

ANÁLISIS DEL MOVIMIENTO DE LOS OBJETOS DEFORMABLES

Antonio Fernández Caballero

Antonio Fernández Caballero es profesor del Departamento de Información, Escuela Politécnica Superior de Albacete, Universidad de Castilla-La Mancha.

RESUMEN.

El estudio del movimiento de los objetos deformables es uno de los aspectos del análisis de movimiento con mayor proyección de futuro. Este artículo destaca los retos aportados por el análisis del movimiento de los objetos deformables. También aquí se presentan los trabajos más significativos acometidos hasta la actualidad en este tema. Son tres los grandes modelos computacionales a destacar en este contexto: las aproximaciones basadas en modelos probabilísticos, las aproximaciones basadas en los contornos 2D y los modelos de alto nivel.

1. INTRODUCCIÓN

El estudio del movimiento de los objetos deformables es uno de los aspectos del análisis de movimiento con mayor proyección de futuro. El creciente interés viene motivado por innumerables aplicaciones en áreas tan dispares como puede ser la medicina o la vigilancia del entorno. El estudio del movimiento de objetos deformables cubre un amplio rango de condiciones dependientes tanto del contenido de la imagen como de la propia naturaleza del movimiento. Podemos hablar de tres grandes clases en el movimiento de objetos deformables. Las clases se refieren a (1) los cuerpos articulados, (2) la deformación elástica, y, (3) los fluidos.

El procesamiento de la deformación es muy costoso debido a que el movimiento puede ser altamente complejo y la forma del objeto es incierta. Ya ha habido diferentes aproximaciones al problema. Se diferencian básicamente en el modo en que modelan la forma y el movimiento, así como en el método de optimización adoptado. Las formulaciones pueden ser continuas o discretas, deterministas o estadísticas, paramétricas o no. Evidentemente, lo importante en cualquier caso sigue siendo la representación de la forma y la de su movimiento deformable. Es posible, igualmente, considerar la representación de la forma y del movimiento en su conjunto o por separado.

En general, podemos afirmar que se ha prestado gran atención a las técnicas basadas en los contornos activos (serpientes) o superfi-

cies deformables [Kas88] [Coh91] [Bla93] [Ter88] [Ter91] [Pen90] [Pen91a]. Estas técnicas son conceptualmente atractivas y permiten integrar distintos tipos de requerimientos, tales como la adecuación a los datos y la conformidad a propiedades físicas globales (principalmente propiedades de regularidad). Estos métodos, no obstante, adolecen de numerosas limitaciones. El mayor inconveniente reside en el hecho que la inicialización debe elegirse cercana a la solución deseada. Por ello, la aproximación inicial se suele hacer a ojo o explotando todo el conocimiento relacionado con la aplicación concreta considerada. Estos métodos también se ven afectados por los demás contornos de la imagen y la presencia de diferentes regiones y texturas en la imagen. La utilización de técnicas basadas en las serpientes en el contexto de la estimación de movimiento deformable es, sobre todo, interesante en el seguimiento de objetivos, siempre que se disponga de un paso de predicción preciso [Bas94]. El manejo simultáneo de múltiples serpientes sigue siendo un problema abierto.

Un método alternativo consiste en la utilización de patrones paramétricos 2D, envolviendo una parametrización compacta global para representar las formas de interés [Yui92]. Las soluciones de este tipo son excesivamente específicas del problema concreto tratado, al utilizarse información a priori de la forma. La información de movimiento se busca a través de las variaciones temporales de los valores de los parámetros del modelo. También se han probado modelos paramétricos de tipo B-esplin bajo deformaciones forzadas [Bas94]. Estos modelos aparecen como más generales y robustos que los anteriormente mencionados.

En el estudio del movimiento no rígido es importante tener en cuenta tanto las deformaciones globales como las locales. Los modelos estadísticos tales como los modelos MRF (campos aleatorios de Markov) se ajustan muy bien a este propósito [Gre91] [Ami91] [Ker94a]. Si se adopta un esquema estocástico de relajación para minimizar la función de energía, la inicialización puede ser aleatoria, como se demuestra en [Ker94a].

