

大規模被験者実験による雨天時の信号機の視認性推定手法の有効性調査

○ 佐藤 竜平[†], 道満 恵介^{††}, 出口 大輔[†], 目加田 慶人^{††},
井手 一郎[†], 村瀬 洋[†], 二反田 直己^{†††}

○ Ryuhei SATO[†], Keisuke DOMAN^{††}, Daisuke DEGUCHI[†], Yoshito MEKADA^{††}
Ichiro IDE[†], Hiroshi MURASE[†], and Naoki NITANDA^{†††}

[†]名古屋大学 ^{††}中京大学 ^{†††}株式会社デンソー

これまでに我々は、車載カメラを利用して、運転手から見た雨天時の信号機の視認性を推定する手法を提案してきた。具体的には、晴天時の信号機の視認性推定に用いられている画像特徴のコントラスト、および雨天時の視認性に大きな影響を与えるフロントガラス上の雨滴に関する特徴を用い、これらの回帰により信号機の視認性を推定する。従来は、被験者 11 人による 1,624 回の対比較実験により 29 枚の車載カメラ画像の視認性を求め、それらのデータセットを用いて手法の評価を行った。しかし、多様に变化する道路環境を網羅したデータセットではなかった。そこで本発表では、従来の報告に比べて多様な状況を含む大規模なデータセットを構築し、手法の有効性を調査した結果を報告する。具体的には、被験者 46 人による 19,800 回の対比較実験によって 100 枚の車載カメラ画像に対する視認性を求めた。そしてこのデータセットを用いた実験の結果、雨滴に関する特徴を用いることで、様々な状況において高精度に雨天時の信号機の視認性を推定できることを確認した。

<キーワード> 視認性, 雨滴, 信号機, 画像特徴, 車載カメラ

1. はじめに

近年、自動車の運転支援技術に対する需要が高まっている。特に、晴天時に比べて、雨天時など悪天候下での運転は困難となるため、そのような状況下での運転支援技術が強く求められている。雨天時の運転を困難にする要因として、フロントガラスに付着する雨滴が挙げられる。フロントガラスに雨滴が付着することにより、運転時に注意を払う必要のある様々な物体の視認性が低下する。視認性が高い信号機を図 1 (a) に、視認性の低い信号機を図 1 (b) に示す。これらを見ると、視認性の低下により運転が困難になることが容易に想像できる。運転手から見た視認性が推定できれば、視認性に応じたワイパの自動制御など、雨天時の運転支援が可能となる。このような運転支援を目指し、我々は運転者に重要な情報を提供する信号機を対象として、昼間 [1, 2] および夜間 [2] の雨天時の視認性を推定する手法を提案してきた。本発表では、従来の報告で検討が不足していた、多様な状況下での視認性推定手法の有効性評価を報告する。具体的には、被験者 46 人による 19,800 回の対比較実験により構築した大規模なデータセット



(a) 視認性が高い信号機の例



(b) 視認性が低い信号機の例

図 1 異なる雨天の状況で撮影された信号機

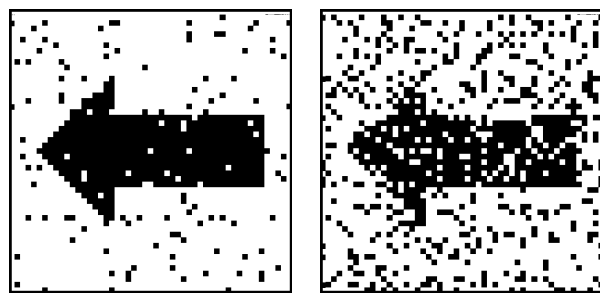
トを用いた雨天時（昼間）における信号機の視認性推定手法に関する評価を報告する。

以降、2. で視認性推定手法の関連研究について述べ、3. で雨天時の信号機の視認性推定手法の詳細を述べる。続いて、4. で車載カメラ画像を用いた実験について述べ、5. で実験結果および考察を述べる。最後に6. で本発表を総括し、今後の課題を述べる。

