電気学会論文誌 C（電子・情報・システム部門誌）
IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems
Vol.134 No.2 pp.233–241　　DOI: 10.1541/ieejeiss.134.233

論　文

疑似正面画像を用いた視点によらない車名判別

非会員　篠塚祐紀子*a)　非会員　皆川　卓也*　正　員　斎藤　英雄*

View Independent Vehicle Make and Model Recognition with Virtual Frontal View

Yukiko Shinozuka*a), Non-member, Takuya Minagawa*, Non-member, Hideo Saito*, Member

（2013年7月1日受付，2013年10月8日再受付）

This paper proposes a novel view independent vehicle make and model recognition method (VMMR). Our system identifies the make and model from the variety of viewpoints while the conventional methods for VMMR work only for the fixed frontal or rear images. In addition, it needs only the 2D images not CAD data for database. To solve the alignment issue, our method uses SIFT, that has scale and rotation invariance. For the view independent recognition, it creates less distorted frontal view images by view morphing or homography matrix calculated by the position of the license plate and extracts the keypoints from them. Our method enables to recognize up to 60-degree angle with high accuracy due to the less distorted virtual frontal images.

キーワード：車名判別，SIFT 特徴量，自由視点，View Morphing，平面射影変換行列
Keywords: Vehicle Make and Model Recognition, SIFT, View Independent, View Morphing, Homography matrix

1. はじめに

近年，スマートフォンの普及によりウェブ画像検索システムへの需要が高まっている。ユーザは検索対象の物体を写真に撮影し，Google Goggles(1)や A9(2)などの画像検索システムを用いて検索をかけることにより，その物体と似た画像を手に入れ，その物体を簡単に判別できるようになった。この技術は「類似画像検索」と呼ばれる画像から画像を検索する技術である。画像から局所特徴量などの特徴量を用いて，画像同士を比較することにより，似たような画像を探し出すことができる。このような画像検索技術がより改良されれば，ユーザの身の回りのものすべてを画像による検索の対象とすることができるようになると考えられる。この技術が広まれば，写真を撮影し検索するだけで，その商品の性能，価格，ユーザ評価や類似商品などの情報に簡単にアクセスできるようになる。また，撮影機器がスマートフォンやデジタルカメラのような可搬性の高い機器になったことで，ユーザは対象物体を任意の角度から撮影できるようになった。そのため，視点変化に強い認識技術が必要である。このような近い将来に向けて，より実用的な検索技術が求められている。今回は，画像処理による車名判別を対象とする。

高度道路交通システム (ITS) として，車の検出，車種判別，ナンバープレート検出，車のトラッキングなどの画像処理技術を用いた研究が盛んに行われている。中でも，車名判別に関する研究は存在するもののまだ数が少なく，標準的に使われているデータセットも存在しない。そのため，検討した手法の精度を比較・検証するために，データセットを作成した。

一般的に，画像処理技術による車名判別は，以下の 3 つの課題を含んでいる。

（1） 金属反射や映り込みなどの光源環境に関する問題
（2） テクスチャの少ない物体であることによる認識しにくさ
（3） 三次元物体であることによる見えの変化

車名判別，車種判別の研究において，第一，第二の課題については議論研究が進んでいるものの，その課題を克服すべく入力画像の視点を固定しているため，第三の課題に

a) Correspondence to: Yukiko Shinozuka. E-mail: shinozuka@hvrl.ics.keio.ac.jp
* 慶應義塾大学大学院理工学研究科
〒 223-8522　横浜市港北区日吉 3-14-1
Keio Graduate School of Science and Technology
3-14-1, Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama 223-8522, Japan

本論文は，2nd International Workshop on Intelligent Mobile Vision (2013-7) にて発表された “Vehicle make and model recognition by key-point matching with pseudo frontal view”, 第 16 回画像の認識・理解シンポジウム (2013-7) にて発表された「View Morphing により生成された疑似正面画像を用いた視点方向によらない車名判別」の基礎検討を行う。

© 2014 The Institute of Electrical Engineers of Japan.

