動線の軌跡と滞留に着目した動作解析

大西 正輝 † 依田 育士 ††

†,†† 産業技術総合研究所 情報技術研究部門
〒 305–8568 つくば市梅園 1–1–1 中央第 2
E-mail: †onishi@ni.aist.go.jp, ††i-yoda@aist.go.jp

あらまし 近年，実環境において人間の移動軌跡（動線）を抽出する研究が行われている．実証フィールドはこれまでの実験室レベルから現場レベルへと移りつつあり，商業施設での顧客行動解析や駅や空港などでの安全管理，オフィスにおける仕事効率の計測など様々な応用分野を切り開きつつある．本稿ではステレオカメラを用いて実シーンにおける動線を抽出し，動線を軌跡と滞留に分割することによってクラスタリングを行い，動作を解析する手法を提案する．また，提案手法を用いて実際の救急隊の訓練を解析することによってチーム医療行為の解析の一助となり得ることを明らかにする．

Behavior Analysis using Trajectory and Staying Position of Human

Masaki ONISHI† and Ikushi YODA††

†,†† Information Technology Research Institute,
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)
1–1–1 Umezono, Tsukuba 305–8568
E-mail: †onishi@ni.aist.go.jp, ††i-yoda@aist.go.jp

Abstract In recent years, many human tracking researches have been proposed in order to analyze human dynamic trajectory. These experimental fields are changing from a laboratory to a real world. These researches are developing various applicable fields, such as analysis for management in a store, measurement for safety control in a station and an airport, measurement for work efficiency in a office, and so on. In this paper, human trajectories in a real scene are extracted using a stereo camera. First, the extracted human trajectories are clustered by dividing into motion trajectories and staying points. Next, human behavior is analyzed using motion trajectories and staying points. In the last, team action is evaluated by analysis of rescue training using proposed method.

1. はじめに

近年，実環境における人間の抽出や追跡に関する研究が盛んに行われており，実証フィールドは従来の研究室レベルから実際に処理を必要とする現場レベルへと移りつつある．これらの研究が切り開く応用分野としては商業施設における集客性などの顧客行動分析 [1]～[3] や交差点・踏切・駅・空港などでの安全管理 [4]～[6]，病院・老人ホームなどでの徘徊・異常検出 [7], [8]，オフィスにおける仕事効率の計測などが考えられており，実利用を目指して実環境でのデータが取得されている．

しかし，その一方でこれらの研究の多くは実利用という観点ではほとんど役には立っておらず，現状の用途としては「正常か異常か」の 2 値判断程度の利用であり，極めて限定的である．筆者らの研究班ではこれまでに実際の商業店舗における長期間の動線解析 [9], [10] や，救命救急医療におけるチーム医療の解析 [11], [12] など動線の実利用を目指した研究を行ってきている．

本稿では画像処理によって抽出した動線の実利用を目指しており，観測される動線を軌跡と滞留に分類する手法を提案する．また，実際の救命活動の訓練現場において，提

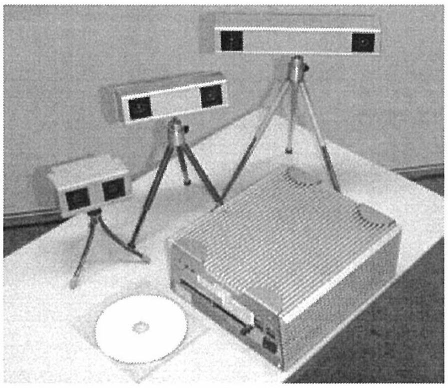


図 1　ユビキタスステレオビジョンデバイス
Fig. 1　Ubiquitous Stero Vision Device (USVD)

案手法がチーム活動の評価の助けになる可能性があることを示す．

なお，人間を抽出・追跡するためのセンサとしては，RFID やレーザセンサなどを用いる手法が提案されている [13], [14] が，本研究では光量の変化などに対してロバスとなステレオカメラによる画像処理を用いる．画像処理による手法は人間の位置だけではなく男女別や身長別など様々な情報を抽出できる可能性があることから有望視されている．特に筆者らが提案している動線抽出手法 [15] は野外で人の密度が 0.5 [人/m^2] 程度の環境においても 98 % 以上の高い抽出精度を実現している．

