

Analyse van beelden en andere ruimtelijke data

Marie-Colette van Lieshout

De mens is een visueel ingesteld wezen en neemt gemakkelijk informatie op in de vorm van beelden. Denkt U maar aan het spreekwoord 'een plaatje is beter dan duizend woorden' of aan het feit dat de meeste mensen beter zijn in het onthouden van gezichten dan van namen. Veel informatie wordt dan ook verzameld of gepresenteerd in ruimtelijke vorm: wegenkaarten, microscopische data, satellietfoto's enzovoort. Beeldanalyse nu, houdt zich bezig met het interpreteren van ruimtelijke data daar waar de menselijke retina tekort schiet en voor routineklussen waar de mens geen tijd of belangstelling voor heeft.

Er zijn legio toepassingen, bijvoorbeeld het maken van een weerkaart aan de hand van satellietbeelden, het ontdekken van een vijandelijke tank of raketinstallatie op luchtfoto's gemaakt door een eigen verkenningsvliegtuig, de vroegtijdige ontdekking van borstkanker door middel van mammografieën, het automatisch lezen van postcodes op brieven, het analyseren van weefselmonsters onder een microscoop en zelfs bij justitie - ruizige beelden verkregen van beveiligingscamera's in een winkelcentrum hebben een belangrijke rol

gespeeld in de zaak van de mishandeling en moord op de Britse peuter James Bulger.

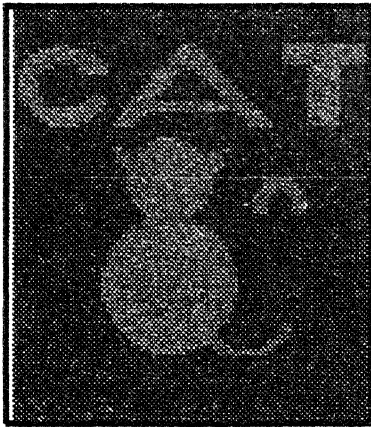
Gezien de grote verscheidenheid aan toepassingen is het niet verwonderlijk dat beeldanalyse een interdisciplinaire wetenschap is, met bijdragen van wiskundigen, ingenieurs, statistici, biologen, aardwetenschappers, informatici en vele anderen. Er zijn een aantal aspecten die ervoor zorgen dat het ook een moeilijk vakgebied is, met tal van open problemen. In de eerste plaats is het vaak niet mogelijk om onafhankelijke waarnemingen van een ruimtelijk verschijnsel te verkrijgen (er is slechts één wegenkaart van Nederland) en binnen een beeld is ook sterke afhankelijkheid (bij bewegende beelden, zoals in een tekenfilm, sluiten de plaatjes aan en op een satellietfoto wordt een stukje zee meestal ook omringd door andere stukjes zee). Verder is het gebied dat op een beeld te zien is vaak willekeurig en treden er randeffecten op. Een snede door een weefselmonster bijvoorbeeld kan op vele gelijkwaardige plaatsen worden genomen. Bovendien geeft een snede slechts een tweedimensionaal beeld van een driedimensionale structuur en kunnen twee disjuncte 2D cellen best on-

derdeel zijn van één en dezelfde 3D cel. Tenslotte is de numerieke complexiteit van beelden groot. Een typische Landsat satellietfoto voor een gegeven golflengte wordt gedigitaliseerd in een 512×512 matrix. Elk matrixelement (pixel genoemd) kan 256 verschillende waarden aannemen en kost dus $8 \text{ bits} = 1 \text{ byte}$ aan computergeheugen. Om een enkel beeld op te slaan hebben we dus al 2^{18} byte geheugen nodig, maar Landsat-beelden hebben zo'n 64 verschillende golflengten! Derhalve is beeldanalyse een jonge wetenschap, die zich pas kon ontwikkelen met de komst van krachtige computers en efficiënte wiskundige en statistische technieken voor het benodigde rekenwerk.