2. 関連研究

これまでに、物体の視認性を推定する手法がいくつか提案されている。Itti らは、顕著度画像 (Saliency map) を用いて画像中の誘目性の高い領域を計算するモデルを提案している [3]。顕著度画像は様々な研究で応用され、その有用性が示されている [4]。ただし、無意識的な視覚的注意は被験者の心理状態や知識・興味、事物の予期の有無等の影響を反映していない。一方、自動車の運転操作は、外界の状況をすばやく認知し、そこから適切に判断し行動しなければならないという特殊なタスクであるため、ドライバには常に高い負荷がかかる。Itti らのモデルはそのような状況を想定しておらず、運転中のドライバに対してそのまま適用できるとは考えにくい [5]。

顕著度画像は、画像中の不特定物体について、誘目度の高い領域を検出する手法であるが、信号機、道路標識、歩行者といった特定の物体の視認性を推定する手法も提案されている。Kimura らは、人間の視覚探索に基づき、信号機とその周りの領域のコントラストから算出されるテクスチャ特徴を用いて、信号機の視認性を推定している [5]。道満らは、このアイデアを道路標識の視認性推定に応用している [7]。これらの手法では、テクスチャ特徴や物体の見えに基づく特徴などの様々な画像特徴を計算し、統合することで視認性を推定している。また、HOG (Histograms of Oriented Gradients) などの様々な画像特徴に加えて、視線と歩行者の位置関係などの情報を用いた SVR (Support Vector Regression) により歩行者の見つけやすさを推定する手法も提案されている [8, 9]。これらの手法はすべて、対象物体とその周りのコントラスト、対象物体の見えを視認性推定に利用している。また、晴天時に撮影された車載カメラ画像を用いた評価



(a) Visual noise が少ない場合 (b) Visual noise が多い場合

図 2 Visual noise の例

実験において、その有効性が確認されている。しかし、雨天時には、晴天時の要因以外に、雨天時特有の要因により視認性が低下すると考えられる。特にフロントガラス上の雨滴は信号機の視認を阻害する大きな要因となる。そのため、雨天時の信号機の視認性推定には、雨滴の影響を考慮することが必要である。

一方、認知科学分野の研究により明らかとなった人間の視覚特性の1つに、Visual noise による視認性の低下がある。Visual noise は、対象物体を視認するうえで阻害となる物体のことである。図 2 に Visual noise の例を示す。図 2(a) は Visual noise が少ない例、図 2(b) は Visual noise が多い例である。これらには左向きの矢印が描かれており、図 2(b) では Visual noise により、その見えが大きく変化していることが分かる。そのため、矢印全体の形状を視認しづらくなり、図 2(b) の矢印の視認性は図 2(a) の矢印より低くなっている。また、視覚特性と動物の関係も調査されており、Shidara と Richmond は動物を用いた実験により、Visual noise が動物の動作の遅れに影響することを報告している [10]。雨天時のドライバの視界を考えた場合、フロントガラス上の雨滴は信号機の見えを変化させ、信号機の視認を阻害する物体となる。そのため、自動車運転時の信号機の視認性を低下させる Visual noise と見なすことができる。そこで本発表では、Visual noise の影響を考慮して雨天時の信号機の視認性を推定する。

3. 雨天時の信号機の視認性推定手法

これまで我々は、Visual noise を考慮した、運転時の信号機の視認性推定手法を提案してきた [1, 2]。本発表では、これらの手法を拡張するとともに、大規模な実験データセットにより、手法の有効性を

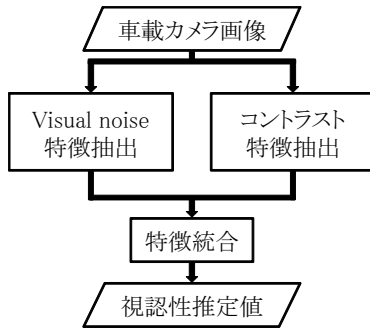


図 3 提案手法の流れ

調査する。調査する手法は、Visual noise 特徴とコントラスト特徴の 2 種類の特徴を利用し、それらを統合することで雨天時の信号機の視認性を推定する手法である。手法の流れを図 3 に示す。各特徴および特徴の統合方法を以下に詳述する。

