

安全確認動作の状況分析に基づく頭部姿勢空間のカテゴリライズ

Categorization of Driver's Head Motion Based on Situation Analysis of Safety Verification

伊藤 桃代†
Momoyo Ito

佐藤 和人‡
Kazuhito Sato

福見 稔†
Minoru Fukumi

1. はじめに

近年の安全運転支援技術においては、車内のドライバを観測対象とし、ドライバが安全運転を維持可能かどうか判断するための技術が重要視されている。ドライバが安全運転を維持できていないことを判断する基準としては、主に脇見や居眠り（眠気）が対象とされ、それらを検出するための技術が研究されている[1]-[3]。一方、自動車事故の多くは、ドライバの認知・判断ミスに因ると言われ、その誘発要因としては、ドライバの平常状態からの継続的逸脱が大きく関与していると考えられる。そのため、一過性の脇見や、既に眠気の起こっている状態の検出に加え、ドライバが安全運転を行うことのできる平常状態であるか、それとも、危険運転を引き起こす可能性のある平常状態から逸脱した状態（以下、逸脱状態と表記する）であるかを検出し、ドライバに伝えることで予防安全を実現することが重要と考えられる。このように、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有り、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。

心拍変動は自律神経により支配されており、周波数解析することによりその特徴成分を定量的に求められることから、運転時の心拍変動からドライバの状態や精神負荷等を推定する研究[5][6]が行なわれており、それらの結果を行動予測にフィードバックする研究も一部試みられてはいる。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、その分類特性について考察を加えた。

2. 安全確認動作の分析

交差点における安全確認動作について、どのような動作が含まれているのかを分析し、交差点の大きさや、交差点の構成要素（信号機、横断報道、歩道など）により、ドライバの安全確認動作を構成する頭部の動きが異なることを確認する。特に、信号機のない見通しの悪い交差点においては、交差点内部の状況を確認するために、深く前傾して交差点内を覗き込むように安全確認する動作や、カーブミラーを見上げるといった姿勢が特徴的である。頭部姿勢の定量化においては、これらの頭部姿勢を分類する必要がある。

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）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30fps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とした。本稿では信号のある見通しの良い交差点と信号のない見通しの悪い交差点を取り上げて、各交差点での右左折時の安全確認動作を分析した。なお、信号のある交差点は、片側3車線の道路と、片側1車線の道路が交差している。被験者は片側3車線の道路から片側1車線の道路への左折と、片側1車線の道路から片側3車線の道路への右折を行った。信号のない交差点では、同一方向からの右左折を行った。