El movimiento articulado es de un interés especial en el análisis del movimiento humano. El estudio cuantitativo del movimiento humano (movimiento facial, gestos, etc.) lleva a multitud de aplicaciones, incluyendo la rehabilitación clínica, la biomecánica deportiva, el diseño de nuevas interfaces hombre-máquina en sistemas de realidad virtual, la vigilancia de ciertos lugares, etc. Algunas técnicas, que extraen características simples de la imagen o marcas inscritas en el cuerpo, ya han sido exploradas. Algunos desarrollos explotan directamente la función de intensidad y consideran un modelo geométrico y cinemático articulado 3D para dirigir el análisis de imágenes [Hor91] [Roh94] [Guo94].

Sin lugar a dudas, la mayor fuente de datos representante de los movimientos deformables complejos reside en las imágenes biomédicas. El trabajo de investigación es realmente importante en este campo, sobre todo en modelos elásticos 3D [Hor91] [Mis91]. También se consideran modelos 2D, por ejemplo, en el proceso de imágenes de rayos X o de ultrasonido para el estudio del movimiento del corazón [Mai89] [Her92] [Coo94a].

El proceso por ordenador del movimiento de fluidos en secuencias de imágenes sigue siendo un tema reciente, aunque ya se puede hablar de unos primeros intentos pioneros [Rao92] [For94]. Puede quedar en una herramienta complementaria de análisis cuantitativo y cualitativo, pero puede enfocarse igualmente hacia la explotación de imágenes de satélite en meteorología u oceanografía [Mau95].

En general, el análisis de modelos deformables 2D o 3D (articulados, elásticos, fluidos) es importante y tiene frente a sí un gran futuro investigador.

El seguimiento automático del movimiento de un objeto no rígido como puede ser una persona en una secuencia de imágenes es un problema que necesita generalmente de algún tipo de conocimiento para poder ser. En este capítulo se discuten algunas técnicas actuales en análisis de movimiento de objetos deformables.

2. MODELOS COMPUTACIONALES.

2.1. Aproximaciones basadas en modelos probabilísticos

Puede derivarse algún tipo de información estadística a priori a partir de información de entrenamiento utilizando el análisis de la componente principal. Esto sería el caso en el modelo de distribución de puntos. Otra alternativa es la de utilizar restricciones debidas a las leyes físicas que limitan las formas de los objetos a deformaciones elásticas. Un ejemplo es el de la aproximación del método del elemento finito. Estas aproximaciones se clasifican bajo el término "basadas en modelos", ya que incorporan información a priori de una forma aproximada. Estas dos aproximaciones clave tienen muchas similitudes y pueden ser incluso combinadas [Coo94b]. De algún modo, ambas son modelos lineales, ya que las características de los modelos se relacionan a través de una transformación lineal para modelar los parámetros de la forma. En ambos casos se obtienen modelos de forma lineales usando métodos de eigenanálisis, y ambos métodos producen modelos altamente compactos a partir de un pequeño conjunto de parámetros.

2.1.1. Modelos basados en la distribución lineal de puntos

El análisis estadístico de datos señalados 2D ha llegado a ser una herramienta reconocida en visión por ordenador, véase, por ejemplo, los métodos morfológicos [Boo91]. Un avance reciente en esta área está en el modelo de distribución de puntos presentado por Cootes et al. [Coo92a] [Coo92b] [Coo93]. En general, un modelo de distribución de puntos es un modelo estadístico de un conjunto de puntos 2D o 3D. El modelo estadístico descrito por Cootes et al. es un modelo lineal (siempre que ignoremos las componentes rotacionales del modelo), al que denominaremos modelo de distribución lineal de puntos. El modelo de distribución lineal de puntos ha sido usado con éxito para la interpretación de imágenes médicas [Hil94] [Coo93], el reconocimiento automático de caras [Lan94] y el análisis de secuencias de imágenes (por ejemplo, usando un modelo deformable estocástico [Ker94b]).

2.1.2. Modelos basados en el método del elemento finito

El método del elemento finito es una técnica de ingeniería usada para la simulación computacional eficiente de sistemas físicos [Bat82]. Pentland y Sclaroff describen la aplicación de estas técnicas a problemas en visión por ordenador [Pen91a] [Pen91b] [Sc193] [Sc194]. La aproximación tomada es la de construir un modelo elástico físico de un objeto deformable y utilizar el análisis del elemento finito para producir un conjunto ortogonal compacto de parámetros de la forma, válido para las tareas de seguimiento y de reconocimiento. Natar y Ayache han aplicado con éxito estas técnicas al análisis de secuencias temporales de conjuntos de datos médicos 3D [Nas94a] [Nas94b].