以下，**2** 章でステレオカメラを用いた動線の抽出手法について簡単に説明し，**3** 章で動線のクラスタリング手法について説明する．さらに **4** 章で実験・考察を行い，**5** 章でまとめる．

2. 動線の抽出

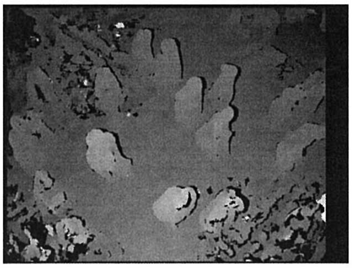
本研究ではステレオカメラを用いて動線を抽出する．ここでは基礎アルゴリズムとして利用するファジィクラスタリングによる動線抽出手法 [15] について簡単に説明する．

2.1 ユビキタスステレオビジョン

筆者らの研究班ではユビキタスステレオビジョンと呼ばれる，どんな場所でも頑健に使えることを目指したステレオビジョンのハードウェアとソフトウェアを開発している（図 1）．

ユビキタスステレオビジョンは，640 × 480 画素のステレオ画像を FPGA ボードによって処理することで，各画素あたり 2 [byte] の視差値を 15 [fps] で得ることができる（320 × 240 画素の場合は 30 [fps]）．視差計算は専用の FPGA ボードで行うため，後段のポストプロセスに 100% のマシン CPU パワーを費やすことができる．また，用途に合わせてカメラのベースラインは 5, 10, 18 [cm] の 3 種類を用意している．図 2 に野外の交差点内のユビキタスステレオビジョンから得られたテクスチャ画像 (a) と視差画像 (b) の例を示す．

(a) テクスチャ画像
(a) Texture image



(b) 視差画像
(b) Disparity image

図 2　ユビキタスステレオビジョンによって得られた画像
Fig. 2　Input image from USVD

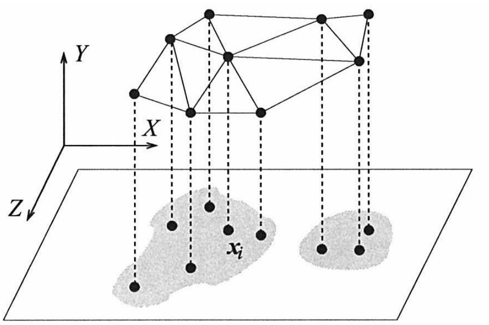


図 3　座 標 系
Fig. 3　Coordinate System

視差画像はカメラをピンホール投影と仮定することによって，画素 (x, y) の視差値 d から 3 次元上の点 $\boldsymbol{X}_{xy} = (X_{xy}, Y_{xy}, Z_{xy})$ に復元することができる．$\boldsymbol{X}$ の座標系は計算の簡略化のため，$X - Z$ 平面が床面と平行になるようにキャリブレーションする．図 3 のようにすべての 3 次元復元結果に対して $Y > 0$ の画素を床面に投影し，要素 $\boldsymbol{x}_i = (X, Z)$ に格納する．そして $\boldsymbol{x}_i$ をクラスタリングすることで動線を抽出する．

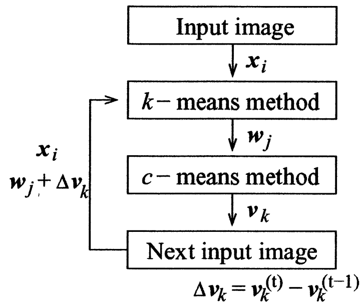


図 4　クラスタリング処理のながれ
Fig. 4　Flow of clustering

図 5　動線の抽出結果
Fig. 5　Example of Extracted Trajectory

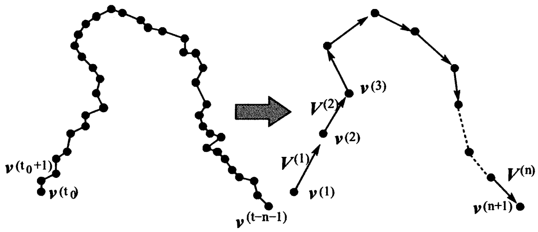


図 6　動線クラスタリングのための特徴量
Fig. 6　Features for Clustering of Trajectory

2.2　二段階ファジィクラスタリングによる動線の抽出

本クラスタリング手法は二段階の階層構造を持つ．まず，初期クラスタリングで要素 x_i $(i = 1, 2, \cdots, M)$ からある程度の大きさにまとめた中間クラスタ w_j $(j = 1, 2, \cdots, N)$ を作り，次に最終クラスタリングで中間クラスタから人間領域 v_k $(k = 1, 2, \cdots, C)$ を抽出する．処理のながれを図 4 に示す．

