

ドライバの特性を考慮した 歩行者の見つけやすさ推定手法に関する予備的検討

谷繁 龍之介[†] 出口 大輔^{††} 道満 恵介^{†††} 目加田 慶人^{†††}
 井手 一郎[†] 村瀬 洋[†] 酒井 映^{†††}

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科, 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 名古屋大学 情報連携統括本部, 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{†††} 中京大学 工学部, 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

^{††††} 株式会社デンソー, 〒448-8661 愛知県刈谷市昭和町 1-1

E-mail: †tanishiger@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 近年の歩行者技術の発展により、ドライバに歩行者の存在を警告し、運転を支援することが可能になっている。しかしながら、全ての歩行者を警告することはドライバの集中力低下や苛立ちを引き起こす危険性がある。そのため、見つけにくい歩行者のみをドライバに警告することが重要であり、歩行者の見つけやすさを推定する研究がなされている。本報告では、個々のドライバに適応して歩行者の見つけやすさを推定する手法について提案する。提案手法では、歩行者の見つけやすさを個々のドライバ専用の推定器によって推定することで、推定精度の向上を図る。従来手法との比較により、提案手法によって推定誤差が減少することを確認した。

キーワード ITS, 運転支援, 歩行者, 見つけやすさ, 個人適応

A preliminary study on the prediction of pedestrian's detectability considering drivers' characteristics

Ryunosuke TANISHIGE[†], Daisuke DEGUCHI^{††}, Keisuke DOMAN^{†††}, Yoshito MEKADA^{†††},

Ichiro IDE[†], Hiroshi MURASE[†], and Utsushi SAKAI^{†††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University

^{††} Information and Communications Headquarters, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, Aichi, 464-8601 Japan

^{†††} Faculty of Engineering, Chukyo University Tokodate, Kaidu-cho, Toyota-shi, Aichi, 470-0393 Japan

^{††††} DENSO CORPORATION, 101, Showa-cho, Kariya-shi, Aichi, 448-8661 Japan

E-mail: †tanishiger@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

Abstract In recent years, advances in pedestrian detection technology have resulted in the development of driving assistance systems that notify the drivers of the presence of pedestrians. However, warning of all of the presence of pedestrians would confuse the driver. Therefore, it is necessary to develop a method to predict the driver's perception performance of pedestrian detectability. This report proposes a method that predicts the pedestrian detectability considering the difference between individual drivers. The proposed method constructs a predictor specific to each driver, in order to predict the pedestrian detectability precisely. We confirmed that the proposed method significantly reduces the prediction error in comparison with the existing methods.

Key words ITS, driver assistance, pedestrian, detectability, personalization

1. まえがき

近年、車載カメラやセンサを用いた歩行者検出技術が発展し、ドライバに歩行者の存在を警告することが可能となっている。しかしながら、道路上の全ての歩行者を警告することは、ドライバの集中力低下や苛立ちなどの原因になり、安全な運転を妨げる危険性が報告されている [1]。そのため、ドライバにとっての歩行者の見つけやすさを推定し、警告を取捨選択することが重要である。図 1 は歩行者毎の見つけやすさの違いを示した例である。

車載カメラを用いて歩行者の見つけやすさを推定する手法として、Engel らは画像特徴と道路上の構造物に関する情報を用いた手法を提案した [2]。Wakayama らは、視覚探索の特性 [3] と歩行者の動きの影響を考慮し、顕著性マップ [4] と動き特徴を用いた [5]。これらは、複数の被験者による実験から得られた、平均的な視覚特性に基づいた歩行者の見つけやすさを推定することを目的としている。しかしながら、視覚の特性は個人毎に異なるため、歩行者の見つけやすさにはドライバによって個人差があると考えられる。

本研究では、視覚特性における個人差に着目し、個々のドライバに適応して歩行者の見つけやすさを推定する手法を提案する。提案手法では、ドライバ毎に専用の推定器を構築し、歩行者の見つけやすさ推定に用いる。

以降、2 節で個々のドライバに適応して歩行者の見つけやすさを推定する手法を提案する。3 節で被験者実験によるデータセットの構築について述べ、4 節で提案手法の有効性を検証した結果と考察について述べる。5 節で本報告をむすぶ。