En contraste con la aproximación basada en el entrenamiento del modelo de distribución de puntos, el método del elemento finito usa un modelo físico generado a partir de un ejemplo único de la forma del objeto, junto con algunas suposiciones acerca de las propiedades materiales físicas del objeto. Usando ciertas técnicas de análisis modal es posible reducir la dimensionalidad de la representación de la forma en el método del elemento finito sin una pérdida significativa de precisión.

El concepto básico del método del elemento finito es el de representar un cuerpo en términos de un conjunto de regiones o elementos descritos por un conjunto de nodos etiquetados. La cantidad de desplazamiento se aproxima por medio de un conjunto de funciones parciales continuas sobre el cuerpo, definido sobre un número finito de subdominios, denominados elementos. La función de interpolación usada es continua y, generalmente, polinómica de bajo orden.

De este modo, la forma de un objeto se representa mediante un conjunto de desplazamientos modales U a partir de una forma inicial con representación nodal X . Una forma ha de ser vista como el resultado de la deformación de un material inicial elástico. Al contrario que el modelo de distribución de puntos, el método del elemento finito aporta una caracterización analítica de la superficie del objeto entre nodos.

Las amplitudes y velocidades modales pueden estimarse dinámicamente integrando a lo largo del tiempo la ecuación gobernante transformada o utilizando un mecanismo de filtrado Kalman [Gel74]. La aproximación mediante análisis modal nos asegura varios beneficios. La ecuación gobernante de segundo orden es simplificada y existe una reducción en la dimensionalidad conseguida al ignorar los modos de altas frecuencias. Ello redundará en un seguimiento más rápido y más eficiente de las formas.

2.2. Aproximaciones basadas en los contornos 2D

Otras aproximaciones como las serpientes, las serpientes de Kalman y los esplines activos efectúan un menor número de suposiciones sobre las formas. Estos métodos son 2D, aproximaciones basadas en los contornos, donde la forma del objeto es restringida a ser continua y suave, y con una deformación igualmente suave.

Estas aproximaciones más generales no se describen generalmente como basadas en modelos. En la interpretación de imágenes reales, o sea imágenes capturadas por una cámara en un entorno exterior, se requiere normalmente de un conocimiento previo más detallado. Podemos encontrar con los problemas de auto-oclusión. Igualmente, las imágenes reales muchas veces son de poca calidad debido a una iluminación pobre y a una resolución baja. Otros problemas a tener en cuenta son las sombras, las reflexiones, debidas, por ejemplo, a superficies mojadas en la carretera, y las condiciones climáticas pobres (lluvia, nubes, etc.). Estos problemas pueden resolverse únicamente incorporando información a priori al modelo.

2.2.1. Serpientes y serpientes Kalman

La serpiente (o modelo de contorno activo) [Kas87] ofrece un poderoso mecanismo para la interpretación de las imágenes a bajo nivel, especialmente para el seguimiento de objetos deformables en el plano [Ley93]. Una serpiente es un esplín de energía mínima que es atraído hacia ciertas características de la imagen, como pueden ser los bordes. Una función de energía interna regula el problema, modelando

el esplín como una membrana elástica mediante restricciones de suavizado. Una técnica de minimización de energía local, como un método Euler, se emplea de modo que los contornos discretizados se deslizan por la pared más próxima en la superficie de energía. El sistema dinámico puede considerarse en términos de fuerzas de imagen que atraen el contorno hacia las características de borde y de fuerzas internas elásticas que mantienen el suavizado.

Terzopoulos y Szeliski han mostrado que el sistema de la serpiente elástica es equivalente a un filtro Kalman en estado de equilibrio con matriz de covarianza unitaria constante [Ter92]. Una ventaja de esta aproximación reside en el hecho que los parámetros del modelo pueden obtenerse de un modelo de sensor estadístico variable en el tiempo.

Terzopoulos et al. han extendido el modelo de serpiente 2D a modelos 3D elásticamente deformables [Ter87a] [Ter87b].

2.2.2. Esplines activos

Blake et al. describen otro entorno estadístico para el seguimiento eficaz de contornos usando un mecanismo de filtrado de Kalman [Bla93]. Estos denominados esplines activos evolucionan a partir del principio de la serpiente. Con el fin de lograr una mayor eficiencia computacional, se representa un contorno como una curva paramétrica, por ejemplo, un B-esplín cúbico. La continuidad y elasticidad explícitas del B-esplín permite usar un modelo estocástico sencillo para el seguimiento del contorno, sin la necesidad de incorporar una función de regularización de energía interna explícita. Puede incorporarse algún conocimiento anterior al seguidor por medio de un acoplador elástico con una muestra B-esplín (contornos acoplados [Cur92]). Este mecanismo de muestreo persistente mejora la estabilidad, incorporando memoria de forma y restringiendo la distribución anterior de la forma del contorno. Una muestra de forma invaginada afín extendida permite que el contorno alcance las transformaciones afines más rápidamente [Bla93].