ついての研究は進んでいない。また，すべての課題を克服すべく車の CAD データを用いることが考えられるが，各車名に対して CAD データを入手するのは困難である。しかし，今後のスマートフォンによる検索技術の向上の需要を考慮すると，視点変化に頑健なシステムの開発が急がれる。

本論文では，第二，第三の問題に取り組み，画像のみを用いた視点変化に頑健な車名判別手法を提案する。

車名判別における問題点を明瞭にするために行った予備実験により，車名判別に適切な特徴量を選び，車における認識対象領域を検討した。提案手法では，Scale-Invariant Feature Transformation (SIFT) 特徴量[3]を用い，対象物体の位置ズレ（アライメント）問題を解決した。第二の課題を解決するために，車体のフロントグリル部が識別可能領域であることを確認し，認識対象領域と定めた。第三の課題を解決するために，斜めから撮影された画像から View Morphing[4]もしくはナンバープレートを用いた平面射影変換行列を用いて，疑似正面画像を生成することでデータベース内の正面画像と比較できるようにした。

本論文は，視点変換をして認識対象領域を正面に移動させることで判別することの有用性を示し，CAD データを用いず画像のみを用いて視点の異なる撮影方向のクエリ画像を車名判別できることを示す。提案手法では，View Morphing またはナンバープレートの位置を用いた手法により，クエリ画像を視点変換し，歪みの小さい疑似正面画像を生成する。疑似正面画像を生成する手法，View Morphing を用いた手法とナンバープレートを用いた手法の基礎検討を行う。View Morphing による手法では 40 度まで，ナンバープレートの位置を用いる手法では 60 度の角度までの煽り角に対応できる。

2. 関連研究

本章では，関連研究である画像特徴量と車名判別手法ついて述べる。

局所特徴量である SIFT 特徴量[3]は，スケール変化，回転に頑健であるため，画像検索システムにおいて数多く使用されている。そのため，探索窓中の対象物体の位置ズレ（アライメント）問題を解決することができる。また，Maximally-Stable Extremal Region Detector (MSER)[5]，Harris-Affine[6]，Hessian-Affine[6]は，アフィン変換に強い検出器として知られているが，検出器のみが提案され，それぞれに対するアフィン変換に対する普遍性を備えた記述子は存在しない。頑健なマッチングを行うためには，アフィン変換に強い特徴記述子について別途検討する必要がある。Randomized Tree を用いた特徴点マッチング[7]も，アフィン変換に強い手法として知られているが，同一の特徴点付近の局所パターンに対して，複数種類のアフィン変換を施して生成したパターンを事前に学習する必要がある。ASIFT[8]も同様に同一点に対して様々なアフィン変換を行うことにより，視点変化に頑健な特徴点検出を実現している。これらの従来研究に対し，本提案手法では自動車の正面画像を明示的に合成することにより，視点の変化に対しても常に一定の視点からの画像から認識できるようにしている。

第 1 章で述べた車名判別の課題の一つである光源環境の問題に取り組んだ手法として，Psyllos ら[9]の手法がある。検索に用いるクエリ画像は正面画像のみを用い，ナンバープレートを検出して，それ基準に車高や車幅を計測する。その後，車をボンネット，フロントグリル，窓などの小領域ごとに分けることで車体の色を抽出するなど，様々な車の構造特徴を事前知識として認識を行っている。また，車名判別の課題の 2 つ目，テクスチャが少ないという問題についても，Psyllos らは比較的テクスチャの多い車のフロント部を認識対象領域とすることで解決している。しかし，この手法の欠点としてクエリ画像の視点が固定であるという点が挙げられる。Han ら[10]の手法では，固定された監視カメラの画像をもとに三次元形状復元を行い，CAD データと比べることで車種判別を行っている。しかし，三次元復元を行う計算コストや CAD データの収集などの課題がある。画像のみを用いた三次元物体の認識研究として，視点方向の異なる画像をデータベースに蓄積して比較するという手法があるが，Yabushita ら[11]が述べるように認識精度がデータベースの蓄積された画像の枚数に依存してしまう。