Gezien de grote verscheidenheid aan toepassingen is het niet verwonderlijk dat beeldanalyse een interdisciplinaire wetenschap is, met bijdragen van wiskundigen, ingenieurs, statistici, biologen, aardwetenschappers, informatici en vele anderen

Laat ons in het bijzonder eens kijken naar een statistische benadering. Stochastici kregen belangstel-

ling voor de analyse van beelden in het begin van de tachtiger jaren (cf. de artikelen van de gebroeders Geman en van Besag in [4]). Zij waren in eerste instantie geïnteresseerd in de relatief eenvoudige beeldsegmentatie, het opdelen van een beeld in 'homogene' gebieden van één kleur of textuur. Om te voorkomen dat beeldruis teveel vlekken van andere kleuren in een segment van een gegeven kleur veroorzaakt, werd een Bayesiaanse aanpak voorgesteld. Voor de a priori verdeling nam men een zogenaamd Markovveld dat hoge waarschijnlijkheid geeft aan beelden waarin naburige pixels dezelfde kleur hebben. De a posteriori verdeling combineert dan een ruismodel voor de data met de ruimtelijke homogeniteit van het a priorimodel. Het voordeel van deze aanpak boven deterministische technieken is dat niet alleen een schatter van de segmentatie wordt verkregen, maar dat de hele a posteriori verdeling beschikbaar is. Daardoor is het mogelijk om schattingen te geven van functionalen zoals de gemiddelde oppervlakte van een segment, de fractie van een bepaalde kleur etcetera, alsmede de onnauwkeurigheid van de schattingen. In figuur 1 ziet U een ruizig plaatje van een kat (links) en ernaast een segmentatie in voor- en achtergrond met behulp van de methode van Besag.



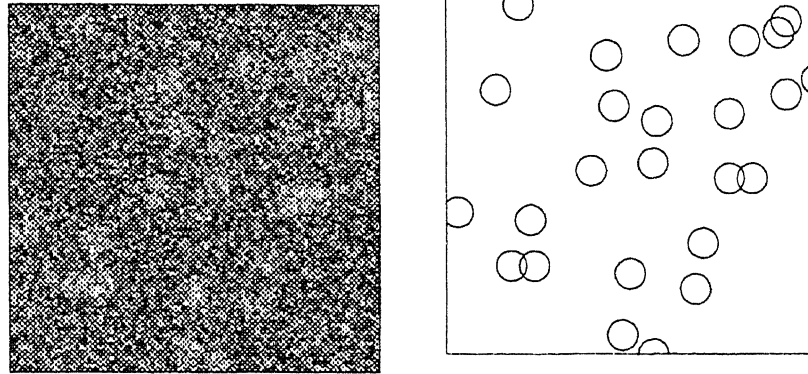
Figuur 0.1: beeldsegmentatie

Voor het berekenen van de a posterioriverdeling wordt gebruik gemaakt van 'Markov chain Monte Carlo'. Gezien de grote complexiteit van de data alsmede het feit dat de a prioriverdeling lokaal wordt gedefinieerd en de globale normeringsconstante vaak niet beschikbaar is in numerieke vorm, is het idee een Markovketen - een stochastisch proces in tijd dat gebruik maakt van het eenvoudige locale gedrag - te gebruiken met de gewenste a posterioriverdeling als limiet. Door het proces lange tijd te laten lopen verkrijgt men dan een benadering van de a posterioriverdeling. Hetzelfde idee wordt ook gebruikt in complexe problemen buiten de beeldanalyse, bijvoorbeeld bij stamboomonderzoek.

De laatste jaren is men vooral geïnteresseerd in meer complexe beeldinterpretatie. Merk op dat in beeldsegmentatie zowel de data als de reconstructie een gedigitaliseerd beeld is. Vaak is dit niet wat men wil. Een industriële robot die koekjes van een

lopende band in een rol moet verpakken is niet gebaat bij een segmentatie in koekjes en lopende band. Hij wil het aantal en de locatie van de koekjes weten en, in het geval dat ze overlappen, welk koekje bovenop ligt. In wiskundige termen zoeken we nu dus een verzameling objecten met een ordening. Een geschikte klasse van a priorimodellen in deze situatie wordt gevormd door de ruimtelijke Markovprocessen [3]. In ingewikkelder biologische situaties waar de vorm van de objecten min of meer variabel is, hebben we ook een model nodig voor de stochastische deformatie, de zogenaamde 'deformable template models' [4].

