1998.