Shinozuka らは視点の変化に対して頑健な車名判別手法として，ナンバープレートおよび View Morphing を用いる手法を提案してきた。[12][13]前者は，ナンバープレートを正面にするように，ナンバープレートの 4 つ角の位置から平面射影変換行列を求め疑似正面画像の生成を行いデータベースと比較している。後者は，View Morphing を用いて疑似正面画像を生成し，車名判別を行っている。

提案手法では，これら従来研究[9]~[11]にて実現できなかった対象物体の位置ずれによるアライメントが発生する問題を解決し，車の車高，車幅などの事前知識問題を用いずに，疑似正面画像を作ることによりデータベースに正面画像しか蓄積していない認識エンジンでも視点によらない車名判別が行えるようになった。また，疑似正面画像生成法である，ナンバープレートの位置による手法[12]と View Morphing による手法[13]の基礎検討を行った。

3. 車名判別における課題と予備実験

本章では，車名判別における課題について言及する。〈3･1〉節では，車名判別に適切な特徴量を検討した。〈3･2〉節では，車名判別における認識対象領域を検討した。

〈3･1〉 全体特徴量と局所特徴量　車名判別に適切な特徴量を検討するために予備実験を行った。データセットは，トヨタ[14]，マツダ[15]，ホンダ[16]，日産[17]のウェブ 3D ビューワから引用した。データセット仕様は以下の通りである。

データベース：各モデルにつき 1 枚の正面画像。全 30 枚，30 モデル。

クエリ画像：全 9 モデル。各モデル 3 色。正面画像。この

Table 1.　Average of the Ranking in SIFT and HOG

Modes	SIFT	HOG	Models	SIFT	HOG
AQUA	1.0	21.0	AURIS	1.0	3.1
Corolla Fielder	1.0	19.9	MarkX	1.0	10.8
PORTE	1.0	18.8	PRIUS	1.0	8.4
PRIUS ALPHA	2.1	13.6	SPADE	1.0	27.1
WISH	1.0	17.3	TOTAL	1.1	15.6

(a) SIFT (AQUA)　(b) SIFT (SPADE)

(c) HOG (AQUA)　(d) HOG (SPADE)

Fig. 1.　Visualization of SIFT Matching and Difference of HOG

とき，クエリ画像の車色はデータベースに存在するものと異なる色を使用した。そのため，データベースに存在するモデルのうち 4 色以上のバリエーションを持つトヨタ車をクエリ画像のモデルとして採用した。

車名判別の従来手法では，エッジを含む特徴を画像全体から抽出し特徴として比較する手法が主流である[(9)(10)]。そこで，本予備実験では，全体特徴量と局所特徴量との比較を行う。

画像全体を特徴とした特徴量として，Histogram Oriented Gradient(HOG) 特徴量[(18)]を用いた。そして，比較対象とする局所特徴量として SIFT 特徴量を用いた。Table 1 には，各特徴量における認識の結果を表に示す。この結果は，クエリ画像で検索をかけ，SIFT 特徴量はコサイン類似度，HOG 特徴量はユークリッド距離を用いて，類似度を評価しランキング付けした。30 モデル中での正解画像の平均ランキングを示したものである。スケールは，[1, 30] の整数の値を取り，1 が最も類似度が高く，30 が最も類似度が低いとする。Table 1 より，局所特徴量である SIFT 特徴量が，全体特徴量である HOG 特徴量より，ランキングがよく車名判別において優位であることがわかる。

Fig. 1 (a)，Fig. 1 (b) に，クエリ画像とデータベース画像間の SIFT 特徴量による特徴点マッチング，Fig. 1 (c)，Fig. 1 (d) に，HOG 特徴量の差分画像を示す。

