

大きな照明条件変動に対応するファジイ色分類を用いた カラーボール認識手法の開発

Illumination-Invariant Object Recognition using Fuzzy Color Classification

実川 達明 (東京大) 菊地 敏文 (中央大) 上田 隆一 (東京大)
新井 民夫 (東京大) 梅田 和昇 (中央大)

Yoshiaki JITSUKAWA, The University of Tokyo
Toshifumi KIKUCHI, Chuo University
Ryuichi UEDA, The University of Tokyo
Tamio ARAI, The University of Tokyo
Kazunori UMEDA, Chuo University

In a color-coded environment like that of RoboCup Soccer, utilization of color information is very effective for object recognition. However, appearance of the color of an object depends on lighting condition. This paper presents a novel object recognition method that works under variable lighting condition. To achieve the robustness toward the changes of lighting, the color of an object is modeled as a fuzzy distribution in HSV color space. By color extraction from an input image, the object of interest appears in the image, and then the method fits a parametric curve to the contour of an object in a color extraction image. We demonstrate the robustness of this method by applying this method to the problem of the ball recognition.

Key Words: Fuzzy Color Classification, Object Recognition, Curve Fitting

1. 序論

ロボット工学および人工知能の標準問題として、毎年、ロボットによるサッカー競技の世界大会であるロボカップが開催されている。ロボカップでは、ボールはオレンジ色、ゴールは黄色や水色といったように全ての物体がそれぞれ固有の色で塗られており、色情報を手がかりとした物体認識手法のテストベッドとなっている¹⁾。

色情報の利用方法として、RGB 値などの画素値に基づき画像中からオレンジ色や水色といった色クラスに属する画素を抜き出す、色抽出と呼ばれる手法が、ロボカップにおいて広く用いられている²⁾。色抽出を行うためには、色分類と呼ばれる、画素値がどの色クラスに属するかの判別が必要である。色分類の方法は様々なものが考案されており、中でも色分類テーブルと呼ばれる各画素値と色クラスを直接対応づけるテーブルを用いる方法が、高精度な色分類が可能であることから多くの研究で利用されている。しかし、固定の色分類テーブルによる色抽出は、照明の変化により色抽出精度が低下するという欠点がある。例えば、図 1 に見られるように、1300[lx] の照明環境用に調整された色分類テーブルは 550[lx] の照明環境下では適切に色抽出が行えない。現在のロボカップは室内の整備された照明環境で競技が行われているが、将来は実際のサッカーフィールドで競技を行うことが目標とされている³⁾。また、ロボカップの 1 部門である 4 足ロボトリグでは、照明変化に対応するための研究を促進するため、時間的、空間的に変化する照明条件の下でロボットにサッカーをさせるというチャレンジ競技が行われている⁴⁾。中型機リーグにおいても、自然光環境下での競技への移行についての議論がなされている⁵⁾。このように、ロボカップにおいて、ロボットに照明変化への対応能力を持たせることが重要になっている。

照明変化へ対応する方法の一つは、変化に適応してロボットが自身の持つ色分類テーブルを動的に調整するというものであり、いくつかの手法が提案されている^{6, 7, 8)}。しかし、ロボットが自動的に調整したテーブルは、人間の手により調整されたテーブルに比べ、一般的に色抽出の正確さに劣る。Jüngel より提案された手法⁸⁾は、抽出された色の境界の位置情報を

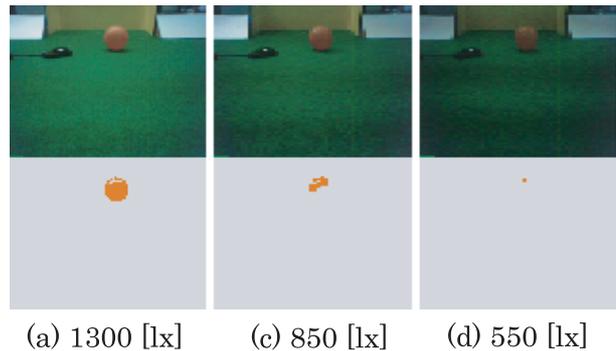


Fig.1 Degraded performance of color extraction by changes of lighting condition. Color classification is calibrated to the lighting condition of (a).