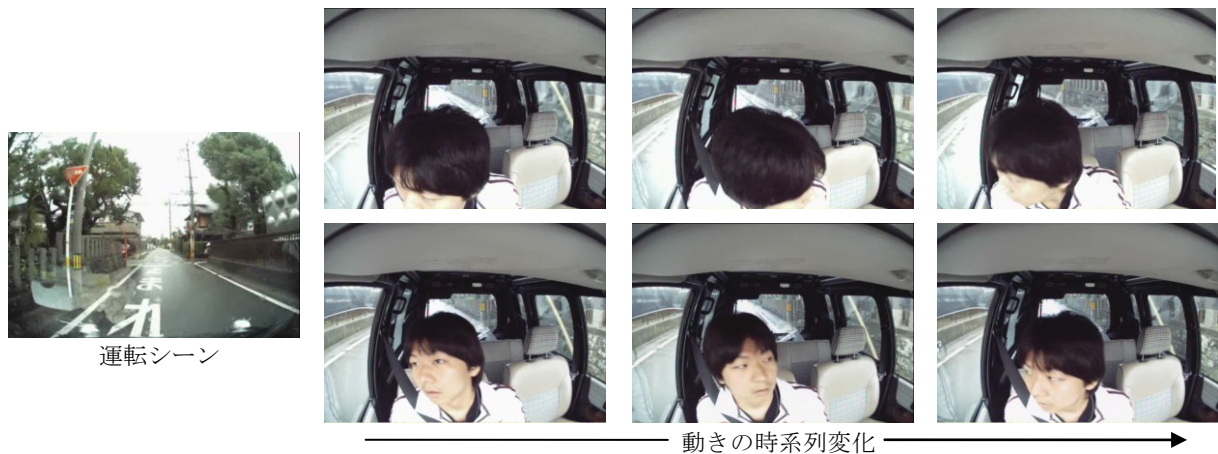
†徳島大学大学院ソシオテクノサイエンス研究部

‡秋田県立大学システム科学技術学部



(a) 信号のある交差点

上段：片側 1 車線の道路から片側 3 車線の道路へ右折 下段：片側 3 車線の道路から片側 1 車線の道路へ左折



(b) 信号のない交差点 上段：右折 下段：左折
図 1 2 種類の交差点での安全確認に伴う頭部の動き

2.2 分析結果

分析に用いた各交差点での動画から切り出した静止画を図 1 に示す。

信号のある見通しの良い交差点では、左折時において横断歩道へ侵入する歩行者等や、自車の左横を直進する 2 輪車等の巻き込みの危険性を考慮した安全確認動作として、首を大きく後ろへ向ける動作を行っていることが分かった。一方、右折時は左折時に比べて頭部の動きの少ないことが分かった。右折時は進行方向が左折時よりも広範囲に渡って確認できることから、頭部を大きく動かして後方を確認する必要が少なくなり、左折時に比べて頭部の動きが小さくなっていると考えられる。

信号の無い見通しの悪い交差点では、右折時に体を前に傾けて左右の安全確認をしていることが分かった。この動作は、カーブミラーからだけでは判断し切れない情報を得るための行動と考えられる。具体的には、自身の進行方向へ侵入してくる車両の有無と、それとは反対車線へ侵入してくる車両の有無を主に確認している。さらに、この交差点周辺は歩行者や自転車が多くのことから、

歩行者や自転車も注意の対象になっていると考えられる。すなわち、身体を前傾させた確認動作は、信号が無く見通しが悪い分だけ、侵入する道路の安全を確認する必要があることから生じたと考えられる。一方、左折時はカーブミラーの確認を主に行った後、左折を始めた。信号のある見通しの良い交差点での左折時と比較すると、被験者の運転する車両左横に歩行者や自転車の入る間隔の無いことから、巻き込みの危険性の少ないことを被験者が認識していることに起因していると考えられる。以上の結果は、右左折の動作には運転シーンによって差異が生じることを示すものである。

2.3 頭部の動きパターンの分類に関する考察

図 2 に交差点での確認動作を目視によりカテゴリ分類した例を示す。1 段目に示したように、カーブミラーを確認する動作は、正面から右上を見上げる動作として表れていることが分かる。また、2 段目は被験者の左右を確認する動作である。信号のない見通しの悪い交差点では、正面を向いている画像を中心に、頭部を左右に同程度動かしていることが分かる。一方、信号のある見通しの良い



図 2 交差点での確認動作の詳細
 1 段目：カーブミラーを確認する動作 2 段目：左右を確認する動作
 3-4 段目：覗き込みながら左右を確認する動作

交差点では信号のない見通しの悪い交差点での確認動作に加えて、後方まで確認する動作が存在している。さらに、3~4 段目に示すように、信号のない見通しの悪い交差点の右折時には、左折時とは異なり前傾姿勢を取りながら覗き込むように確認する動作が存在することが分かる。頭部の動きを定量化する場合、これらの動きは全て異なるカテゴリとして分類されることが望まれる。

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リ化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)[7]と Fuzzy Adaptive Resonance Theory (ART)[8]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

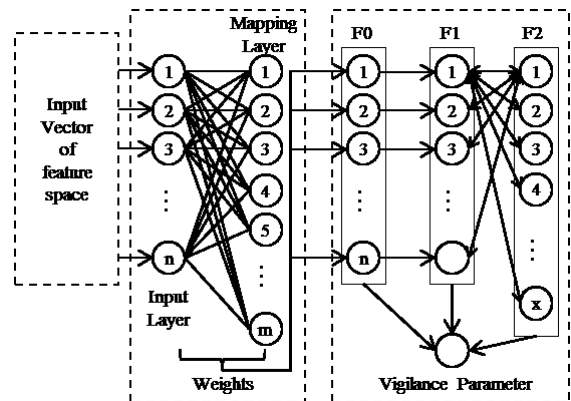


図 3 ネットワーク構成

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 3 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. 自己写像特性の評価