HOG 特徴量の差分画像では，車の輪郭が白く映っている。これは，対象物体の位置のズレによるアライメントの問題が発生し，認識できていないからである。一方，SIFT 特徴量によるマッチングでは，AQUA においては，窓ガラス右上から抽出された点がエンブレム上の点と，SPADE においては，ダクト右下から抽出された点が窓ガラス右下の点とマッチングしている。このように，車の構造上，幾何学的に異なる点同士がマッチングしている箇所がある。しかし，車の位置や大きさによるずれ（アライメント）の問題は発生していない。これは，SIFT 特徴量がスケール変化，回転に強いためである。SIFT 特徴量において，幾何学的な誤対応は再投影誤差の算出により削減できることが知られている[(19)]。視点方向が変わらなければ，立体物を撮影していても画像平面として考えることができるため，再投影誤差の計算により，幾何学的な誤対応を削除することが可能である。そのような幾何学的な誤対応を軽減すれば，認識精度に影響はないと考えられる。

(a) The Image from Left Front　(b) The Image from Right Rear

Fig. 2.　Keypoints on the Surface of the Vehicle

本予備実験では正面画像同士を比べたが，任意の視点から撮影した画像に対して HOG 特徴量などの全体特徴量を用いる手法[(9)(11)]では，探索窓中の対象物体の位置ズレ (アライメント) 問題が起こるのは明らかである。本結果より，本論文において煽り角方向に撮影方向を変えて撮影されたクエリ画像に対して，SIFT 特徴量を用いて車名判別を行うこととした。

〈3･2〉　車名判別における認識対象領域　車名判別における認識対象領域を特定するために，以下の予備実験を行った。車体全体から特徴量を抽出し，比較するために左斜め前，右斜め後ろから撮影した画像を用いた。Fig. 2 (a)(b) に，それぞれの方向から撮影した車の画像上の特徴点を示す。Fig. 2 (a)(b) より，前から撮影しても後ろから撮影しても同様に，特徴点は車輪，ライト，エンブレム，フロントグリル，リア，ドアや窓の枠に多く抽出されることがわかる。特に，車輪部，フロント部，リア部に特徴点が集中している。

これにより，車輪部，フロント部，リア部に注目すれば，特徴点が抽出され比較できることがわかる。しかし，車輪は交換可能であるため，一度車輪を取り替えてしまえば，交換前とは異なる特徴点が抽出されることは明らかである。そこで，車輪部を認識範囲に加えた車名判別は車輪部に依存してしまうため，適切ではない。そのため，フロント部，リア部の特徴点を抽出し，適切な手法で記述すれば，識別性があり再現性のある特徴点を抽出，比較し，車名判別に用いることができると考えた。本提案手法においては，フロント部のみについて検証を行う。これは，リア部，フロント部ともに左右対称であり，ナンバープレートがある点でも一致しているため，今回はフロント部分の検証のみを実施した。

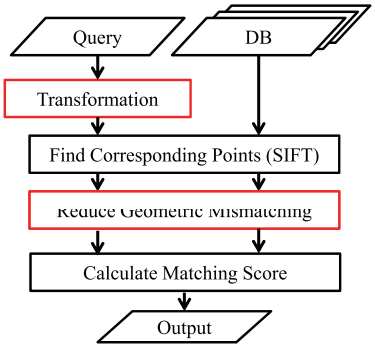


Fig. 3. Framework of Our Proposed Method

4. 提案手法

提案手法では，〈3･2〉節の予備実験から車名判別における認識対象領域をフロント部であると定め，フロント部に注目して車名判別を行う。また，本手法は視点によらない判別を実現する。正面画像のみの画像群であるデータベースと比較するために，View Morphing[4]またはナンバープレートの位置により算出された平面射影変換行列を用いて，クエリ画像を歪みの小さい疑似正面画像に変換する。