併用することで色抽出の不正確さを補っている。しかしこの手法は、例えば、ゴールの下端は画像上の水平線の下に見えるはずである、といったアドホックな仮定を必要とする。

現在ロボカップで用いられている色分類について見ると、そのほとんどが、ある画素値がある色クラスに属するか属さないかを 2 値的に区別するものである^{9, 10, 11, 12)}。この種の色分類では、色クラスの境界において、色の小さな違いが、色クラスの所属の違いという大きなものに拡大されてしまう。それゆえ照明変化により物体の色の見え方が変わった場合、その変化が比較的小さくても、抽出される画素が大きく変化してしまう。これに対し、いくつかの研究では、画素値が色クラスに属するか否かについてあいまいな判定を与えるファジイ色分類が用いられている^{13, 14)}。このあいまいさにより、ファジイ色分類は 2 値的な色分類に比べて照明変化時の色抽出結果の変化が小さい、という利点もたらされる。

これまでの議論では色分類を行うことを前提としていたが、色分類によらず別の画像特徴を用いて物体認識を行う手法も存在する。Hanek らは、contract curve density アルゴリズム

(CCD アルゴリズム)と呼ばれる、物体の色についての事前知識を用いない手法を提案した¹⁵⁾。この手法は、物体の輪郭線を、active contours¹⁶⁾あるいはsnakes¹⁷⁾として知られるパラメトリック曲線で表現し、これを画像中の認識対象物体に当てはめるものである。当てはめりのよさ(適合度)を曲線近傍の局所特徴量から計算し、適合度を改善する手順を繰り返すことで当てはめが行われる。この手法は、物体の色についての事前知識を要しないため照明変化に対するロバスト性を有するが、局所特徴量の計算の繰り返しのため多くの計算量を必要とすることが欠点である。

以上の議論から、本研究では、照明条件の変化にロバストな物体認識手法の開発を目的とし、本稿ではファジィ色分類を用いた新たな物体認識手法を提案する。提案手法は、CCD アルゴリズムと同様にパラメトリック曲線の画像への当てはめを行うが、適合度の計算には画像の局所特徴量ではなく、ファジィ色分類により得られる色情報を利用する。必要とする事前知識は、物体の色および形状の情報である。

2. ファジィ色分類による物体認識

2.1 概要

本節では提案手法を説明する。図2に本手法の手順の概観を示す。本手法では、まず、元画像からの色抽出を行う。図1(a)に見られるように、2値的な色分類では、色抽出の結果、認識対象の物体がブロッブ(blob)と呼ばれるはっきりした領域として浮かびあがる。一方、ファジィ色分類では、画素値に色グレードと呼ばれる、画素値がどれくらいその色らしいかを表す量を割り当てる。したがって、2値的な色分類とは対照的に、物体は濃淡をもった領域として色抽出画像に現れる(図2(b)参照)。本稿ではこの濃淡領域をクラウド(cloud)と呼ぶ。

次に、抽出されたクラウドに物体の輪郭曲線を当てはめる。輪郭曲線は、パラメトリック曲線と呼ばれる、その形状、大きさ、位置がいくつかのパラメータで制御される曲線で表現される。この輪郭曲線がクラウドに最もよく当てはまるようにパラメータを最適化することで、当てはめが実現される。また、実際には画像中に認識対象の物体が存在しない場合も考えられる。そこで最後に、本当に画像に認識対象物体が映っているか否かを、曲線の当てはまり具合から判定する。

2.2 ファジィ色分類による色抽出

はじめに、本手法で用いるファジィ色分類について説明する。ここでは色クラス C をファジィ集合として定義する。通常の集合の概念では、全体集合の要素が対象の集合に属するかそうでないかが2値的に決定される。これに対し通常の集合の拡張であるファジィ集合では、集合に属する程度を、グレードと呼ばれる連続量(あるいは多レベルの離散量)で表現する。メンバーシップ関数 μ はこのグレードを決定する関数である。ここでは色分類を考えているので、 μ は色空間 S からグレードへの写像、

$$\mu: S \mapsto [0, 1] \quad (1)$$

となる。ただし、グレードの範囲は $[0, 1]$ とした。画素値 I は色空間 S の要素であり、したがって、 μ は画素値 I の関数 $\mu(I)$ となる。 $\mu(I)$ は I が C に属する程度、つまり、画素値がどの



Fig.2 Overview of the proposed method. (a) Original input image. (b) Color extraction image from (a). (c) Contour curve (green) fitted to the cloud in (b)