初期クラスタリングには k-means 法を用い，最終クラスタリングにはファジィクラスタリングである c-means 法を用いる．ファジィクラスタリングでは提案者である Bezdek に倣い，k-means 法を c-means 法と呼ぶのが一般的である [16]．本稿ではファジィクラスタリングを指す場合には c-means 法と呼び，k-means 法はファジィ性のないものとして区別している．また，初期から c-means 法を用いる方法も考えられるが，c-means 法は各要素毎にメンバシップ関数を計算する必要があり，要素数が増えると計算量が増大する．そこで，初期クラスタリングでは k-means 法を用いる．さらに各クラスタ v_k は速度を求めておき，v_k に含まれる w_j における次フレームの予測値に用いる．

本クラスタリング手法は階層的な予測を導入することで時系列情報を有効に活用し，c-menas 法を利用することで，クラスタ間が隣接した場合には曖昧な分割を表現することができる．また，時系列画像のクラスタリングであるため，一枚の画像では収束計算を行わず，時間を進めながら繰り返し計算を行うことで効率良く計算することができる．

動線の抽出例を図 5 に示す．本手法は，野外で人の密度が 0.5 [人/m^2] 程度の環境において動線の始めから最後までを完全にトラッキングできた場合に成功と見なす抽出率で 98% 以上の精度を実現している．

3.　動線の解析

次に，時刻 t_0 〜 t までの間に得られた動線 $[v^{(t_0)}, v^{(t_0+1)}, \cdots, v^{(t-1)}, v^{(t)}]$ を解析する方法を明らかにする．

3.1　動線の分割

得られた動線をリアルタイムで滞留と軌跡に分割する．分割する基準は動線の中で一定時間移動のない区間があった場合とし，移動のない区間を滞留，滞留以前の動線を軌跡として登録する．

つまり，

$$d = \sum_{i=1}^{n} ||v^{(t-i+1)} - v^{(t-i)}||$$

が閾値以下だった場合に，$[v^{(t_0)}, \cdots, v^{(t-n-1)}]$ を軌跡，$[v^{(t-n)}, \cdots, v^{(t)}]$ を滞留として登録し，現在の時刻を t_0 とする．ただし，軌跡の部分が存在しない場合には滞留のみを登録する．

3.2　軌跡の登録

得られた軌跡 $[v^{(t_0)}, \cdots, v^{(t-n-1)}]$ を過去に得られた軌跡とクラスタリングすることによって登録する．軌跡の特徴量は，動線の長さ $L = \sum ||v_{i+1} - v_i||$ を n 当分するような代表点を動線の中から選択し，それらをつなぐベクトル $[V^{(1)}, V^{(2)}, \cdots, V^{(n)}]$ を利用する．特徴量の例を図 6 に示す．n は L/n によって求める．ただし，n はあらかじめ決めておく．

軌跡は時々刻々と入力されるため，オンラインでのクラ

スタリング手法が必要である．クラスタリングには競合学習による Learning Vector Quantization (LVQ) モデルを用いる．ただし，クラスタに融合するための閾値を設定しておき，融合するクラスタがない場合にはそこに新しいクラスタ中心を作成する．アルゴリズムを以下に示す．

[STEP1]：$\boldsymbol{a}_m = \arg\min_{0 \leqq i \leqq K} \|\boldsymbol{a} - \boldsymbol{a}_i\|$ を求める．

[STEP2]： 閾値以上であれば，$\boldsymbol{a}_{K+1} := \boldsymbol{a}$ を作る．

閾値未満であれば $\boldsymbol{a}_1, \cdots, \boldsymbol{a}_K$ を次式で更新する．

$\boldsymbol{a}_m := \boldsymbol{a}_m + \alpha(\boldsymbol{a} - \boldsymbol{a}_m)$

