

教師なしニューラルネットワークによるドライバの頭部姿勢分類 Classification of Driver's Head Posture by Using Unsupervised Neural Networks

伊藤 桃代†
Momoyo Ito

佐藤 和人‡
Kazuhito Sato

福見 稔†
Minoru Fukumi

1. はじめに

交通事故死者数の中で一番多いのは歩行中の死者数である。交通事故総合分析センターが発表した歩行者死亡事故の分析では、自動車側の行動に注目すると、直進時の事故が 83%と圧倒的に多い。その時の運転者の人的事故要因は、考え事やぼんやりといった「漫然運転」が 35%、オーディオ操作や遠方の信号注視などの「わき見運転」が 35%で、「漫然運転」と「わき見運転」で全体の 70%を占めている。一方、歩行者側の行動の 70%が違反ありで、その内訳は、車両の直前・直後の横断、横断歩道外の横断、信号無視など横断に関する違反が 73%を占めている。これらを総合的に捉えと、運転者は直進している時に油断して「漫然運転」や「わき見運転」に陥り易く、一方、同時に歩行者が横断違反をしていると死亡事故に繋がる危険性が極めて高くなることが予測される。

漫然運転とは、心理的・生理的な要因によって注意が散漫になった状態（以下、注意散漫状態と記す）で運転することを指す。その結果、危険を発見できないことや、発見が遅れる事態が生じる。注意散漫状態とは、運転行動に集中せずに注意資源が分散している状態（以下、考え事状態、ぼんやり状態と記す）であり、事故を引き起こす重大な危険要因であることが指摘されている[1]。考え事状態については阿部ら[2]が、ぼんやり状態については本間ら[3]が、それぞれの状態における実験的検証を進めており、周囲状況の変化の見落としや発見遅れが発生し易い特徴的な場面の存在を確認している。交通事故予防の観点から、ドライバの運転行動を予測することは有効である。

しかしながら、ドライバの特性には個人差があり、常に一定ではなく、精神的負担などにより誘発される精神状態（感情ストレス）によって大きく影響される。感情ストレスは交通事故の重要ファクターの一つであり、焦り・イライラの感情状態は狭い車間距離、急激な加減速、高速走行など、危険運転行動を誘発する。また、過度な不安感情は、認知的処理過程と干渉し、見落としや不注意の状態を発生させる。

運転中に経験する感情ストレスは様々で、Matthews[4]は、大別すると次の 3 因子に分類されると述べている。第一に、「運転課題への関与の度合い (Task Engagement)」で、活動性、疲労が含まれる。第二の因子は、「困惑・苦悩 (Distress)」で、緊張感、快不快の感情、怒りの感情が含まれる。第三の因子は、「不安 (Worry)」で、認知的干渉の問題が含まれる。道路上で他車と錯綜することでイライラや怒りを知覚する閾値が高まり、自己が期待した通りに相手が行動しなかった場合、個人差は存在するが、

その感情がストレスとして意識される。また、時間的な制約の中で行動することは、焦りの感情を引き起こし易く、渋滞等により予定通りに行動できない場合は、焦りの感情ストレスが喚起される。しかしながら、ドライバの精神状態（感情ストレス）による運転特性の変化を考慮した運転行動予測は実現されていない。

自動車を運転するドライバは、そのスキル、嗜好、癖など様々な特性を持っているので、個々のドライバ特性に合った運転支援が重要となる。市街地の信号機のない交差点では、出会い頭の事故など数多く発生していることが報告されており、安全運転のためにはドライバが通常の正しい確認行動を行なうことが重要である。すなわち、交差点における安全確認動作に着目して、交通事故を引き起こす可能性のある不安全な運転行動を予測し、ドライバに指摘することは有用であると考えられる。運転中の安全確認動作には個人固有な頭部の動きパターンが存在し、注意力低下に伴う逸脱状態を示すシグナルが、このパターンにも表れると予想される。本研究では、ドライバの頭部姿勢の 3 次元情報（安全確認に伴う首振り動作）を単眼カメラで撮影された 2 次元画像上での位相変化のみから抽出し、安全確認動作のモデル化を行うことで、危険運転を引き起こすきっかけとなる平常状態からの継続的逸脱を検出するシステムの構築を目的とする。本稿では、安全確認動作のモデル化のための頭部姿勢定量化手法として、2 種類の教師なしニューラルネットワークをハイブリッド化した手法を提案し、ニューラルネットワークのパラメータ調整による安全確認行動時の頭部姿勢カテゴリ分類結果について考察を加えた。