〈4･1〉 提案手法の流れ Fig. 3 に提案手法の流れを示し，各工程を説明する。従来の三次元物体に対する認識手法と大きく異なるところは，二次元画像のみを用いた判別という点である。データベースには正面画像のみを蓄積し，クエリ画像から歪みの少ない疑似正面画像を生成することで比較する。精度向上のために重要な点である，疑似正面画像生成および幾何学的誤対応の除去は，〈4･2〉節，〈4･3〉節にて，それぞれ説明する。

入力

データベースとして各モデル一枚の正面画像を蓄積する。クエリ画像は煽り角方向に視点を変化させて撮影した画像である。

疑似正面画像生成

View Morphing またはナンバープレートの位置から算出された平面射影変換行列を用いて，クエリ画像から疑似的な正面画像を生成する。

特徴点マッチング

クエリ画像である疑似正面画像とデータベース画像から SIFT により特徴点及びその特徴量を抽出する。特徴量同士のユークリッド距離を求め，特徴量同士の差が最も小さく，かつ，その差がしきい値 th_f 以下の場合のものをマッチングした特徴点とする。

幾何学的誤対応の除去

マッチングした特徴点の位置から，RANSAC アルゴリズムを用いて平面射影変換行列を求め，再投影誤差を算出する。本手法では，データベース上の点群を疑似正面画像平面に投影する。再投影誤差がしきい値 th_r 以上の場合は，幾何学的に誤対応しているとみなしマッチングから除外する。

マッチングスコアの計算

マッチングスコアを，式 (1) に示すコサイン類似度を用いて計算する。コサイン類似度は，[0, 1] の値を持ち，大きい方が類似度が高い。

$$Score = \frac{m}{rq} \cdots\cdots (1)$$

r : データベース画像中の特徴点数
q : 疑似正面画像中の特徴点数
m : マッチングした特徴点数

出力

マッチングスコアにより，類似度の高いものからデータベース中の画像に対してランキングをつける。

〈4･2〉 疑似正面画像生成 本提案手法では，データベースに正面画像のみ蓄積されている。そのため，煽り角方向に視点を変化させた車のクエリ画像を比較可能な疑似正面画像に変換する必要がある。疑似正面画像に変換する手法として，View Morphing を用いた手法とナンバープレートの位置を用いた手法の 2 つがある。前者を〈4･2･1〉項，後者を〈4･2･2〉項にて説明する。

〈4･2･1〉 View Morphing 対象の三次元物体を任意の 2 視点から撮影した画像をそれぞれ画像 I_0，I_1 とする。それらの画像から任意視点の画像 I_s を生成する手法が View Morphing である。Fig. 4 に View Morphing の手順を示す。以下に，基本的な View Morphing の手順を説明する。

（1） 元画像 I_0，I_1 間の対応点を手動で取り，画像 $\hat{I}_0$，$\hat{I}_1$ へ Pre-Warp し，カメラの平行化変換を行う。
（2） 画像 $\hat{I}_0$，$\hat{I}_1$ 上の対応点から三角メッシュを形成し，求めたい視点の位置に基づいた重みづけから，モーフィング，ブレンディングにより中間視点画像 $\hat{I}_s$ を生成する。
（3） 画像 $\hat{I}_s$ から画像 I_s へ Post-Warp する。

本提案手法では，対応点を手動で選択している。対応点の取得する領域は，車のフロント部や屋根など基準となる部品が多く集まる領域とする。経験的に 1 台あたり 20 組以上対応点が取れると，歪みの少ない疑似正面画像が生成されることがわかった。また，車体は曲面が多いため，三角メッシュ内が非平面になることを避けるべく，20 組以上対応点が取得できる場合はできるだけ多くの点を取得することが望ましい。

従来の View Morphing の手法と本提案手法で行う View Morphing には異なる点が 3 つある。

まず，1 つ目として入力画像の枚数である。従来の View Morphing では，視点の異なる 2 枚の画像の中間視点画像を生成していた。本提案手法では，車の対称性を生かし，元画像を画像 I_1，その鏡像を画像 I_0 とし，入力画像が 1 枚での View Morphing を可能にしている。