4.1 SOMs による分類結果

本実験では, 実車走行データセット (被験者 A, B, 2 名分) の中から信号機のない見通しの悪い交差点におけ

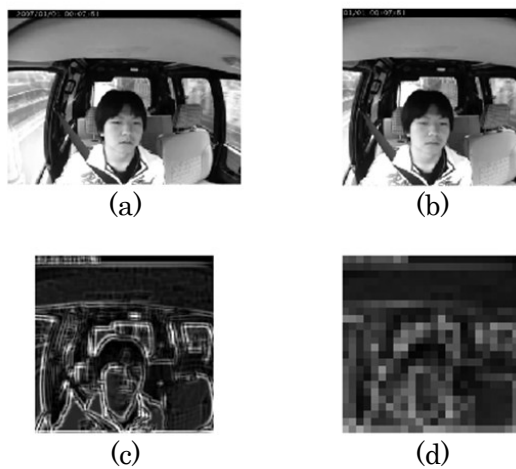


図 4 実験手順の詳細

- (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)

る右左折時のデータを選び使用した. 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 4(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 4(b)参照). 関心領域に対し, Gabor Wavelets 変換を施す (図 4 (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 4(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 3 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.

信号機のない交差点における頭部姿勢空間のカテゴリ分類結果の 1 例 (被験者 A) を図 5 に示す. 図 5 において, 横 1 列に並んだ円は, 25 個の Mapping Unit を表している. 網掛けの Unit は分類時に発火し, 画像が分類された Unit を意味する. 白抜き (白抜き) の Unit は分類時に未発火となり, 画像が分類されなかった Unit を意味する. 図 5 下部に示した画像は, 各 Unit に分類された姿勢のうち, 代表的な姿勢を示した. Unit 1~9 は, 正面を向いた姿勢が分類された. Unit 11~14 は, 正面を向いた姿勢から, 少し前傾した姿勢が分類された. また, Unit 16~21 は, 右側に傾きながら右折を行う姿勢が分類された. さらに Unit 23~25 には, 深く前傾し, 交差点内を覗き込みながら安全確認を行う姿勢が分類された. 未発火 Unit は, カテゴリの境界を意味すると考えられる. 以上のカテゴリ分類結果は, SOMs により信号機のない交差点における安全確認時の頭部姿勢を, その姿勢ごとに並べて分類可能なことを示している.

4.2 Fuzzy ART によるカテゴリ統合結果

図 6 に Fuzzy ART による最終的なカテゴリ統合結果の一例を示す. 図 6 は, 被験者 B の右折時のデータ 1 回分について, SOMs で 25Unit に分類した後に, Vigilance パラメータの値を 0.950 として Fuzzy ART で最終的なカテゴリに統合した結果である. 25Unit に分類されていた結果が, 10 カテゴリに統合されていることが分かる. なお, この例については, SOMs の分類結果において, Unit14 が未発