2. 提案手法

図 2 に提案手法の流れを示す。提案手法では、車載カメラで撮影した画像から画像特徴を抽出し、推定器により各歩行者の見つけやすさを推定する。

具体的には、まず車載カメラで撮影された画像と、歩行者の位置を入力する。歩行者の位置は、歩行者検出手法 [6] により求める。ただし、今回は検出されているものとして、歩行者の位置を手動で入力した。そして車載カメラ画像から、歩行者の見つけやすさに影響すると考えられる画像特徴量を抽出する。最後に、特徴量を推定器に入力することで、歩行者の見つけやすさを推定する。以降の節で、提案手法の詳細について述べる。

2.1 画像特徴

提案手法で用いる画像特徴は以下の 3 つに分類される。

- (1) 歩行者領域の特徴
- (2) 歩行者領域と周辺領域の差の特徴
- (3) 大域的な特徴

表 1 に、歩行者の見つけやすさを推定するために用いる特徴を示す。ここで、歩行者領域と周辺領域は図 3 に示すように、歩行者の外接矩形を歩行者領域とし、歩行者領域周辺の一定の領域を周辺領域とする。

以降の節で、各特徴について概要を述べる。

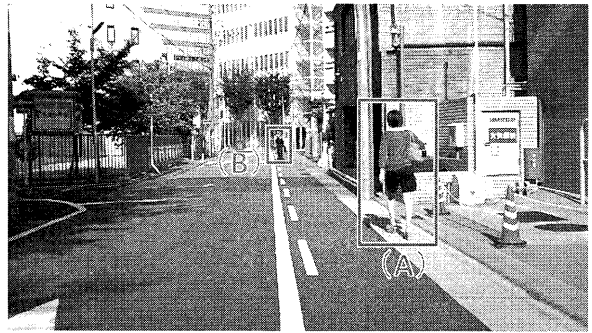


図 1 見つけやすさの異なる歩行者の例。歩行者 (A) はカメラから近く、周辺とのコントラストが高いため容易に見つけることができるが、歩行者 (B) はカメラから遠く、背景が複雑であるため見つけることは難しいと考えられる。

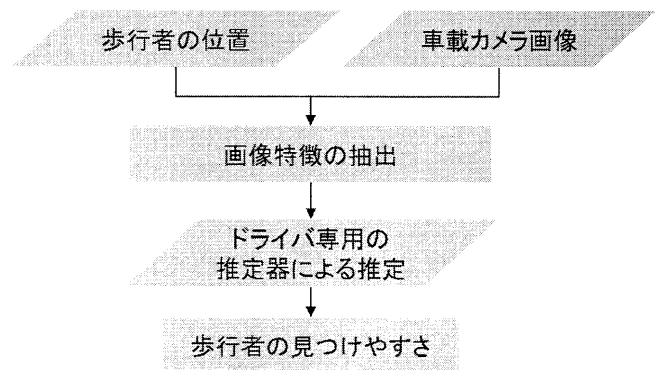


図 2 提案手法の流れ

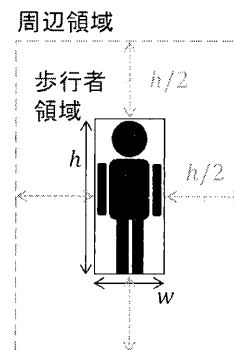


図 3 歩行者領域・周辺領域の定義

2.1.1 歩行者領域の特徴

歩行者の見つけやすさには、対象である歩行者の見えが影響する。見えを記述する特徴として、提案手法では歩行者領域の大きさ、幅、高さ、平均輝度、平均輝度の標準偏差を用いる。

対象である歩行者が、ドライバから大きく見えるほど見つけやすいと考えられるため、歩行者の大きさは有効であると考えられる。また、歩行者の歩容や自転車との距離によって、歩行者の幅や高さは異なるため、歩行者領域の幅、高さを推定に用いる。また、対象物体の輝度値が高いほど見つけやすく、同じ平均輝度の物体であっても、単一の輝度値からなる物体とそうでない物体とでは見つけやすさが異なると考えられるため、歩行者領域の平均輝度と平均輝度標準偏差を特徴として抽出する。