2. 安全確認動作の分析

交通事故の多くは交差点付近や交差点内で生じている。交差点における安全確認が十分でなかった場合、そのドライバは危険運転を引き起こす可能性を有していると考えられる。本稿では、ドライバの運転行動の中でも、信号機のない見通しの悪い交差点における安全確認行動に着目し、安全確認動作の定量化のための分析を行った。

2.1 データ取得環境

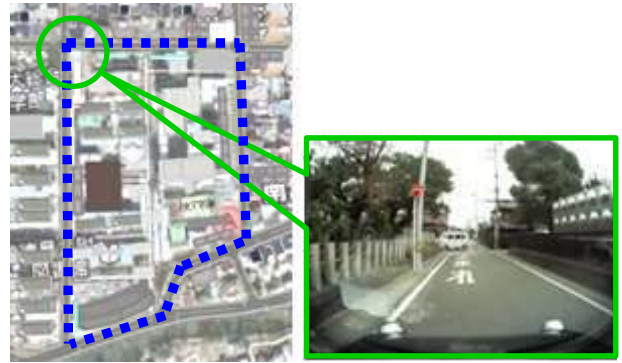
分析データは、軽自動車に乗車した 20 代男性 1 名を対象とし、単眼車載カメラ（株式会社安心マネジメント製 あんしん mini, 図 1 参照）をドライバの前方上部に設置し撮影した。また、進行方向に向けたカメラも設置し、運転シーンの撮影も同時に行った。動画のフレームレートは 30 fps、解像度は 480×640 ピクセルである。走行コースは徳島大学常三島キャンパス周辺の道路（図 2(a)参照）とした。1 回の走行は約 15 分であった。被験者には 3 日間に渡り同じコースを走行してもらい、3 つのデータセットを構築した。それぞれのデータセットをデータセット A~C とする。なお、被験者には実験を開始する前に十分なインフォームドコンセントを行い、書面により実験への同意を得ている。