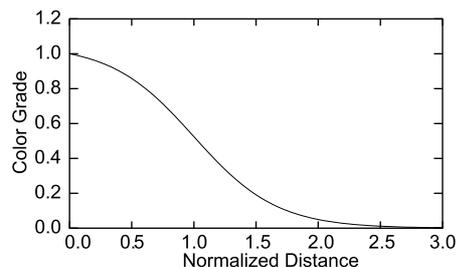


Fig.3 Profile of color grade function

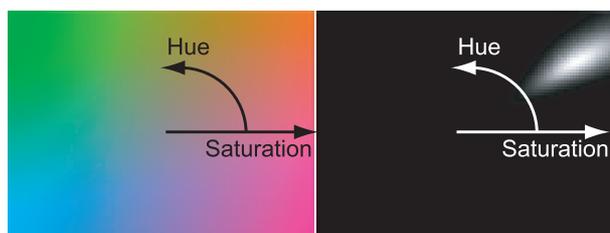


Fig.4 (left) Hue-Saturation section of HSV color space. (right) Color grade distribution of an orange color class in the section shown in the left. High brightness means high grade value

程度 C の色らしいかを表す。本稿ではこの程度を色グレードと呼ぶ。

次に、色グレード $\mu(I)$ の算出方法について述べる。本手法では、色グレードの分布を、色空間中の楕円体状分布としてモデル化する。楕円体の各軸は色空間の座標軸に平行であるとする。また、色空間として、色を色相(Hue)、彩度(Saturation)、強度(Value)の3要素で表現するHSV色空間を用いる。各軸を座標軸に平行に設定するので、楕円体状分布は、その中心座標 (m_h, m_s, m_v) および各軸の長さ $(\sigma_h, \sigma_s, \sigma_v)$ でパラメータ化できる。ここで、画素値 $I = (h, s, v)$ から楕円体中心 (m_h, m_s, m_v) までの、 $(\sigma_h, \sigma_s, \sigma_v)$ で正規化された距離 $d(I)$ を導入し、 $d(I)$ の関数として色グレードを表現することを考える。距離 $d(I)$ は、

$$d(I) = d(h, s, v) = \sqrt{\frac{(h - m_h)^2}{\sigma_h^2} + \frac{(s - m_s)^2}{\sigma_s^2} + \frac{(v - m_v)^2}{\sigma_v^2}} \quad (2)$$

と定義する。ここで、 d の関数であることを明示するため、色グレードを μ_d で表記する(つまり $\mu_d(d(I)) = \mu(I)$ となる。)(2)式からわかるように、 I が分布中心から離れるにしたがって $d(I)$ が大きくなる。そこで、 $\mu_d(0) = 1$ とし、 d の増加にしたがって μ_d を減少させるために、 $\mu_d(d)$ を

$$\mu_d(d) = \frac{1 + \exp(-\alpha)}{1 + \exp(\alpha(d - 1))} \quad (3)$$

のように定義する。ただし、 α は関数の分布の広がりを決めるパラメータである。図3に $\mu_d(d)$ の概形を示す。また、色グレード分布の例を図4に示す。

以上で述べたファジィ色分類の方法によって、入力画像の各画素について色グレードを計算することで、色抽出画像が生成される。色抽出の結果、認識対象物体は図2(b)のように、クラウドとして浮かび上がる。

2.3 輪郭曲線の当てはめ

色抽出処理の次段階では、パラメトリック曲線として表現される物体の輪郭曲線をクラウドへ当てはめる。当てはめは、曲線のクラウドへの適合度 F を最大化するように曲線パラメータを最適化することで行われる。 F は

$$F = E[\mu_{\text{inner}}] - kE[\mu_{\text{outer}}] \quad (4)$$

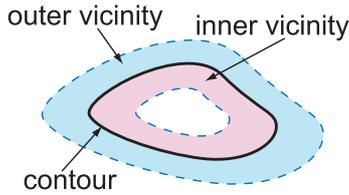


Fig.5 Contour curve and its inner/outer vicinity

のように計算される．ここで， k は定数であり，また $E[\mu_{\text{inner}}]$ は図 5 に示される輪郭の内側領域の色グレードの平均値である．同様に， $E[\mu_{\text{outer}}]$ は，輪郭の外側領域の色グレードの平均値を表す．右辺第 1 項はクラウドを輪郭曲線内に捉えるように働くが，同時に曲線をより色グレード密度の高い領域へ収束させる働きもある．そこで，第 2 項を付け加えることで必要以上の収束を避ける．