2.1.2 歩行者領域と周辺領域の差の特徴

歩行者と周辺の見えが類似している場合は、歩行者の見つけやすさが低下すると考えられる。そのため、歩行者領域と周辺領域の差に基づく特徴として、平均輝度、平均輝度標準偏差、平均色、勾配強度、グレイテクスチャ特徴、周波数特徴、色ヒストグラムを用いる。

平均輝度、輝度標準偏差は、対象物体と周辺の輝度差や輝度の分布を表現する特徴である。輝度は物体の見えに影響することが示されている [7]。

平均色は、色差を表現する特徴である。輝度値が同じ物体でも、色が異なることによって見つけやすさが変化すると考えられる。提案手法では、色空間として画像処理で一般的に使われる RGB と、人間の知覚に近いとされる $L^*a^*b^*$ を用いる。

勾配強度は物体の複雑度を表す特徴量である。周辺の背景が複雑な見えをしているほど、歩行者を見つけていることが難しくなると考えられる。画像にソーベルフィルタを適用し、 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 方向の勾配強度をヒストグラム化する。そして、歩行者領域と周辺領域のヒストグラム間の Bhattacharyya 距離を特徴とする。

グレイテクスチャ特徴、周波数特徴、色ヒストグラムはテクスチャを表す特徴であり、対象物体と周辺のテクスチャが類似している場合は対象物体を見つけていくと考えられる。グレイテクスチャ特徴の計算には、濃度共起行列を用いる。歩行者領域と周辺領域それぞれの濃度共起行列 M_P, M_B を計算し、その差の 2 乗和を特徴とする。

$$C_{\text{TEX}} = \sum_{a=0}^k \sum_{b=0}^k (M_P(a,b) - M_B(a,b))^2 \quad (1)$$

周波数特徴の抽出には、まず歩行者領域、周辺領域のグレースケール画像を Fourier 変換し、パワースペクトル計算する。各領域のパワースペクトルの差の絶対値和を特徴とする。

色ヒストグラムは、歩行者領域、周辺領域それぞれの色ヒストグラムを計算し、ヒストグラム間の EMD (Earth Mover's Distance) [8] を特徴とする。

2.1.3 大域的な特徴

上記の 2 種類の特徴に加えて、画像内の歩行者数、注視点から対象の歩行者への画像中の距離、対象の歩行者と最近傍の歩行者との画像中の距離を推定に用いる。視界に歩行者が多いほど、各歩行者の位置を正確に把握することは難しくなると考えられるため、特徴として画像中の歩行者数を計算する。また、注視点から離れたところに位置する歩行者ほど正確な位置を把握することは難しくなると考えられるため、注視点から各歩行者までの画像中の距離を算出する。複数の歩行者が視界中に存在する場合に、点在して単独の歩行者が存在する場合と集団の歩行者の場合では、集団の方が見つけやすいと考えられる。そのため、歩行者と最近傍の歩行者との画像中の距離を特徴に加える。

2.2 学習段階

本節では、推定器の学習について述べる。見つけやすさの推定方法には、サポートベクトル回帰 (Support Vector Regression

表 1 特徴量

特徴の分類	特徴の略記号	内容
歩行者領域の特徴	P_{size}	歩行者領域の面積, 幅, 高さ
	P_{width}	
	P_{height}	
	$P_{\mu(\text{lum})}$	歩行者領域の平均輝度
	$P_{\sigma(\text{lum})}$	平均輝度標準偏差
歩行者領域と背景領域のコントラスト特徴	$C_{\mu(\text{lum})}$	平均輝度
	$C_{\sigma(\text{lum})}$	輝度標準偏差
	$C_{\mu(\text{RGB})}$	平均色 (RGB)
	$C_{\mu(L^*a^*b^*)}$	平均色 ($L^*a^*b^*$)
	$C_{\text{edge}(\text{gray})}$	輝度勾配強度
	$C_{\text{edge}(\text{RGB})}$	カラー勾配強度
	C_{tex}	テクスチャ特徴
	C_{FFT}	周波数特徴
	H_{RGB}	色ヒストグラム (RGB)
$H_{L^*a^*b^*}$	色ヒストグラム ($L^*a^*b^*$)	
その他の特徴	num	画像中の歩行者数
	$D(p, c)$	注視点との距離
	$D(p, p')$	最近傍の歩行者との距離