$\boldsymbol{a}_n := \boldsymbol{a}_n \ , n \neq m$

[STEP3]： 新たな動線が得られた時点で **[STEP1]** へ戻る．

ただし，$\boldsymbol{a} = [\boldsymbol{V}^{(1)}, \boldsymbol{V}^{(2)}, \cdots, \boldsymbol{V}^{(n)}]$ であり，$\boldsymbol{a}$ は時刻 t でのクラスタ中心を表す．また，α は学習率パラメータを表す．

3.3 滞留の登録

滞留の登録も軌跡の登録と同じく競合学習を用いる．アルゴリズムは **3.2** の [STEP1]～[STEP3] と同様で

$$\boldsymbol{a} = \frac{1}{n+1} \sum_{i=0}^{n} \boldsymbol{v}^{(t-i)}$$

とする．

4. 実験・考察

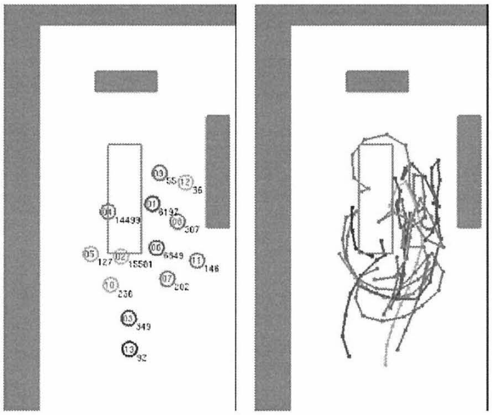
4.1 実　　験

筆者らの研究班では東京医科大学救急医学講座と共同して，救急医療の可視化を目指した研究を行っており [11], [12]，救急救命室（ER）の 4 箇所にユビキタスステレオビジョンを設置し，救急医療行為中の医師，看護師，技師などの動線を記録している．これらの研究の目的は医療情報を医療関係者だけではなく患者自身や家族とも共有すること，さらには救急医療というチーム医療を評価することである．しかし，現実には医療チームの構成や患者の症例のばらつきなどが問題を複雑化しており，同じ指標で評価することの難しさがある．

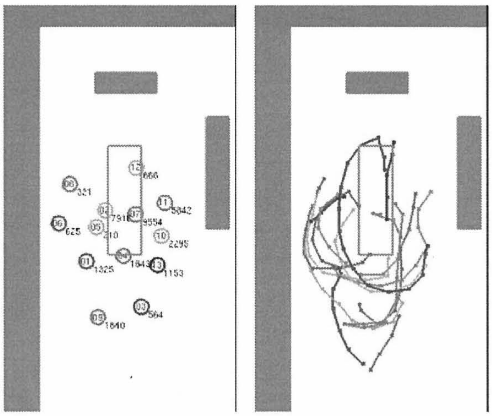
そこで，東京消防庁の協力を得てダミー人形を用いて救急隊員の訓練を行い，救命活動をユビキタスステレオカメラで撮影した．この場合は訓練であるためシナリオを統一することができ，全ての救急隊員の救命行為をある程度は規格化することができる．シナリオは，「70 才の男性が突然嫁の見ている前で，胸を押えて倒れた．倒れた男性は高血圧で佐々木病院に通院している」こととした．なお，救急隊は 3 名で構成され，通常は消防ポンプ隊が途中で合流するが，ポンプ隊は遅延するために救急隊のみで活動することとした．また，隊長のみが救命士の資格を持っていることとした．実験の一例を図 7 に示す．

提案手法によって抽出された滞留と主な動線を図 8 に示す．訓練を行った 6 つの隊の中から 2 隊の例を示している．真中の白い長方形がおおよそのベッドの位置を表しており，患者は頭を下向きにして倒れている．また，灰色の領域は静止物体の位置や壁を示している．滞留の真中の数字は ID 番号を表し，右下の数字が滞留に登録された数を表している．