Una vez que el contorno estimado está razonablemente cercano al contorno del objeto, la ventana de búsqueda y la ganancia de Kalman se decrementan, permitiendo explotar la coherencia del movimiento y recuperar el contorno de un modo más eficaz.

2.3. Modelos de alto nivel

Los modelos de alto nivel permiten incorporar una gran cantidad de información acerca de la forma del objeto, e incluso del movimiento

esperado en el tiempo. Algunos ejemplos de modelos 3D representativos para el caso del seguimiento de personas caminando son el modelo basado en cilindros WALKER [Hog83] y un modelo similar utilizado por Rohr [Roh93]. Estos modelos complejos consisten en una representación 3D explícita del objeto generado por un experto humano. El modelo trabaja con pocos parámetros. En el caso del modelo de Rohr existe un solo parámetro de pose. Ello redundante en un seguimiento rápido y robusto, pero falla cuando la entrada no se adecua al entrenamiento previo. Estas aproximaciones utilizan modelos basados en la conceptualización teórica. Consecuentemente, una aproximación de este tipo sufre cuando la realidad difiere del modelo preconcebido, aunque es posible permitir algún grado de tolerancia de error. La aproximación alternativa, aquella orientada al dato, construye un modelo a partir de un conjunto representativo de datos reales de entrenamiento.

Otras aproximaciones asumen que las uniones del cuerpo humano han sido marcadas (por ejemplo, véase Chen y Lee [Che92]). El modelo de eigenimágenes no representacional de Murphy et al. [Mur93] está estrechamente relacionado con la aproximación de eigencaras de Turk y Pentland [Tur91] y las extensiones a niveles de gris del modelo de distribución de puntos [Coo93] [Coo94c]. Sin embargo, uno de los mayores problemas de las representaciones basadas en imágenes es el coste computacional al operar con ventanas relativamente grandes de píxeles de imagen (por ejemplo, cálculo del flujo óptico). Además, la dimensionalidad del modelo resultante sigue siendo alta (típicamente se usan 30 parámetros en un modelo) y el método generalmente se basa en una cámara fija.

2.3.1. Descomposición en eigenimágenes

Murphy et al. [Mur93] describen una aproximación novedosa al análisis del movimiento humano basado en la descomposición en eigenimágenes. Su aproximación está basada en tareas, en oposición al paradigma convencional representacional adoptado en visión por computadora. La base del método es la utilización de la transformada de Karhunen-Loeve sobre un conjunto estadísticamente representativo de imágenes de entrenamiento.

Se utiliza un procedimiento de transformada de Karhunen-Loeve modificada por eficiencia computacional. Las imágenes de tamaño $n \times m$ se consideran nm vectores de elementos. n y m son generalmente grandes (> 64), llevando a vectores de imágenes con más de 8000 elementos. De una manera similar a como se hacía en el modelo lineal de distribución de puntos, el vector medio imagen se elimina y se cal-

cula una eigenbase linealmente independiente denominada eigenimágenes. Dadas N imágenes de entrenamiento, siendo N típicamente igual a 100, las eigenimágenes pueden calcularse a partir de los eigenvectores de una matriz pseudocovariante de dimensión $N \times N$.

Una imagen que sea similar a las imágenes contenidas en el conjunto de entrenamiento puede representarse mediante una combinación lineal de un subconjunto de las eigenimágenes. Generalmente serán suficientes 30 coeficientes para representar las imágenes para el reconocimiento de la pose.

En los experimentos de Murphy et al. no se usan las imágenes tal cual. Es la magnitud del flujo óptico en cada pixel el que se ofrece como entrada a la transformada de Karhunen-Loeve. Las secuencias de imágenes se representan por medio de los 30 coeficientes más significativos de Karhunen-Loeve. La información resultante nutre a una red neuronal clasificadora.