: SVR) [9] を用いる。推定器は、学習用画像から抽出した画像特徴と、各歩行者の見つけやすさの目標値から学習される。本報告では、個々のドライバに適応して歩行者の見つけやすさを推定するために、ドライバ毎に推定に有効な画像特徴を求め、推定器を構築する。有効な画像特徴の選択には、変数減少法を用いた。変数減少法の詳細については次節で述べる。変数減少法で得られる特徴の組合せは局所解であり、大域解を得るためには総当たり法や Monte Carlo 法などを行う必要がある。しかし、特徴量の増加と共に計算時間が爆発的に増大してしまうため、本手法では変数減少法を採用した。また、SVR には LIBSVM [10] を利用した。

2.2.1 変数減少法

本節では、画像特徴の選択に採用した変数減少法について述べる。変数減少法のアルゴリズムは下記の通りである。

- Step 1. 特徴の集合 X に表 1 の特徴を代入する。
- Step 2. X から i 番目の特徴を除外した特徴集合 $X_{-i} = X - \{x_i \in X\}$ を用いて SVR を学習し、目標値 Y と推定値 Y' の平均絶対値誤差 (Mean Absolute Error: MAE) を求める。そして、以下の MAE

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y - Y'|$$

を最小にするインデックス i_{\min} を求める。

- Step 3. $X = X_{-i_{\min}}$ とする。
- Step 4. $|X| > 1$ なら Step 2. へ、そうでなければ終了する。

2.3 推定段階

推定段階では、車載カメラ画像中に存在する歩行者毎に上述の特徴量を抽出する。特徴量を SVR により構築された推定器に入力し、歩行者の見つけやすさを推定する。

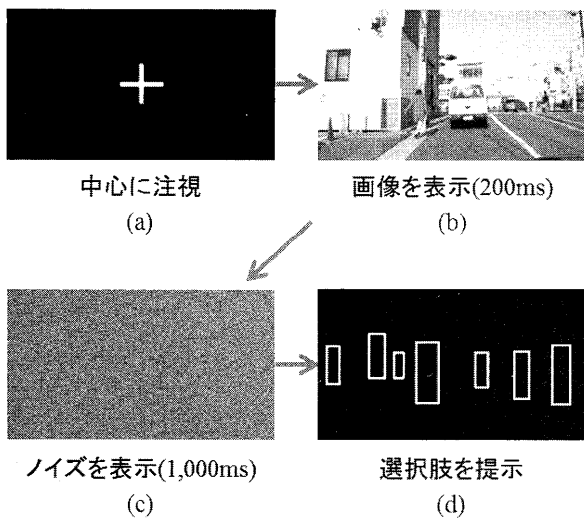


図4 実験の流れ

表2 データセットにおける歩行者数別の画像枚数

画像中の歩行者数	画像枚数
0	20
1	107
2	57
3	14
4	2
計	200

3. 被験者実験によるデータセットの構築

本節では、見つけやすさの目標値を設定するために行った被験者実験について述べる。この被験者実験では、車載カメラ画像を被験者に提示し、歩行者の存在位置を回答させた。

実験の流れを図4に示す。以下に具体的な実験の手順を示す。

(1) 「+」を画面の中央に1秒間提示する。これを被験者に注視させて視線を固定する。

(2) 車載カメラ画像を0.2秒間提示し、被験者に画像中の歩行者を記憶させる。

(3) 画像の提示後の残像を抑制するため、ノイズ映像を1秒間提示する。

(4) 7つの矩形を選択肢として提示し、被験者に歩行者がいたと判断した矩形を選択させた。入力時間に制限はなく、選択の修正も可能とした。また、画像中に複数の歩行者が存在する場合もあるため、選択肢の複数選択も可能とした。

この実験を各被験者に対して、画像毎に4回ずつ行い、各歩行者の発見確率を推定の目標値とした。ここで発見確率とは、各歩行者を4回の試行の中で正しく回答できた回数の割合を指す。被験者は20代男性6名(A~F)である。画像は0~4人の歩行者を含む200枚を用いた。表2に画像内に存在する歩行者数別の画像枚数を示す。