図 7　救急隊訓練の一例
Fig. 7　Example of rescue training

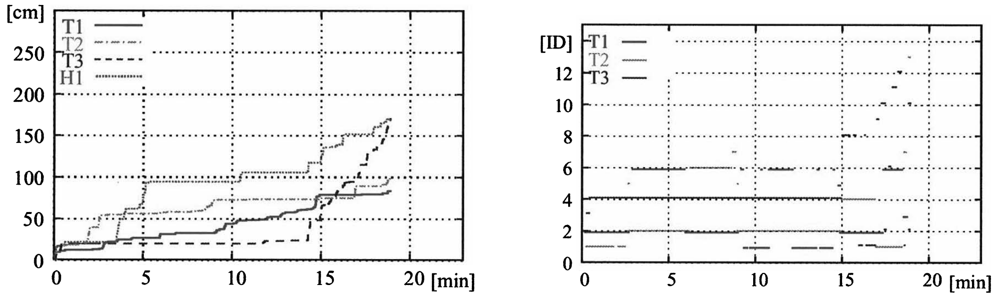


(a) 救急隊 1 の滞留と主な動線
(a) Staying position and trajectory of rescue team 1



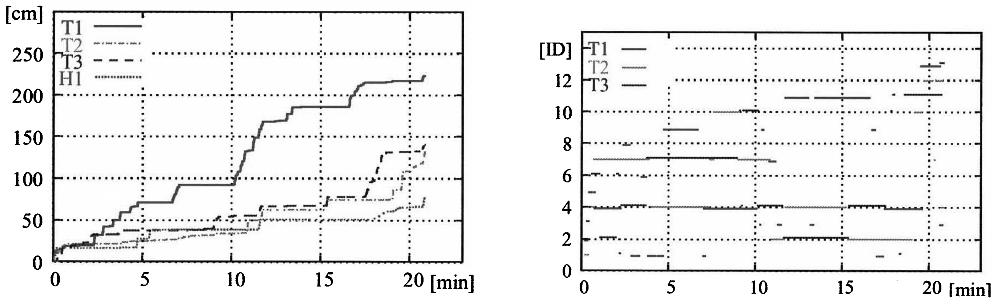
(b) 救急隊 2 の滞留と主な動線
(b) Staying position and trajectory of rescue team 2

図 8　滞留と軌跡
Fig. 8　Staying point and trajectory



(a) 救急隊 1 の移動距離と滞留の変化

(a) Moving distance and change of staying position of rescue team 1



(b) 救急隊 2 の移動距離と滞留の変化

(b) Moving distance and change of staying position of rescue team 2

図 9　移動距離と滞留の移り変わり

Fig. 9　Moving distance and change of staying position

今回のシナリオにおいて一連の救急活動行為は，(1) 心肺停止状態であることの確認，(2) 特定行為を行うために指導医への指示要請，(3) 気道確保，(4) 静脈路確保，(5) 患者をベッドからストレッチャーへ移乗，(6) 搬出，の順で行われるものと予想される．ただし，これら全ての行為を順に行わないといけないという決まりはなく隊長の判断によって飛ばされる場合もある．なお，心肺停止状態であるため，心臓マッサージは絶え間なく続けなければならない．

図 8 左図から，気道確保の位置（ベッドの下）や心臓マッサージ（ベッドの右や左）の位置での滞留数が大きいことが分かる．心臓マッサージには体力が必要であり，一人で継続することによって疲れてくるとその効果が落ちる．そのため，適宜交替しながら救命活動を行うのが望ましいとされている．

そこで，特に気道確保や心臓マッサージの位置における滞留間をどのように移動しているかを調べた．図 9 にその様子を示す．左図は時間毎の総移動距離を表し，右図が時間毎の人の滞留している ID を表している．それぞれ T1〜T3 が救急隊，H1 が家族を表している．なお，T1 が救命士の資格を持つ隊長である．救急隊 1 の例では ID 2 が気道確保の場所，ID4 が心臓マッサージの場所である．隊員 T3 が一人で心臓マッサージをし続けていることが分かる．一方，救急隊 2 の例では，ID4 が気道確保，ID7 と ID2 が心臓マッサージの位置である．隊員 T2 と T3 が順番に交替し位置を変えながら心臓マッサージを行っていることが分かる．なお，途中で患者右側（ID7）から患者左側（ID2）へと位置を変えたのは，静脈路確保の邪魔になるからである．

今後，どのようなタイミングでどのような声かけによって交替が発生していのかを社会学の会話分析的な観点から分析する予定であり，動線分析と会話分析の融合によってチーム医療評価への足掛かりになると考えている．