2 つ目に，カメラの平行化変換の手法である。カメラの平行化を行う際には，通常カメラの内部パラメータと外部パラメータが必要である。しかし，本手法では両パラメー

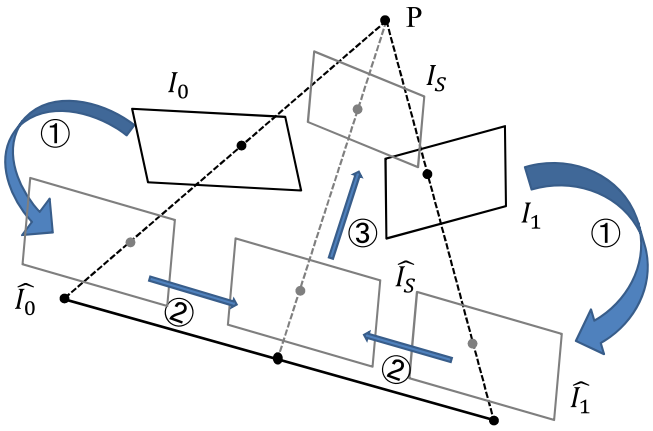


Fig. 4.　View Morphing

タが未知であるため，Hartley の平行化の手法[21]を用い，エピポーラ線同士の平行化を行うことにより，カメラの平行化を実現する。このため，2 つのカメラ間の煽り角が大きいと，エピポーラ線の傾きも大きくなり，画像 I_0 から画像 $\hat{I}_0$ へ変換する際に歪みが大きくなる。その結果，画像 I_s が歪む場合がある。

3 点目は，自由視点を作る際にブレンディングを行わない点である。従来の手法では，画像 I_0，$\hat{I}_1$ からモーフィングにより中間画像 I_s を生成する際，画像 $\hat{I}_0$，$\hat{I}_1$ をそれぞれ三角メッシュで分割し，対応するメッシュ間で画素値のブレンディングを行っている。この対応する三角メッシュ間の関係を平面射影変換行列で表しているため，三角メッシュ内が平面でない場合は，ブレンディングする際にブラー（ぼけ）が発生する。ところが，車はボンネットやフロントガラス部など，曲面でかつテクスチャの少ない領域が多いため，こういった領域では対応点を取ることが難しい。そこで，本手法においてはブレンディングをせず，画像の右半分のピクセル値は画像 $\hat{I}_1$ から，画像の左半分のピクセル値は画像 $\hat{I}_0$ から，取得しつなぎ合わせることにより，ブレンディングによるブラーを削減した。

〈4･2･2〉　ナンバープレートを用いた疑似正面生成　次に，ナンバープレートを用いた疑似正面画像生成手法について述べる。ナンバープレートの位置をもとに，疑似正面画像を生成する。Fig. 5 に示すように，平面射影変換行列は基準画像のナンバープレートの位置とクエリ画像のナンバープレートの位置によって求められる。基準画像とは，任意の車の正面画像のことであり，ナンバープレートの位置をその車に合わせるための画像である。クエリ画像のナンバープレートの位置を $P_q = [p_{q0}, p_{q1}, p_{q2}, p_{q3}]$，基準画像のナンバープレートの位置を $P_s = [p_{s0}, p_{s1}, p_{s2}, p_{s3}]$ とするときナンバープレートを正面にするような平面射影変換行列 H_{lp} は式 (2) の関係にある。

$$\tilde{P}_s \sim H_{lp}\tilde{P}_q \cdots\cdots (2)$$

ナンバープレートの位置は手動で入力する。この時，クエリ画像には，ナンバープレートの 4 つ角が見えていなければならない。本手法は，モデルによらずナンバープレートの大きさは一定であるという前提に基づき行う。