被験者に提示する矩形の選択肢は、各被験者で共通である。ただし、記憶の影響を抑制するため実験毎に選択肢を変更した。

この実験により、画像200枚、271人の歩行者のデータセットを構築した。

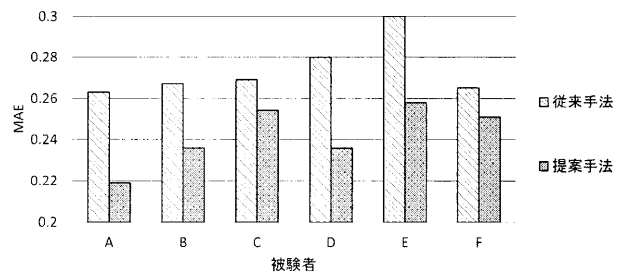


図5 結果:推定値と目標値のMAE

4. 手法の有効性の評価実験及び考察

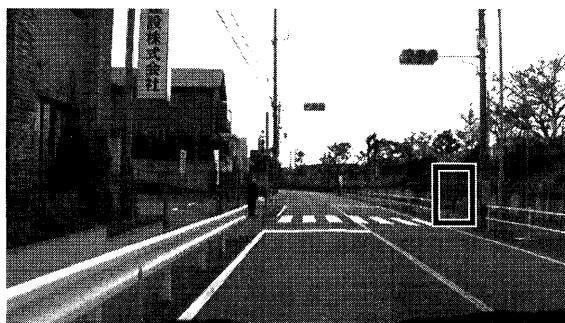
被験者実験により構築したデータセットを基に、提案手法の有効性の評価を行った。比較手法として、複数の被験者の結果に基づいた平均的な見つけやすさを目標値に設定し、推定器を構築する手法を用いた。

まず、各被験者の目標値と推定した見つけやすさの値の平均絶対値誤差(MAE)を図5に示す。評価方法は10分割交差検定を用いた。表の結果から、個々のドライバに適応した推定器を構築することで、推定精度が向上したことがわかる。この結果に関して、有意水準5%のWilcoxonの符号付順位検定を行なった結果、これらの差に対して有意差が認められた。

次に、被験者実験の結果から得た歩行者の見つけやすさの目標値において、個人差がみられた歩行者の例を図6に示す。また、図6中の歩行者の見つけやすさの目標値については表3の通りである。この結果から、歩行者の見つけやすさにはドライバ毎に個人差があり、個々のドライバに適応して歩行者の見つけやすさを推定することが重要であると考えられる。

被験者ごとの有効な特徴量の組み合わせについての比較の一部を表4に示す。注視点から対象の歩行者までの距離 $D(p, c)$ は、全ての被験者に対して有効であったことから、中心視野から離れた歩行者の知覚が難しいことは全ての被験者に共通していると考えられる。また、歩行者の見えの大きさを表す特徴の1つである歩行者の幅 P_{width} は、ほとんどの被験者にとっては推定に有効であるが、被験者Cに対しては推定に悪影響であるとの結果が得られた。一方、平均輝度のコントラストの特徴である $C_{\mu(lum)}$ や、画像中の歩行者数 num といった特徴は、一部の被験者に対して有効であった。このことから、見つけやすさの推定に有効な特徴量に個人差があり、ドライバ毎に適切な特徴量を推定に用いることが重要であると考えられる。

また、図7に被験者Eに対する提案手法と従来手法の推定誤差を示す。横軸は推定の目標値を表し、縦軸は目標値と推定値の平均絶対値誤差を表す。提案手法が従来手法に比べ、目標値が1の場合を除いて誤差が小さいことがわかる。ドライバへの警告システムを実現するためには、ドライバが見つけにくい歩行者を正しく警告することが重要である。提案手法は従来手法に比べ、見つけにくい歩行者(目標値の低い歩行者)に対して推定精度が高く、従来手法よりも適切な推定を行っていると考えられる。



(a)