Als een eenvoudig voorbeeld bevat figuur 2 (links) een beeld van cirkelschijven met tamelijk veel beeldruis. Met het blote oog is het lastig de locatie van de schijven te bepalen, maar de a posterioriverdeling biedt uitkomst. Een typische realisatie is gegeven in figuur 2 (rechts).



Figuur 0.2: objectherkenning

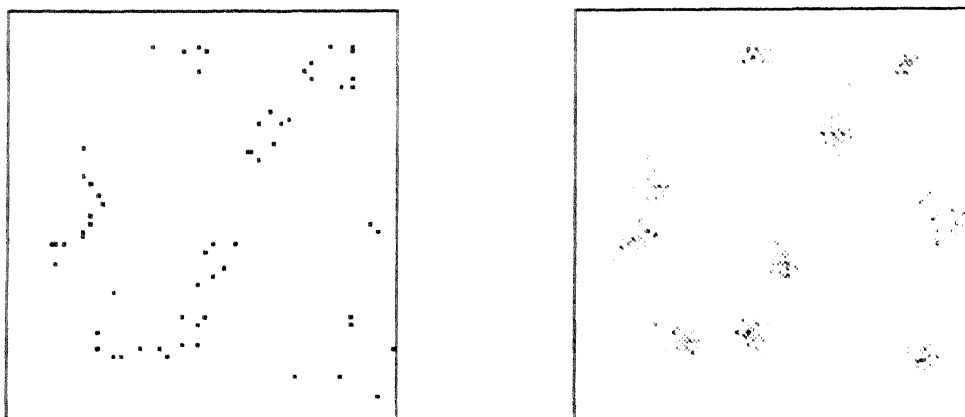
Ook de data is niet altijd gerepresenteerd in matrixvorm. De uitvoer van een rand-detector bijvoorbeeld levert voor elk pixel de lengte en richting van de gradient op, een broedkolonie kan worden gerepresenteerd als topografische informatie met de locatie van de nesten en in epidemiologie registreert men de postcode van zieken en misschien de plaats van een kernreactor of vuilverbrander. Vragen die een rol spelen bij de interpretatie van dit type data hebben vaak te maken met onderlinge interactie: kunnen we de gradienten combineren in een tekening van de rand, hebben vogels de neiging gezellig bij elkaar te kruipen of willen ze juist zoveel

mogelijk ruimte hebben, wonen zieken voornamelijk in de buurt van de kernreactor of is er geen duidelijk patroon?

Ter illustratie ziet U tenslotte in figuur 3 (links) een kaart van Californische redwoodzaailingen. Biologen denken dat de zaailingen de neiging hebben zich te groeperen rondom stonken van oude bomen, waarvan de positie niet is gegeven. We kunnen de a posteriori verdeling van deze stonken berekenen met behulp van Markov chain Monte Carlo. Een a posteriori histogram is gegeven in figuur 3 (rechts), waar zwart is gebruikt voor hoge waarden.

□

Marie-Colette van Lieshout
 Department of Statistics
 University of Warwick
 Coventry CV4 7AL
 Verenigd Koninkrijk
 mnl@stats.warwick.ac.uk



Figuur 0.3: interactie tussen redwoodbomen

Referenties

1. N.A.C. Cressie. *Statistics for spatial data*. John Wiley and Sons, 1991.
2. C.A. Glasbey and G.W. Horgan. *Image analysis for the biological sciences*. Statistics in Practice, John Wiley and Sons, 1995.
3. M.N.M. van Lieshout. *Stochastic geometry models in image analysis and spatial statistics*. CWI tract 108, CWI, 1995.
4. K.V. Mardia and G.K. Kanji (Eds) *Statistics and Images, Volumes 1-2. Advances in Applied Statistics*, a supplement to *Journal of Applied Statistics*, Carfax, 1993, 1994.