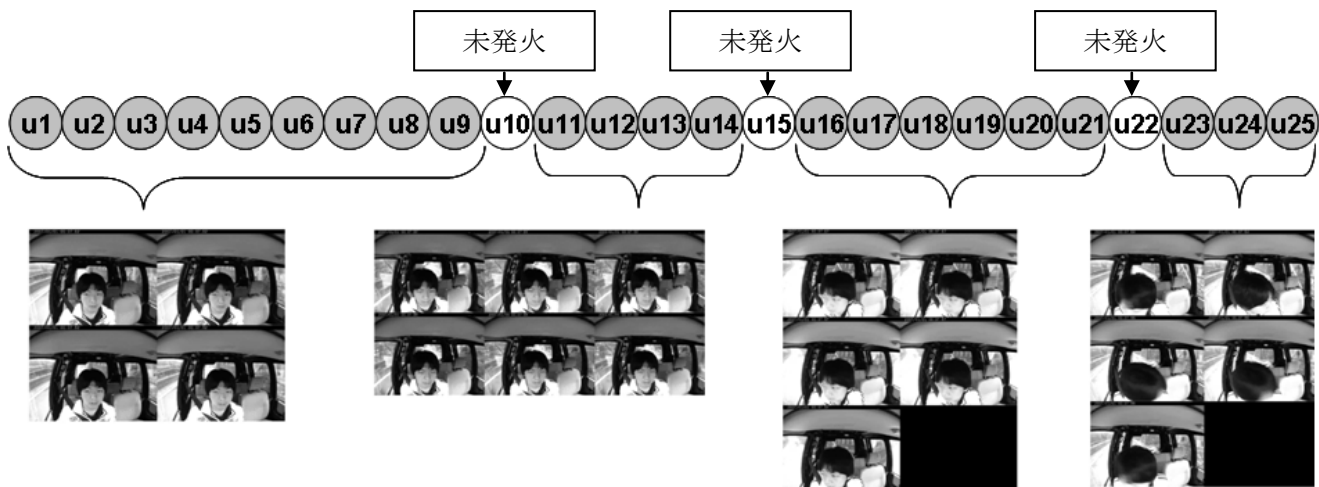


図 5 SOMs による分類結果の一例 (被験者 A)

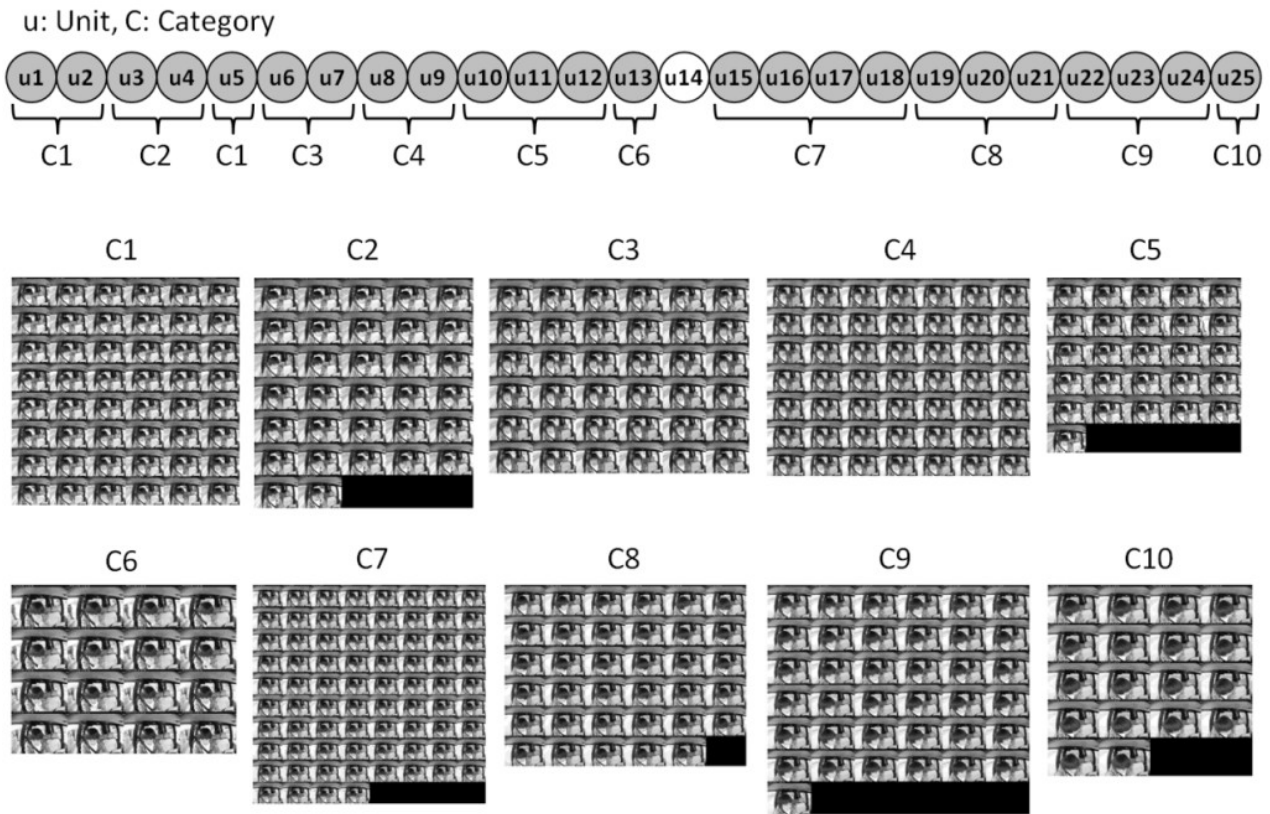


図 6 Fuzzy ART によるカテゴリ統合結果の一例 (被験者 B)