3.1 Visual Noise 特徴

運転者の視界中の Visual noise の量が増加すると、信号機の視認性が低下する。そこで、車載カメラ画像から得られる 2 種類の Visual noise 特徴を計算する。1 つは雨滴の数 V_r 、もう 1 つは車載カメラ画像中の雨滴領域の占める割合 V_s である。 V_r および V_s はそれぞれ以下の式で計算される。

$$V_r = \begin{cases} N_{\text{rain}}, & (\text{大雨の場合}) \\ \text{Const}, & (\text{大雨でない場合}) \end{cases} \quad (1)$$

$$V_s = \begin{cases} \frac{1}{W \times H} \sum_{i=0}^{N_{\text{rain}}} S_i, & (\text{大雨の場合}) \\ \text{Const}, & (\text{大雨でない場合}) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 N_{rain} は検出された雨滴の数、 W と H はそれぞれ画像の横と縦の画素数、 S_i は i 番目の雨滴の面積である。大雨の場合は、雨量やフロントガラスの撥水状態によりフロントガラスに付着した雨滴が水滴の形状を保っていない状態を指す。その例を図 4 に示す。このような状態は通常の降雨時の見えと大きく異なる。そこで、この状態では雨滴の大きさや雨滴領域の割合として一定の大きな値を設定する。一方、これまでにフロントガラス上の雨滴を検出する手法がいくつか提案されている [11, 12]。本発表では、文献 [12] の手法を参考にし、単純かつ高速な手法で雨滴を検出する。処理の流れを図 5 に示す。具体的には、Canny のエッジ検出器により雨滴のエッジを検出し、エッジの



図 4 大雨の例

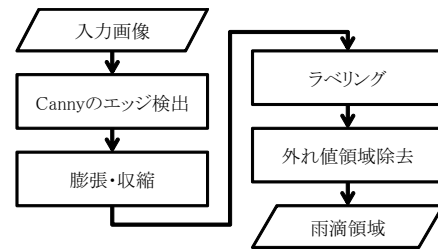
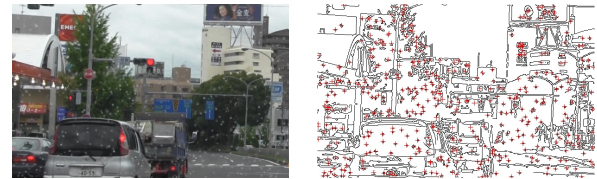


図 5 雨滴検出の流れ



(a) 入力画像

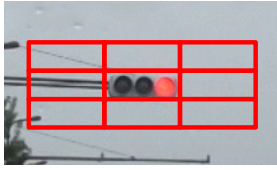
(b) 検出結果 (黒い部分は検出されたエッジ、赤色の点は雨滴として検出された箇所を示す)

図 6 雨滴検出の例

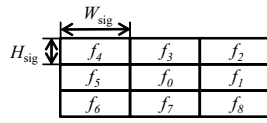
円形度、面積を利用して外れ値の除去を行い、雨滴を自動検出する。この手法で検出した雨滴の例を図 6 に示す。

3.2 コントラスト特徴

Kimura らは、信号機とその周りが異なるテクスチャを持つ場合は、信号機を見つけやすくなると報告している [6]。そこで、信号機とその周りのテクスチャの差を空間周波数の差として表現し、コントラスト特徴として利用する。具体的には、信号機の幅と高さをそれぞれ W_{sig} と H_{sig} とし、図 7 に示すように信号機とその周りを 3×3 のブロックに分割する。 i 番目のブロックを $f_i (i = 0, 1, \dots, 8)$ と表し、各ブロック f_i の輝度値を FFT により周波数空間へ変換し、パワースペクトラム $P_i(j, k)$ を得る。最後に、信号機とその周りのテクスチャ



(a)



(b)

図7 コントラスト特徴を計算するための領域

の差 C を以下で算出する.

$$C = \sum_{i=1}^8 \sum_{j=0}^J \sum_{k=0}^K |P_0(j, k) - P_i(j, k)| \quad (3)$$

3.3 特徴統合

各特徴の統合には SVR (Support Vector Regression) を用いる [13]. SVR による回帰分析は、学習サンプルが少ないデータに対しても、高い推定精度を得られることが知られている [13]. そこで、本手法でも SVR を用いる. 具体的には、視認性目標値と画像が対になったデータセットを用い、事前に SVR により画像特徴と視認性の関係を回帰モデルとして学習する. その後、回帰モデルを用いて、車載カメラ画像から抽出された画像特徴から信号機の視認性を推定する.