適合度 F の最適化には，多次元の最適化手法である滑降シンプレックス法¹⁸⁾を用いる．シンプレックスとは， N 次元空間においては， $N + 1$ 個の頂点からなる多面体であり，シンプレックスの各頂点はその座標により N 次元の曲線パラメータを表している．最適化プロセスでは，各頂点のパラメータに対して適合度 F が計算され，それらの F の最小値を大きくするようにシンプレックスが変形される．この変形を繰り返すことで，シンプレックスは最大値（あるいは極大値）に収束していく．

変形の繰り返しは次の 2 つの場合に終了する．一つは，シンプレックスが最大値に達したとみなせるほど収束した場合であり，もう一つは，反復回数が予め定めた回数を超えた場合である．また，なんらかの理由でシンプレックスが局所解にとらわれることが考えられる．そこで，局所解から脱するために，この最適化プロセスが数回繰り返される．無論この繰り返しは計算量の増加をもたらすため，繰り返しの回数はロバスト性と計算量のトレードオフを考慮して決めなくてはならない．

最後に当てはめ処理の結果として輪郭曲線のパラメータが出力される．しかし，もし認識対象物体が画像に映っていない場合は，無意味なパラメータが出力されることとなる．そこで，輪郭曲線が物体を囲んでいるか否かを適合度 F による閾値判断により判定する．

3. 実験

3.1 カラーボール認識実験の設定

提案手法の有効性を検証するため，提案手法によるカラーボール認識の実験を行った．ボールは図 7(a) に見られる，4 足ロボットリーグで使用されているオレンジ色のものを用いた．ここではボールの輪郭曲線を，中心座標 (x, y) および半径 r の計 3 パラメータで表される円としてモデル化した．円の内側領域は，

$$V_{\text{inner}} = \{p \mid 0.2r < \sqrt{(u-x)^2 + (v-y)^2} < r\} \quad (5)$$

のように定義した．ここで， p は画素を表し， (u, v) は画素の座標を表す．同様に，円の外側領域を

$$V_{\text{outer}} = \{p \mid r < \sqrt{(u-x)^2 + (v-y)^2} < 1.8r\} \quad (6)$$

のように定義した．図 6 にこれらの領域を図示する．

曲線パラメータの初期値 $(x_{\text{init}}, y_{\text{init}}, r_{\text{init}})$ は，クラウドの大きさと位置から決定する． $\mu(u, v)$ を (u, v) の画素の色グレードとして，初期値は

$$\begin{pmatrix} x_{\text{init}} \\ y_{\text{init}} \\ r_{\text{init}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum u\mu(u, v) / \sum \mu(u, v) \\ \sum v\mu(u, v) / \sum \mu(u, v) \\ \beta \sum \mu(u, v) \end{pmatrix} \quad (7)$$

のように計算される．ただし， β は定数である．また，和は画像中の全画素について計算する．

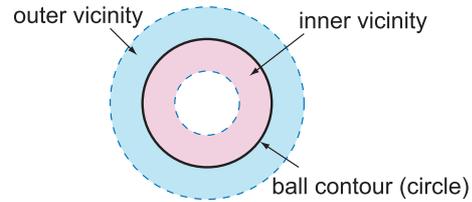


Fig.6 Contour curve of the ball and its inner/outer vicinity

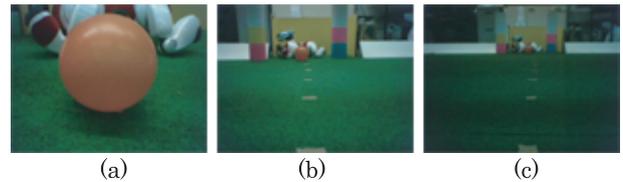


Fig.7 Examples of images used in the experiment. (a) 200 [mm] distance under 1250 [lx] brightness. (b) 1000 [mm] distance under 950 [lx] brightness. (c) 2000 [mm] distance under 500 [lx] brightness

色分類のパラメータは，床面照度 1250 [lx] の蛍光灯照明環境下で調整した．具体的なパラメータの値は， $(m_h, m_s, m_v) = (20, 200, 150)$ ， $(\sigma_h, \sigma_s, \sigma_v) = (3, 20, 50)$ であった．ただし，色相 H の範囲を $[0, 360)$ とし，彩度 S と強度 V の範囲を $[0, 256)$ とした．