表 1 Vigilance パラメータとカテゴリ統合結果の関係

Vigilance パラメータ	カテゴリ 数	Unit 1	Unit 2	Unit 3	Unit 4	Unit 5	Unit 6	Unit 7	Unit 8	Unit 9	Unit 10	Unit 11	Unit 12	Unit 13	Unit 14	Unit 15	Unit 16	Unit 17	Unit 18	Unit 19	Unit 20	Unit 21	Unit 22	Unit 23	Unit 24	Unit 25
0.98	18	1	2	3	4	5	6	7	8	8	9	9	10	11	0	12	12	13	13	14	15	15	16	16	17	18
0.97	13	1	1	2	2	3	3	4	4	5	6	6	7	7	0	8	8	9	9	9	10	10	11	11	12	13
0.96	11	1	1	2	2	3	3	4	4	4	5	5	6	6	0	7	7	8	8	8	9	9	10	10	10	11
0.95	10	1	1	2	2	1	3	3	4	4	5	5	5	6	0	7	7	7	7	8	8	8	9	9	9	10

火 Unit となっている。この結果は、本研究で提案した頭部姿勢の定量化手法により、被験者の頭部姿勢カテゴリ数に合わせたカテゴリ数の決定が可能であることを示している。また、表 1 に Fuzzy ART の Vigilance パラメータの値を変化させた時のカテゴリ数と、カテゴリ統合状況をまとめた。Vigilance パラメータを変化させたとき、統合されたカテゴリ数の異なることが分かる。ここで、カテゴリ数が異なる場合でも、未発火の Unit (表 1 においては Unit14) を境界にして、左右それぞれの Unit 群 (表 1 においては Unit1~13 と Unit15~25) の中で統合の行われていることが確認できる。これは、SOMs によりあらかじめ広い写像空間に写像しておき、その結果においてカテゴリの統合を行うことの有意性を示すものである。しか

しながら、Vigilance パラメータの最適値については未検討であるため、今後検討する必要がある。

5. まとめ

本研究では、実車データを対象に、交差点における安全確認動作の分析を行い、安全確認動作に含まれる頭部姿勢の分析を行った。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、頭部姿勢の定量化を行った。その結果、分析結果に基づいた頭部姿勢を、個人の頭部姿勢数に合わせて分類可能であることが明らかとなった。今後は、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と

ともに、危険運転予測を行うための頭部姿勢空間の構築について検討を加える予定である。

文 献

- [1] 米川隆, “アクティブセイフティ技術の展望と課題,” 自動車技術会シンポジウム「事故死傷者ゼロを目指す予防安全技術の展望」, 2006.
- [2] 稲垣敏之, “リスク環境における人と智能機械の協調をデザインする,” 電子情報通信学会誌, Vol. 89, No. 12, pp. 1026-1031, 2006.
- [3] 石田健二, 蜂須賀知理, 木村禎祐, 上條正義, “覚醒低下に伴う顔表情の表出傾向とパフォーマンス・生体信号の変化に関する比較検討,” 自動車技術会, Vol.40, No.3, pp.885-890, 2009.
- [4] Matthews, G., Emo, A. K., and Funke, G. J. (2005) 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.
- [5] 柳平雅敏, 安土光男, “運転状態推定技術の開発 (第3報)”, 自動車技術会学術講演会 2004 春季大会, no.51-04, pp.11-16, May 2005
- [6] 阿部喜, 宮武秀樹, 小栗宏, “心拍変動を用いた運転行動モデル切替による運転行動予測”, 電子情報通信学会論文誌 A Vol.J91-A No.1 pp.78-86, 2008.
- [7] T. Kohonen, “Self - organized formation of topologically correct feature maps,” Biological Cybernetics, vol.43, no.1, pp.59 - 69, 1982.
- [8] 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.