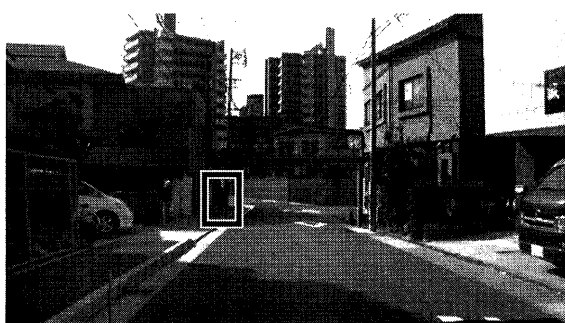
(b)



(c)



(d)



(e)

図 6 歩行者の見つけやすさに個人差が見られた歩行者の例

表 3 図 6 の歩行者に関する被験者別の目標値

歩行者	被験者					
	A	B	C	D	E	F
(a)	0.00	0.75	1.00	0.00	0.25	0.00
(b)	1.00	1.00	0.00	0.50	0.00	0.50
(c)	0.00	0.50	1.00	0.75	0.75	1.00
(d)	1.00	0.50	1.00	0.50	0.25	0.00
(e)	0.50	0.75	0.00	0.50	1.00	0.75

表 4 有効性に個人差の現れた特徴量の比較

特徴	被験者					
	A	B	C	D	E	F
$D(p, c)$	✓	✓	✓	✓	✓	✓
P_{width}	✓	✓		✓	✓	✓
$C_{\mu(lum)}$	✓		✓			
num			✓	✓	✓	

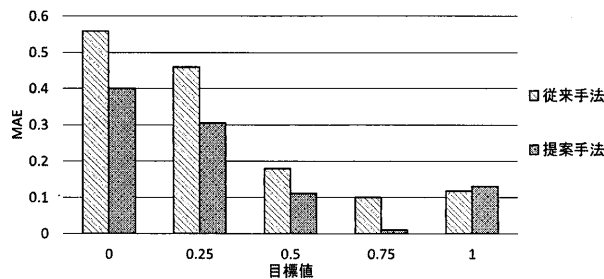


図 7 被験者 E に対する推定誤差の比較

5. まとめ

本稿では、安全運転支援のためにドライバーへの過剰な警告を防止することを目的として、個々のドライバーに適応して歩行者の見つけやすさを推定する手法を提案した。被験者実験により構築したデータセットを用いて提案手法の評価を行った。被験者実験の結果から、歩行者の見つけやすさにはドライバー毎に個人差があることを示した。また、評価実験の結果より、ドライバー毎に有効な画像特徴を選択し、専用の推定器を学習することによって、推定精度が向上することを確認した。今後の課題として、性別や年齢による個人差の影響についての検討や、人間の視覚特性の影響についての検討、より大規模な被験者実験による手法の評価などがあげられる。

謝辞 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。

文献

- [1] 北村康宏, 畑山俊輝, “自動車運転時の聴覚情報への対応課題がドライバーに与える影響—生理的・行動的变化から—,” 国際交通安全学会誌, Vol.30, No.3, pp.327–332, September 2005.
- [2] D. Engel and C. Curio, “Detectability Prediction in Dynamic Scenes for Enhanced Environment Perception,” Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2012, pp.178–183, Alcala, Spain, June 2012.

- [3] J. M. Wolfe. "Visual Search," In H. Pashler, editor, Attention pp.13-73, University College London Press, 1998.
- [4] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, "A Model of Saliency-Based Visual Attention for Rapid Scene Analysis," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.20, No.11, pp.1254-1259, November 1998.
- [5] 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," Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition, pp.1940-1943, Tsukuba, Japan, November 2012.
- [6] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp.886-893, San Diego, USA, June 2005.
- [7] G. Paulmier, C. Brusque, V. Carta, and V. Nguyen, "The Influence of Visual Complexity on the Detection of Targets Investigated by Computer Generated Images," Lighting Research and Technology, Vol.33, No.3, pp.197-205, September 2001.
- [8] Y. Rubner, C. Tomasi, and L. J. Guibas, "A Metric for Distributions with Applications to Image Databases," Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Computer Vision, pp.59-66, January 1998.
- [9] A. J. Smola and B. Schölkopf, "A Tutorial on Support Vector Regression," Statistics and Computing, Vol.14, No.3, pp.199-222, August 1998.
- [10] C.-C. Chang and C.-J. Lin, "LIBSVM: A Library for Support Vector Machines," ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, Vol.2, No.27, pp.1-27, April 2011.