†徳島大学大学院ソシオテクノサイエンス研究部

‡秋田県立大学システム科学技術学部



図1 車載カメラ



(a) 走行コース (b) 対象交差点
図2 データセット構築用走行コースと対象交差点

カーブミラーを確認する姿勢

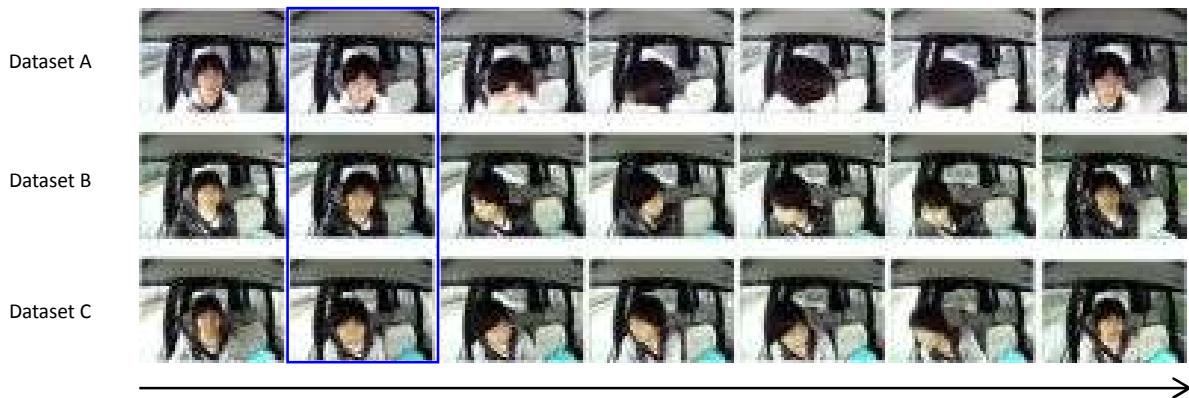


図3 安全確認行動における頭部姿勢の時系列変化

2.2 分析結果

本分析では、図2(b)に示した信号機のない見通しの悪い交差点において、交差点への進入、一時停止、安全確認、右折の一連の動作を分析した。

図3にデータセットA～Cの頭部姿勢の変化を示す。データセットAの頭部姿勢変化においては、頭部を深く傾けて交差点内の安全を確認している様子が分かる。一方、データセットBとCにおいては、データセットAよりも頭部を傾けずに安全確認を行っている様子が分かる。データセットAはデータを取得した3日間の内、初日に取得したデータとなっており、被験者の運転に対する慎重さや緊張が強く出ていることが影響し、注意深い安全確認行動が生じたと考えられる。すなわち、深く頭を傾けた姿勢と、表情の見える程度に頭部を傾けた姿勢とは安全確認行動としての意味合いが異なると予想されることから、これらはそれぞれ別の姿勢として分類する必要がある。また、全てのデータセットにおいて、カーブミラーを確認の様子が含まれていた。

以上のことより、正面を向いている姿勢、カーブミラーを覗き込む姿勢の分類に加え、交差点内の様子を確認する姿勢については詳細については詳細に分類する必要があることが明らかとなった。

3. 頭部姿勢の定量化手法

安全確認動作には、ドライバ個人ごとの動きの特性（癖）が含まれており、集中力の低下や精神状態の変化が動きの特性にも現れると予想される。すなわち、個人の動きの特性を含めた頭部姿勢の定量化手法が必要となる。全ての人に共通して使用できるモデル（カテゴリの種類と数）では、個人特有な動作をカテゴライズすることは困難である。本研究では、個人ごとに異なるカテゴリ数を自動的に決定し、分類可能な手法を検討する。ここで、頭部姿勢はカテゴリ数が未知な問題として扱い、2つの教師なしニューラルネットワーク Self-Organizing Maps (SOMs)[5]と Fuzzy Adaptive Resonance Theory (ART)[6]のハイブリッド化による頭部姿勢の分類手法（以下、本手法と記述）を提案する。

本手法の特徴は以下の通りである。初めに SOMs を用いて、画像の位相情報から頭部姿勢を 1 次元空間（Mapping Unit）へ写像する。SOMs は近傍学習を実現するため、姿勢の似通った Unit ほど近くに分類される。次に、Fuzzy ART を用いて SOMs の分類結果を統合し、最終的な頭部姿勢のカテゴリを形成する。Fuzzy ART は、時間的な連続性（本研究では、姿勢が似ているほど連続していると考えている）を考慮したカテゴリ分類を行うため、SOMs で類似した Unit 同士を並べておくことで、その隣り合う Unit 同士が似ていると判断されれば、カテゴリの統合を行うこと

ができる。つまり、本手法では、カテゴリ数の未知な安全確認動作について、個人の動作に合わせたカテゴリ数の決定が可能となる。本手法のネットワーク構成を図 4 に示す。

個人の安全確認動作の特性を独立した頭部姿勢として抽出するために、SOMs の写像空間の大きさ (Mapping Unit 数) を最適化し、安全確認動作の分類に必要なカテゴリ数を決定する。次に、Fuzzy ART の粒度パラメータの調整機能を用いて、個人の安全確認動作を特徴付ける頭部姿勢のカテゴリを形成する。ここでは、最終的な個人の頭部姿勢のカテゴリ数が決定されるが、その数はカテゴリをどの程度の粒度で統合するかを左右する Vigilance パラメータの値に左右される。どの程度の粒度で SOMs の結果を統合するのが適当であるかを、その統合結果から考察する必要がある。

4. 評価実験

提案手法による頭部姿勢の分類の有効性を検証するため、評価実験を行った。

4.1 対象データ

本実験では、2 章の安全確認行動の分析で用いたデータセットを対象とした。画像サイズは 640×480 ピクセルを 320×240 にリサイズ、カラー画像をグレースケール画像に変換した (図 5(a)参照)。対象動画の画像中心から 240×240 ピクセルのサイズで切り出しを行い、関心領域として設定した (図 5(b)参照)。関心領域に対し、Gabor Wavelets 変換を施す (図 5(c)参照)。Gabor Wavelets 変換後の画像において 10×10 ピクセルを 1 ピクセルに圧縮することで、 24×24 ピクセルの粗視化画像を得る (図 5(d)参照)。この粗視化画像を SOMs の入力とし、頭部姿勢空間のカテゴリライズを行った。すなわち、図 4 の(a)における InputLayer の n は、576 となる。なお、SOMs の Mapping Unit 数は、事前に行った予備実験の結果を踏まえ、本研究では 25 を採用した。