また，滑降シンプレックス法の反復回数は 6 回とした．このとき，4 足ロボットリーグで使用されるロボット，ERS-7 による画像 1 枚あたりの処理時間を計測したところ，15-20[ms] となった．これは，30 フレーム毎秒の処理を実現するのに十分な速度である．

3.2 照明条件の変化に対する実験

照明条件の変化に対するロバスト性の評価のため，ボールが映っている画像に対して提案手法を適用し，ボール輪郭半径の推定を行った．まず，ERS-7 により，1250 [lx]，950 [lx]，500 [lx] の 3 種類の照度環境で，ボールまでの距離を 200 [mm] から 2000 [mm] まで 200[mm] 間隔で変えてボール画像の撮影を行った．実験には，それぞれの条件で 10 枚ずつ撮影して得られた計 300 枚の画像を使用した．図 7 は用いた画像の例である．画像には，4 足ロボットリーグで用いられる色のほとんど（オレンジ，ピンク，黄色，水色，赤，緑，白）が含まれている．次に，それら全ての画像について，提案手法によって円の当てはめを行い，当てはめられた円の半径を出力した．最後に，得られた半径を手作業で測定した半径と比較し，誤差を求めた．

結果，それぞれの条件での平均誤差はすべて 1 ピクセル以下であった．また，最大誤差は，図 8 に示されるように，2 つの条件下のものを除いて約 1.5 ピクセル以下であった．その 2 つの条件は，最も暗い照明条件下で最も遠い 2 つの距離で撮影したものであり，この条件においても最大誤差は 3 ピクセル以下であった．この結果により，提案手法の，照明の明るさの変化に対するロバスト性が示された．

もちろん明るさだけでなく，色合いについても照明条件が変化する可能性がある．そこで，色分類における色相のパラメータである m_H を変化させ，擬似的に色合いを変化させた条件下でボール半径の推定実験を行った．その結果，図 9 のように，10[deg] から 25[deg] まで 15[deg] の範囲で推定精度が保たれていた．

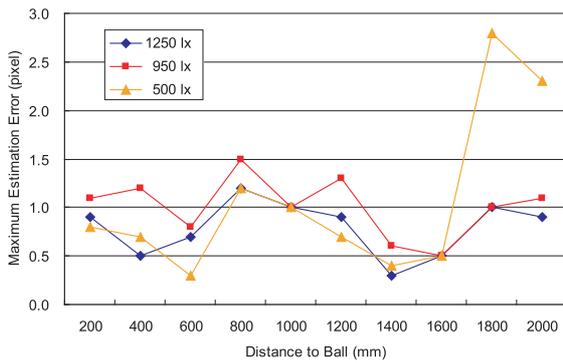


Fig.8 Maximum errors of estimated radius. The brightness of lighting changes from 1250 [lx] to 500 [lx] and the distance to the ball changes from 200 [mm] to 2000 [mm]

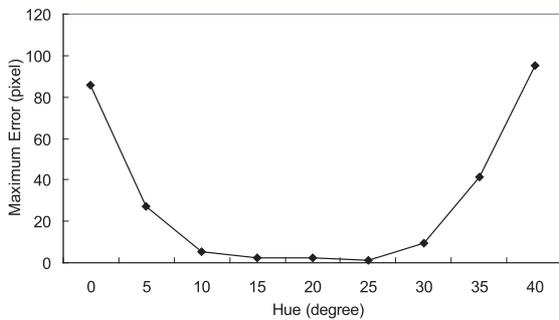


Fig.9 Maximum errors of estimated radius under pseudo-changes of the chromaticity of lighting

次に、ボールが映っている画像とそうでない画像の識別実験を行った。前述のように、この識別は推定された輪郭曲線の適合度に基づいてなされる。そこで、ボールが映っている画像とそうでない画像について推定輪郭曲線の適合度を求めた。図 10 に得られた適合度を示す。この結果から、照明の明るさが暗くなるにつれて適合度が下がる傾向が見られるが、ボールがある場合とそうでない場合には、明らかな適合度の違いが存在することがわかった。したがって、これらの識別は可能であると云える。