Aunque esta aproximación se ajusta bien a tareas de reconocimiento de alto nivel, sigue siendo computacionalmente costosa, necesitando de muchas operaciones sobre los píxeles. El método tampoco funciona excesivamente bien en un entorno ruidoso. Una aproximación similar ha sido tomada por Turk y Pentland para el caso de la representación de caras [Tur91]. Cootes et al. han combinado una aproximación de eigenimágenes con el modelo lineal de distribución de puntos [Coo93] [Coo94c].

2.3.2. Modelos articulados

Los modelos articulados basados en primitivas se han aplicado con éxito en una gran variedad de aplicaciones (por ejemplo, en el refinamiento de Lowe [Low91]). El modelo WALKER [Hog83], se usa un modelo representacional de una persona caminando, basado en el modelo del cuerpo de Marr y Nishihara [Mar78]. El modelo WALKER de Hogg representa la forma de un objeto en términos de cilindros representantes de las partes rígidas del cuerpo y conectadas apropiadamente en las juntas.

Una aproximación similar, basada en los trabajos de Hogg, es la de Rohr [Roh93]. En su trabajo, Rohr reduce el espacio de búsqueda de parámetros, siguiendo solamente un parámetro de postura, basándose la posición dentro de un ciclo de caminata genérico. En concreto, el modelo genérico está basado en un conjunto de caminatas de 60 hombres. El movimiento está limitado a ser paralelo al plano de la imagen.

BIBLIOGRAFÍA

- Amit Y., Grenander U. & Piccioni M. (1991). Structural image restoration through deformable templates. *Journal of the American Statistical Association*, 86 (414), 376-387.
- Basclé B., Bouthemy P., Deriche N. & Meyer F. (1994). Tracking complex primitives in an image sequence. *Proceedings of the 12th International Conference on Pattern Recognition*, Jerusalem, 426-431.
- Bathe K. (1982). *Finite Element Procedures in Engineering*. Prentice-Hall.
- Blake A., Curwen R. & Zisserman A. (1993). A framework for spatiotemporal control in the tracking of visual contours. *International Journal of Computer Vision*, 11 (2), 127-145.
- Bookstein F. (1991). *Morphometric Tools for Landmark Data*. Cambridge University Press.
- Chen Z. & Lee H.J. (1992). Knowledge-guided visual perception of 3D human gait from a single image sequence. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 22 (2), 336-342.
- Cohen L. (1991). On active contour models and balloons. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding*, 53 (2), 211-218.
- Cootes T.F., Taylor C.J., Cooper D.H. & Graham J. (1992). Training models of shape from sets of examples. *British Machine Vision Conference*, 9-18.
- Cootes T.F. & Taylor C.J. (1992). Active shape models – 'smart snakes'. *British Machine Vision Conference*, 276-285.
- Cootes T.F., Taylor C.J., Lanitis A., Cooper D.H. & Graham J. (1993). Building and using flexible models incorporating grey-level information. *International Conference on Computer Vision*, 242-246.
- Cootes T.F., Hill A., Taylor C.J. & Haslam J. (1994). Use of active shape models for locating structures in medical images. *Image and Vision Computing Journal*, 12 (6), 355-365.
- Cootes T.F. & Taylor C.J. (1994). Combining point distribution models with shape models based on finite element analysis. *British Machine Vision Conference*, vol. 2, 419-428.
- Cootes T.F. & Taylor C.J. (1994). Modelling object appearance using the grey-level surface. En: *British Machine Vision Conference*, vol. 2, 423-433.
- Curwen R. & Blake A. (1992). Dynamic contours: Real-time active splines. En: Blake A. & Yuille A.L., eds., *Active Vision*, cap. 3, 39-57. The MIT Press.
- Ford R.M., Stickland R.N. & Thomas B.A. (1994). Image models for 2D flow visualization and compression. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 56 (1), 75-93.
- Gelb A. (1974). *Applied Optimal Estimation*. The MIT Press.
- Grenander U., Chow Y. & Keenan D.M. (1991). *Hands. A Pattern Theoretic Study of Biological Shapes*. Springer Verlag.
- Guo Y., Xu G. & Tsuji S. (1994). Tracking of human body motion based on a stick figure model. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 5 (1), 1-9.
- Herlin I. & Ayache N. (1992). Features extraction and analysis method for sequences of ultrasound images. *Image and Vision Computing Journal*, 10 (10), 673-682.
- Hill A. & Taylor C.J. (1994). Automatic landmark generation for point distribution models. *British Machine Vision Conference*, vol. 2, 429-438.
- Hogg D. (1983). Model-based vision: A program to see a walking person. *Image and Vision Computing*, 1 (1), 5-20.
- Horowitz B. & Pentland A. (1991). Recovery of non-rigid motion and structure. *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference*, Hawaii, 325-330.