4. 実験

大規模な被験者実験を通して構築したデータセットを用いて、Visual noise 特徴を利用した雨天時の信号機の視認性推定手法の有効性を調査した. 以降、実験に用いる手法、データセット、評価基準、の順に述べる.

4.1 実験に用いる手法

Visual noise 特徴の有効性確認のために、4 種類の方法で実験を行った. それぞれの手法に用いる特徴量を以下に示す.

手法 A : コントラスト特徴のみ

手法 B : コントラスト特徴+雨滴の数

手法 C : コントラスト特徴+雨滴領域の占める割合

手法 D : コントラスト特徴+雨滴の数+雨滴領域の占める割合

これら 4 種類的手法による視認性推定精度を比較した. なお、SVR の実装として、LIBSVM [14] を

用いた. また、式 (1), (2) 中の大雨であるか否かの情報は人手で与えた.

4.2 データセット

手法の有効性確認実験のために、画像とその画像中の信号機の視認性目標値が対になったデータセットを作成した. ここで、画像は雨天の昼間に撮影されたものであり、信号機を含むものを 100 枚用意した. なお、従来の報告よりも多様な状況下で取得した画像を用いた. それぞれの画像は、 600×375 ピクセルであり、点灯している信号灯の位置と大きさが同じになるように調整した. なお、信号機の位置、大きさは既知とした.

定量的な評価のために、20 代の男女 46 名による 19,800 回の比較実験を行い、それぞれの信号機の視認性目標値を決定した. 本実験では、Thurstone の一対比較法 [15] を用いて視認性の目標値を設定した. この手法は、本実験で扱う車載カメラ画像などの 2 つの物体を比較することにより、視認性のような人間の感覚量を数値化するものである. $100C_2 = 4,950$ 通りの対それぞれに対して 4 人の比較結果を得た. Thurstone の一対比較法で得られた値を $[0,1]$ に正規化し、視認性目標値とした. データセットに含まれる画像と信号機の視認性目標値の例を図 8 に示す.

4.3 評価基準

前述の 4 手法を 3 分割交差検定により評価した. まず、ランダムにデータセットを 3 分割し、3 つのサブセットを作成した. ここで、それぞれ 2 つのサブセットを用いて回帰モデルを学習し、残ったサブセットで推定誤差を評価した. ここで、推定誤差を表す指標として、平均絶対値誤差 (MAE) とその標準偏差 (SD) の 2 つを用いた. なお、MAE と SD は、それぞれ値が小さければ視認性推定値 (手法により推定した値) と視認性目標値 (被験者実験により設定した値) の誤差が少ないことを表す.

5. 実験結果および考察

5.1 結果

実験結果を表 1 に示す. Visual noise を考慮した手法 B, C, D は、Visual noise を考慮していない手法 A よりも低い MAE と SD が得られた. 手法

表 1 実験結果（平均絶対誤差（MAE）と標準偏差（SD）の値が小さいほど推定性能が高い）

手法	利用した特徴量	MAE	SD
手法 A	コントラスト特徴 C	0.210	0.161
手法 B	コントラスト特徴 C 雨滴の数 V_r	0.129	0.100
手法 C	コントラスト特徴 C 雨滴領域の割合 V_s	0.161	0.158
手法 D	コントラスト特徴 C 雨滴の数 V_r 雨滴領域の割合 V_s	0.102	0.084

B, C, D それぞれと手法 A における MAE の差に関して有意水準 1% の t 検定を行った結果、優位な差があることが認められた。よって、Visual noise 特徴を考慮した手法は、考慮していない手法よりも精度良く雨天時の信号機の視認性を推定できることを確認した。

5.2 考察

Visual noise 特徴の組み合わせの有効性について評価した。手法 B, C, D の視認性推定誤差は、手法 C > 手法 B > 手法 D の順で小さくなった。また、手法 B, C > 手法 D に関して有意水準 1% で t 検定を行った結果、手法 D は手法 B, C に対して優位な差があることが認められた。よって、Visual noise 特徴に雨滴の数と雨滴領域の占める割合を用いる手法は、雨天時の信号機の視認性推定に有効であると考えられる。