4.2 実験結果

提案手法の利点は、ART のビジランスパラメータを調整することにより、近傍領域を保持しながら、1 次元 SOM の写像結果を適応的にカテゴリ統合可能な点にある。各データセットを対象に、ビジランスパラメータを変化させた場合におけるカテゴリの統合結果を表 1 から表 3 に示す。各表において、SOM のユニット番号に対応した数値は、ART により統合されるカテゴリ番号を表している。各表では、SOM のユニットが、ART によりどのカテゴリに統合されたかを示している。なお、N と標記された SOM のユニット番号は未発火ユニットで、当該ユニットに写像された入力データは無かったことを意味している。各データセット共に、未発火ユニット (N) を境界として、各領域の中でのみカテゴリの統合が実現されている。特に表 2 のユニット番号 1 から 9 に着目すると、ビジランスパラメータが 0.97 から 0.93 へ小さくなるに従い、類似するユニットが近傍領域を形成しながら統合されていることが確認できる。ビジランスパラメータが 0.97 では、ユニット番号 1, 2 がカテゴリ 1、ユニット番号 3, 4, 5 がカテゴリ 2、ユニット番号 6, 7 がカテゴリ 3、ユニット番号 8, 9 がカテゴリ 4 にそれぞれ統合されている。一方、ビジランスパラメータが 0.93 では、ユニット番号 1, 2, 3, 4, 5 がカテゴリ 1、ユニット番号 6, 7, 8, 9 がカテゴリ 2 にそれぞれ統合

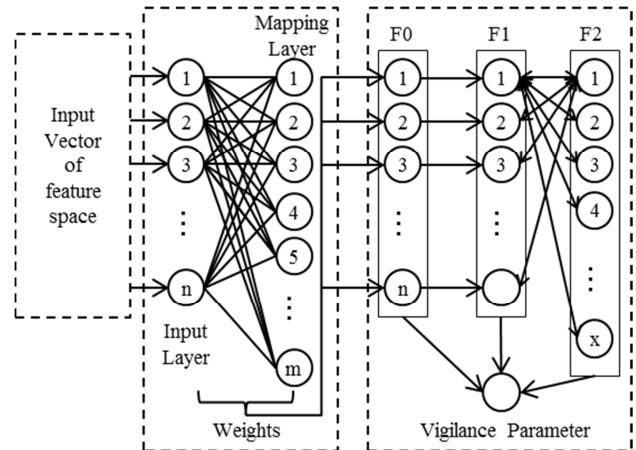


図 4 提案手法のネットワーク構成

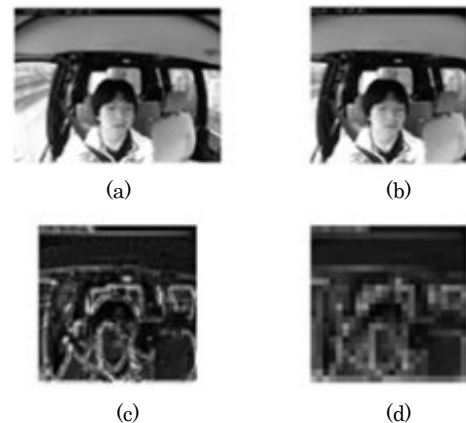


図 5 実験手順の詳細

(a) 原画像 (320×240 ピクセル) (b) 関心領域 (240×240 ピクセル) (c) Gabor Wavelets 変換後の画像 (d) 粗視化画像 (24×24 ピクセル)

されている。すなわち、カテゴリの境界を示すユニット番号がビジランスパラメータの値に従い適応的に変化している様子が確認できる。

図 6 と図 7 に、データセット A と B それぞれについて、ビジランスパラメータが 0.97 と 0.93 の場合における統合された各カテゴリの平均画像を示す。正面を向いている姿勢のカテゴリを基準に、安全確認動作の各姿勢を位相変化の程度に応じて並べ替えて表示している。図 6 と図 7 から理解できるように、ART のビジランスパラメータを調整することにより、1 次元 SOM に写像された一連の安全確認動作を、頭部の姿勢や顔向きの位相が類似するカテゴリへ適応的に統合できることを示している。しかしながら、図 8(b) と図 9(b) に示すように、前傾姿勢で交差点の左右を確認するような場合では、左右の姿勢が混同して同一のカテ