4. 結論

本稿では、照明条件の変化に対応可能な物体認識手法を提案し、それをカラーボールの認識問題に適用した。本手法は、ファジィ色分類により入力画像から認識対象物体の色の抽出を行い、色抽出画像に対して物体の輪郭をモデル化した曲線の当てはめを行う。曲線はパラメータで制御され、もっとも当てはまりのよいパラメータを滑降シプレックス法により探索することで当てはめが実現される。本手法の利点は、

- 照明変化にロバスト
- 実時間で計算可能

という点であり、これらを実験により検証した。実験において、本手法は 500 [lx] から 1250 [lx] の照度条件で安定した性能を発揮した。また、15[deg] の色相変化にも対応できた。計算速度については、30 フレーム毎秒の処理が可能であった。

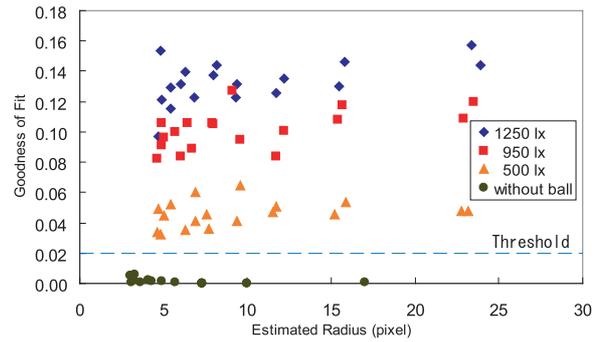


Fig.10 Comparison of the goodness of fit between images with the ball and images without the ball

文献

- (1) Gönner, C., Rous, M., Kraiss, K.F.: Real-Time Adaptive Colour Segmentation for the RoboCup Middle Size League. In: RoboCup International Symposium 2004 (2004)
- (2) Hanek, R., Schmitt, T., Buck, S., Beetz, M.: Towards RoboCup without Color Labeling. In: RoboCup International Symposium 2002 (2002)
- (3) RoboCup Official Site. <http://www.robocup.org/>
- (4) Technical Challenges for the RoboCup 2004 Legged League Competition. <http://www.tzi.de/roefer/Rules2004/challenges2004.pdf>
- (5) Mayer, G., Utz, H., Kraetzschmar, G.K.: Playing Robot Soccer under Natural Light: A Case Study. In: RoboCup International Symposium 2003 (2003)
- (6) Dahm, I., Deutsch, S., Hebbel, M., Osterhues, A.: Robust Color Classification for Robot Soccer. In: RoboCup International Symposium 2003 (2003)
- (7) Sridharan, M., Stone, P.: Towards Illumination Invariance in the Legged League. In: RoboCup International Symposium 2004 (2004)
- (8) Jüngel, M.: Using Layered Color Precision for a Self-Calibrating Vision System. In: RoboCup International Symposium 2004 (2004)
- (9) Bruce, J., T.Balch, Veloso, M.: Fast and inexpensive color image segmentation for interactive robots. In: IROS'00. (2000) 2061–2066
- (10) Brusey, J., Padgham, L.: Techniques for obtaining robust, real-time, colour-based vision for robotics. In: RoboCup International Symposium 1999. LNAI 1856, Springer (2000) 243–256
- (11) Amoroso, C., Chella, A., Morreale, V., Storniolo, P.: A segmentation system for soccer robot based on neural networks. In: RoboCup International Symposium 1999. LNAI 1856 (2000) 136–147
- (12) Cameron, D., Barnes, N.: Knowledge-based autonomous dynamic color calibration. In: Robocup International Symposium 2003, Padua, Italy (2003)
- (13) Leubner, C.: Adaptive Color- and Edge-Based Image Segmentation Using Fuzzy Techniques. Lecture Notes in Computer Science 2206 (2001) 43–55
- (14) Reyes, N.H., Daios, E.P.: A Fuzzy Approach in Color Object Detection. In: ICIT'02. (2002) 232–237
- (15) Hanek, R.: The Contracting Curve Density Algorithm and its Application to Modelbased Image Segmentation. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 1 (2001) 797–804
- (16) Blake, A., Isard, M.: *Active Contours*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York (1998)
- (17) Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D.: Snakes: Active contour models. International Journal of Computer Vision 1 (1988) 321–331
- (18) Press, W.H., Flannery, B.P., Teukolsky, S.A., Vetterling, W.T.: *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press, (1988)