また、大規模なデータセットを用いた実験により明らかとなった問題として、図 8(c), (f) のように信号灯と似た色が画像に存在する際の推定誤差が大きいという点が挙げられる。これは、利用した特徴が、信号機の周辺のみを評価しているためであると考えられる。今後は、文献 [9] 等で用いられている顕著度画像などの画像全体を評価する大局的な特徴を組み合わせることで、精度改善が可能だと考えられる。

6. むすび

本発表では、雨天時の信号機の視認性を推定する手法の有効性を調査した。被験者 46 人による 19,800 回の対比較実験により大規模データセットを構築した。このデータセットを用いた有効性確

認実験の結果、Visual noise 特徴とコントラスト特徴を用いた手法が多く状況下において有効に働くことを確認した。今後は、大雨の状態を自動で検出する手法の検討、大局的な特徴の導入による手法の推定精度の改善、また、夜間における手法の検討および、夜間に撮影された車載カメラ画像を用いた大規模なデータセットでの手法の評価などが課題である。

謝辞

被験者実験に協力頂いた中京大学目加田研究室、名古屋大学森研究室、村瀬研究室の諸氏に深く感謝する。本研究の一部は、JST 戦略的創造研究推進事業 CREST、科学研究費補助金、栢森情報科学振興財団助成金 (K23-XVI-373) および日本学術振興会特別研究員奨励費による。また、本研究では画像処理に MIST ライブラリ (<http://mist.murase.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した。

参考文献

- [1] R. Sato, K. Doman, D. Deguchi, Y. Mekada, I. Ide, H. Murase and Y. Tamatsu, "Visibility Estimation of Traffic Signals under Rainy Weather Conditions for Smart Driving Support," Proc. 15th IEEE Int. Conf. on Intelligent Transportation Systems, pp.1321–1326, Sept. 2012.
- [2] 佐藤竜平, 道満恵介, 出口大輔, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬洋, 玉津幸政, "Visual Noise を考慮した雨天時の信号機視認性推定," 第 15 回画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2012), OS10-03, Aug. 2012.
- [3] L. Itti, C. Koch and E. Niebur, "A Model of Saliency-Based Visual Attention for Rapid Scene Analysis," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.20, no.11, pp.1254–1259, Nov. 1998.
- [4] K. Miyazato, A. Kimura, S. Takagi and J. Yamato, "Real-time Estimation of Human Visual Attention with Dynamic Bayesian Network and MCMC-based Particle Filter," Proc. 2009 IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo, pp.250–257, June 2009.
- [5] L. Simon, J.-P. Tarel and R. Brémond, "A new Paradigm for the Computation of Conspicuity of Traffic Signs in Road Images," Proc. Int. Conf. of the 26th Session of the CIE, vol.2, pp.161–164, July 2007.
- [6] F. Kimura, T. Takahashi, Y. Mekada, I. Ide, H. Murase, T. Miyahara and Y. Tamatsu, "Measurement of Visibility Conditions toward Smart Driver Assistance for Traffic