ゴリを形成する。これは、提案手法が関心領域全体の位相変化を定量化し、分類及び統合時の判断基準にしていることから妥当な分類結果である。しかし、左右のどちらを確認しているかといった姿勢や、交差点を覗き込むような姿勢の程度を詳細に把握するためには、姿勢が混同するカテ

ゴリを対象に提案手法の再帰的な適用が有効と考える。再帰的分類のためには、SOMsでの写像空間の広さと Fuzzy ARTでの統合粒度の関係性を考慮する必要がある。

表1 カテゴリー統合結果（データセットA）

N: none-firing unit

Dataset A		SOMs mapping unit number																								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
Vigilance parameter	0.93	1	1	1	1	1	2	2	N	3	3	3	N	4	4	4	4	5	5	N	6	6	6	6	7	7
	0.94	1	1	1	2	2	N	3	3	N	4	4	4	4	5	5	5	5	6	N	7	7	7	7	8	8
	0.95	1	1	1	2	2	N	3	3	N	4	4	4	5	5	6	6	6	N	7	7	7	7	8	8	8
	0.96	1	1	2	2	2	3	3	4	4	5	5	5	6	6	7	7	7	8	8	N	9	9	10	10	11
	0.97	1	1	2	2	3	N	4	4	N	5	5	6	6	7	8	8	9	9	N	10	10	11	11	12	12

表2 カテゴリー統合結果（データセットB）

N: none-firing unit

Dataset B		SOMs mapping unit number																								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
Vigilance parameter	0.93	1	1	1	1	1	2	2	2	2	3	3	3	3	3	4	4	N	4	N	5	5	5	5	6	6
	0.94	1	1	1	1	2	2	2	3	3	3	4	4	4	5	6	N	5	N	7	7	6	N	6	7	7
	0.95	1	1	1	2	2	2	3	3	3	4	4	4	5	5	6	N	7	N	8	8	8	8	7	9	9
	0.96	1	1	1	2	2	2	3	3	4	4	5	5	6	6	7	7	7	N	8	8	9	9	10	10	11
	0.97	1	1	2	2	2	3	3	4	4	N	5	5	6	6	7	8	8	9	9	10	10	11	11	12	12

表3 カテゴリー統合結果（データセットC）

N: none-firing unit

Dataset C		SOMs mapping unit number																								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
Vigilance parameter	0.93	1	1	1	1	1	1	2	N	2	3	3	N	3	4	4	4	5	5	5	6	6	6	7	7	7
	0.94	1	1	1	2	2	2	2	3	3	3	4	4	4	5	5	5	6	6	6	N	7	7	7	7	7
	0.95	1	1	1	2	2	2	3	3	4	4	4	5	5	N	6	6	6	7	7	8	8	9	9	9	9
	0.96	1	1	2	2	2	3	3	N	4	N	5	5	6	6	7	7	8	8	N	9	9	10	10	11	11
	0.97	1	1	2	N	3	3	4	5	5	6	7	7	N	8	N	9	N	10	10	11	11	12	12	13	13