5. む　す　び

実際のシーンで観測された動線を自動的に軌跡と滞留に分類しクラスタリングすることで動作を解析する手法を提案した．また，実際に救急隊の訓練から得られる動線を解析することで，効率よく作業のローテーションができているかどうかを判断することができた．提案手法は救命活動の現場において，チーム医療を評価するための一つの評価基準になる可能性があるといえる．今後の課題としては，社会学的な会話分析などを重ね合わせるとことでさらに詳

細な行為分析を行うことなどがあげられる．

謝辞 撮影に協力して頂いた行岡哲男教授をはじめとする東京医科大学救急医学講座のスタッフおよび東京消防庁の担当スタッフに心から感謝する．本研究の一部はRISTEX（社会技術研究開発センター）の研究開発プログラム「科学技術と社会の相互作用」の支援によって行われた．

文　献

[1] 鈴木直彦，平澤宏祐，田中健一，小林貴訓，佐藤洋一，藤野陽三，“人物動線データ分析による逸脱行動人物の検出，”情処研報，2007-CVIM-158-15, March 2007.

[2] Jeffrey S. Larson, Eric T. Bradlow and Peter S. Fader, “An Exploratory Look at Supermarket Shopping Paths,” International Journal of Research in Marketing, vol.22, no.4, pp.395–414, Dec. 2005.

[3] 豊嶋伊知郎，服部可奈子，吉田琢史，板倉豊和，小磯貴史，“多段階のパターン認識を用いた歩行軌跡データからの顧客行動判別，”信学技報，PRMU2005-259, March 2005.

[4] 依田育士，細谷大輔，坂上勝彦，“ユビキタスステレオビジョンによる駅ホーム端安全管理，”電学論 C，vol.124-C, no.3, pp.805–811, 2004.

[5] Nils T. Siebel and Steve Maybank, “Fusion of Multiple Tracking Algorithms for Robust People Tracking,” *The seventh European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp.373–387, 2002.

[6] David Thirde, Mark Borg, Josep Aguilera, Horst Wildenauer, James Ferryman and Martin Kampe, “Robust Real-Time Tracking for Visual Surveillance,” EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol,2007,ID 96568, 2007.

[7] 青木茂樹，大西正輝，小島篤博，福永邦雄，“独居高齢者の行動パターンに注目した非日常状態の検出，”電学論 E, vol.125-E, no.6, pp.259–265, June 2005.

[8] 渡辺浩亘，牧野秀夫，北條晴正，石井郁夫，“検出領域を拡大した GPS 方式徘徊老人探索システム，”信学技報 HCS, vol.97, no.262, pp. 21-28, 1997.

[9] 大西正輝，依田育士，“長期観測動線のクラスタリングによる概念の形成とその自然言語表現，”画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2008)，IS5-23, July 2008.

[10] 大西正輝，依田育士 “ユビキタスステレオビジョンによる動線抽出とその応用— 長期間にわたる複合型オフィスにおける実証実験を例に —，”画像ラボ，Vol.19, 2009.（採録決定）

[11] 依田育士，大西正輝，川島理恵，織田順，行岡哲男 “ユビキタスステレオビジョンによる救命救急医療におけるチーム医療行為の解析，”第 14 回画像センシングシンポジウム (SSII08)，IN4-24, June 2008.

[12] 川島理恵，行岡哲男，大西正輝，依田育士，“チーム医療の質的評価に関するステレオカメラと会話分析による方法論的検討，”第 36 回日本救急医学会総会・学術集会，1-10-6, Oct. 2008.

[13] Bao Xu, Wang Gang, “Random sampling algorithm in RFID indoor location system,” *Proc. of the Third IEEE International Workshop on Electronic Design, Test and Applications*, pp.168–176, 2006.

[14] 中村克行，趙　卉菁，柴崎亮介，坂本圭司，大鋸朋生，鈴川尚毅，“複数のレーザレンジスキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価，”信学論 (D-II)，vol.J88-D-II, no.7, pp.1143–1152 2005.

[15] 大西正輝，依田育士，“ファジィクラスタリングを用いたステレオ映像からの動線抽出，”電学論 C，vol.128, no.9, pp.1438-1446, Sep. 2008.

[16] James C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms (Advanced Applications in Pattern Recognition), *Plenum Press*, 1981.