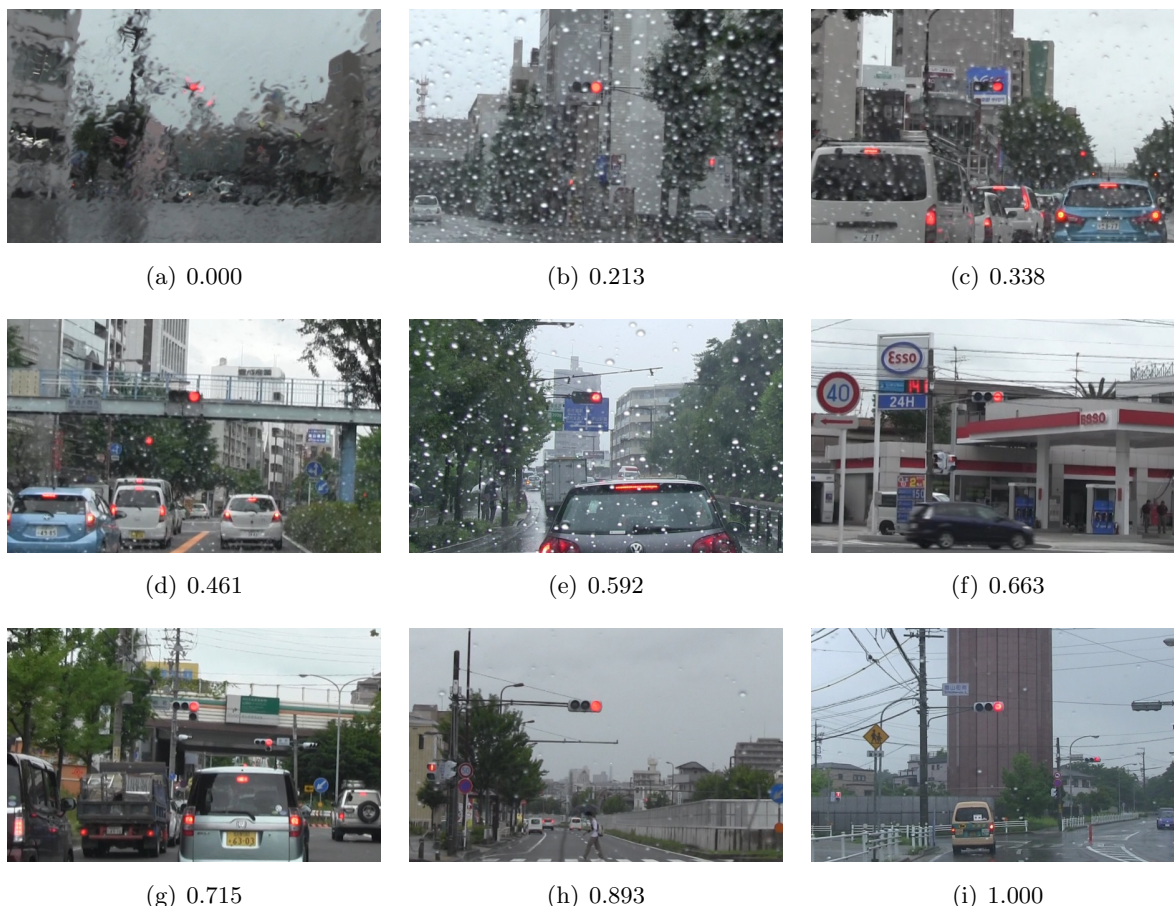


図 8 データセットに含まれる画像とその視認性目標値の例（視認性目標値は Thurstone の一対比較法を用いた被験者実験を通して設定したものであり、値は $[0, 1]$ の範囲に正規化されている。また、値が高いほど視認性が高いことを表している。）

- Signals,” Proc. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.636–641, June 2007.
- [7] 道満恵介, 出口大輔, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬洋, 玉津幸政, “コントラスト特徴とアピランス特徴の統合による道路標識の視認性推定,” 信学論 (D), vol.95-D, no.1, pp.122–130, Jan. 2012.
- [8] D. Engel and C. Curio, “Pedestrian Detectability: Predicting Human Perception Performance with Machine Vision,” Proc. 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.429–435, June 2011.
- [9] M. Wakayama, D. Deguchi, K. Doman, I. Ide, H. Murase and Y. Tamatsu, “Estimation of the Human Performance for Pedestrian Detectability based on Visual Search and Motion Features,” Proc. 21st Int. Conf. on Pattern Recognition, pp.1940–1943, Sept. 2012.
- [10] M. Shidara and B.J. Richmond, “Effect of Visual Noise on Pattern Recognition,” J. of Experimental Brain Research, vol.163, no.2, pp.239–241, March 2005.
- [11] H. Kurihata, T. Takahashi, I. Ide, Y. Mekada, H. Murase, T. Miyahara and Y. Tamatsu, “Rainy Weather Recognition from In-Vehicle Camera Images for Driver Assistance,” Proc. 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.205–210, June 2005.
- [12] S. Görmer, A. Kummert, S.-B. Park and P. Egbert, “Vision-based Rain Sensing with an In-Vehicle Camera,” Proc. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.279–284, June 2009.
- [13] D. Basak, S. Pal and D.C. Patranabis, “Support Vector Regression,” Neural Information Processing Letters and Reviews, vol.11, no.10, pp.203–224, Oct. 2007.
- [14] C.-C. Chang and C.-J. Lin, “LIBSVM: A Library for Support Vector Machines,” ACM Trans. Intelligent Systems and Technology, vol.2, issue 3, pp.27:1–27:27, April 2011.
- [15] L.L. Thurstone, “Psychophysical Analysis,” The American J. of Psychology, vol.38, no.3, pp.368–389, July 1927.