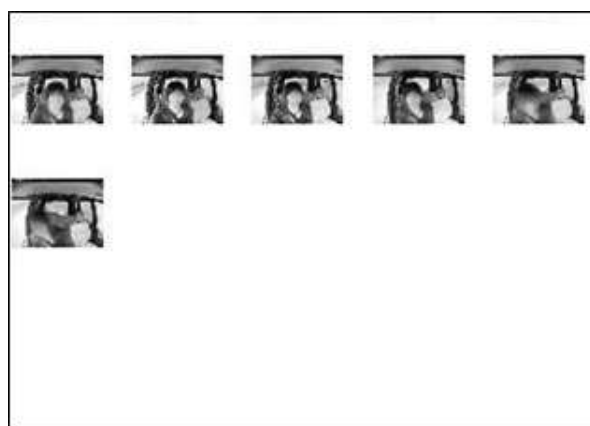


(a) ビジランスパラメータ : 0.93



(b) ビジランスパラメータ : 0.97

図6 統合後の各カテゴリーの平均画像（データセットA）



(a) ビジランスパラメータ : 0.93



(b) ビジランスパラメータ : 0.97

図7 統合後の各カテゴリの平均画像（データセット B）

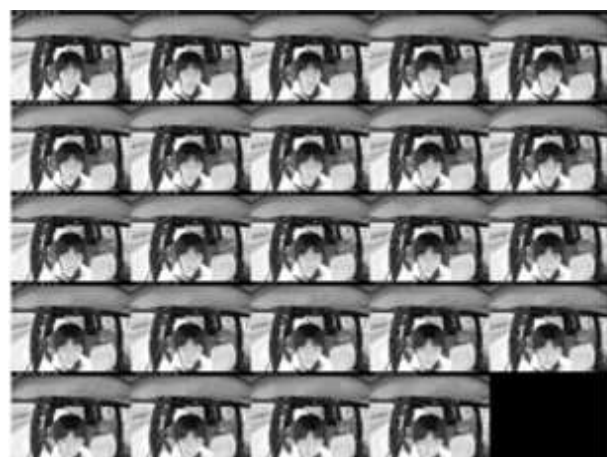


(a) 正面顔のカテゴリ

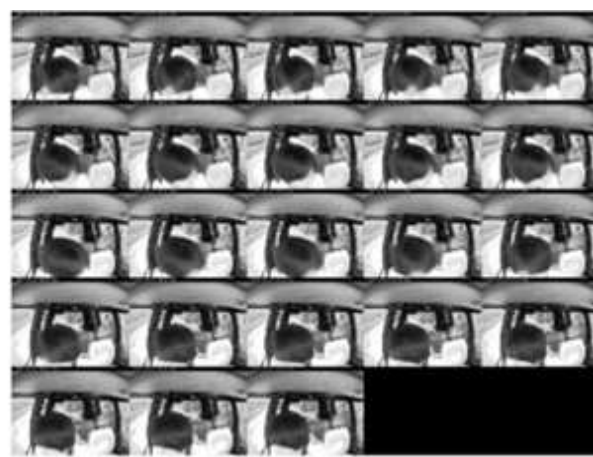


(b) 深く頭部を傾けているカテゴリ

図8 カテゴリ分類結果の例（データセット A）



(a) 正面顔のカテゴリ



(b) 浅く頭部を傾けているカテゴリ

図9 カテゴリ分類結果の例（データセット A）

5. まとめ

本研究では、実車データを対象に、信号機のない見通しの悪い交差点における右折時の安全確認動作の分析を行い、安全確認動作をどの程度まで分類すべきかについて議論した。また、2つの教師なしニューラルネットワーク（SOMs と Fuzzy ART）をハイブリッド化した頭部姿勢の分類手法により、頭部姿勢の分類を行い、Vigilance パラメータの調整による頭部姿勢分類結果について考察を加えた。その結果、カテゴリの境界を示すユニット番号がビジランスパラメータの値に従い適応的に変化している様子が確認できた。今後は、今回の結果を提案手法により再帰的に分類し、より詳細な頭部姿勢の分類の可能性について検討を加えるとともに、Fuzzy ART の Vigilance パラメータの最適化について、個人ごとの頭部姿勢数との関連から検討を行う予定である。

文献

- [1] M. Regan et al., “Defining driver distraction,” in *Driver Distraction: Theory, Effects, and Mitigation*. CRC, ch.4, pp.42-54, 2008.
- [2] 阿部ほか, “ドライバの視覚的な注意に対する認知負荷の影響”, 日本機械学会論文集 (C 編), vol.76, No.767, pp.14-20, 2010.
- [3] 本間ほか, “低覚醒時におけるドライバの視認行動特性”, 自動車技術会論文集, vol.42, No.5, pp.1217-1222, 2011.
- [4] Matthews, G., Emo, A. K., and Funke, G. J., The transactional model of driver stress and fatigue and its implications for driver training. In Dorn, L. (Ed.), *Driver Behavior and Training Volume II*, Hampshire, Ashgate, 273-285, 2005.
- [5] T. Kohonen, “Self — organized formation of topologically correct feature maps,” *Biological Cybernetics*, vol.43, no.1, pp.59 — 69, 1982.
- [6] G.A Carpenter, S. Grossberg, and D.B. Rosen “, Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system,” *Neural Networks*, No.4, pp.759 — 771, 1991.