- Kass M., Witkin A. & Terzopoulos D. (1987). Snakes: Active contour models. *Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision*, 259-268, London. IEEE Computer Society Press.
- Kass M., Witkin A. & Terzopoulos D. (1988). Snakes: Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1 (4), 321-331.
- Kervrann C. & Heitz F. (1994). A hierarchical framework for the segmentation of deformable objects in image sequences. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seattle, 724-728.
- Kervrann C. & Heitz F. (1994). Robust tracking of stochastic deformable models in long image sequences. *IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 3, 88-92, IEEE Computer Society Press.
- Lanitis A., Taylor C.J. & Cootes T.F. (1994). An automatic face identification system using flexible appearance models. En: *British Machine Vision Conference*, vol. 1, 65-74.
- Leymarie F. & Levine M.D. (1993). Tracking deformable objects in the plane using an active contour model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15 (6), 617-634.
- Lowe D.G. (1991). Fitting parameterized three dimensional models to images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 441-450.
- Mailloux G.E., Langlois F., Simard P.L. & Bertrand M. (1989). Restoration of the velocity field of the heart from two-dimensional echocardiograms. *IEEE Transactions on Medical Images*, 8 (2), 143-153.
- Marr D. & Nishihara H.K. (1978). Representation and recognition of the spatial organisation of three-dimensional shapes. *Proceedings of the Royal Society of London, B*, 269-294.
- Mishra S.K., Goldof D.B. & Huang T.S. (1991). Motion analysis and epicardial deformation estimation from angiography data. *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 331-336.
- Murphy N., Byrne N. & O'Leary K. (1993). Long sequence analysis of human motion using eigenvector decomposition. *Proceedings of SPIE*, Septiembere 1993.
- Nastar C. (1994). Vibration modes for nonrigid analysis in 3D images. *European Conference on Computer Vision*, vol. 1, 231-238.
- Nastar C. & Ayache N. (1994). Spatio-temporal analysis of nonrigid motion from 4D data. *IEEE Workshop on Motion of Non-rigid and Articulated Objects*, 146-151, IEEE Computer Society Press.
- Pentland A.P. Automatic extraction of deformable part models. *International Journal of Computer Vision*, 4, 107-126.
- Pentland A.P. & Sclaroff S. (1991). Closed-form solutions for physically-based shape modeling and recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13 (7), 715-729.
- Pentland A.P. & Horowitz B. (1991). Recovery of non-rigid motion and structure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13 (7), 730-742.
- Rao A.R. & Jain J.C. (1992). Computerized flow field analysis: Oriented texture fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14 (7), 693-709.
- Rohr K. (1993). Incremental recognition of pedestrians from image sequence. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 8-13.
- Rohr K. (1994). Toward model-based recognition of human movements in image sequences. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding*, 59 (1), 94-115.
- Sclaroff S. & Pentland A. (1993). A modal framework for correspondence and description. *Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision*, 308-313.

- Scalaroff S. & Pentland A. (1994). On modal modeling for medical images: Underconstrained shape description and data compression. Proceedings of the IEEE Workshop on Biomedical Image Analysis.
- Terzopoulos D., Platt J., Barr A. & Fleischer K. (1987). Elastically deformable models. *ACM Computer Graphics*, 4 (21), 205-214.
- Terzopoulos D., Witkin A. & Kass M. (1987). Symmetry-seeking models for 3-D object reconstruction. *International Journal of Computer Vision*, 1 (3), 211-221.
- Terzopoulos D. & Witkin A. (1988). Deformable models. Physically based models with rigid and deformable components. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 8, 41-51.
- Terzopoulos D. & Metaxas D. (1991). Dynamic 3D models with local and global deformations: Deformable superquadrics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence*, 13 (7), 703-714.
- Terzopoulos D. & Szeliski R. (1992). Tracking with Kalman snakes. En: Blake A. & Yuille A.L., eds., *Active Vision*, 3-20. The MIT Press.
- Turk M.A. & Pentland A. (1991). Face recognition using eigenfaces. Proceedings of CVPR, 586-591.
- Yuille A.L. (1992). Feature extraction from faces using deformable templates. *International Journal of Computer Vision*, 8 (2), 90-111.