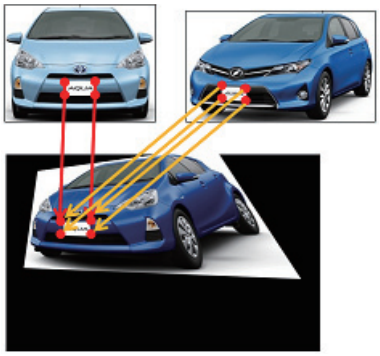


Fig. 5.　Query Image Transformation by the Position of the License Plate

〈4･3〉　幾何学的誤対応の除去　〈3･1〉節で述べたように，特徴量間のユークリッド距離が最小になる点を対応点としても，幾何学的な誤対応が生じることがある。そのため，マッチング点同士の画像上での幾何学的な位置関係を考慮しなければならない。これは，車の構造上，抽出される特徴量が類似するものが多いからである。

そこで，特徴点の幾何学的位置関係から，誤対応点を除外する。まず，疑似正面画像とデータベース画像の特徴点同士のマッチングから，OpenCV に実装されている findHomography 関数[20]を用いて，RANSAC アルゴリズム (しきい値 th_{ran}) により再投影のための平面射影変換行列 H_r を求める。次に，データベース画像上の特徴点を，疑似正面画像平面上に H_r を用いて再投影する。式 (3) により算出される再投影誤差 $Error$ がしきい値 th_r 以上であるならば，その点を誤対応点として除外する。

$$Error_m = \|H_r\tilde{p}_{mq} - \tilde{p}_{mdb}\|_2 \cdots\cdots (3)$$

p_{mq}：疑似正面画像上の m 番目の特徴点の位置
p_{mdb}：データベース画像上の m 番目の特徴点の位置

誤対応除去前の画像とデータベースとのマッチングしている特徴点の数が，3 組以下の場合は，平面射影変換行列が計算できないため，そのデータベース画像のマッチングスコアを 0 とする。

5.　実験・考察

提案手法の有効性を示すために 2 つの実験を行った。〈5･1〉節では，実験で用いたデータセットを説明する。〈5･2〉節では，疑似正面画像生成の有効性を示し，〈5･3〉節では，幾何学的誤対応の除去結果について示す。実験で用いたしきい値は経験的に定め特徴点マッチングに関するしきい値を $th_f = 280$，RANSAC アルゴリズムのしきい値を $th_{ran} = 3.0$，再投影誤差によるしきい値を $th_r = 40pixel$ とした。

〈5･1〉　データセット　車の画像は，トヨタ[14]，マツダ[15]，ホンダ[16]，日産[17]のウェブ 3D ビューワから引用し

Table 2.　The Average Pixel Size of Database and Query Images

Modes	Width	Width	Height	Height
	Average	s.d	Average	s.d
DB	366.0	34.4	286.6	34.2
10 degrees	357.6	13.9	272.5	26.2
20 degrees	433.6	12.9	274.0	26.8
30 degrees	503.3	11.0	274.9	27.0
40 degrees	560.1	8.8	274.4	27.0
50 degrees	607.3	8.0	272.2	26.1
60 degrees	637.3	8.0	268.9	27.4

(a) Database　(b) Query Images

Fig. 6.　Dataset

た。データベース画像，およびクエリ画像の画像サイズを Table 2 に示す。画像サイズが統一されていないのは，車により車高，車幅が異なるためである。以下に，データベースの仕様を示す。

データベース： 全 80 モデル。各モデル 1 色。全 80 枚の正面画像。

クエリ画像： 全 10 モデル，3 色。Fig. 6 (b) に示すように 10 度毎に，10 から 60 度まで煽り角に撮影方向を変えた画像である。ナンバープレートを用いる手法では，ナンバープレートの 4 つ角が見えていることが前提であるため，60 度までの精度評価実験とした。また，View Morphing を用いた手法では，元画像と鏡像画像から対応点を抽出する必要があり，60 度以上では左右両方から見える領域が少なく対応点が取れないため，50 度までとした。色はランダムに選び，すべてのクエリ画像は車を左斜め前から撮影したものを使用した。これは，車は左右対称であるため，右斜めから撮影したクエリ画像に対しても同様の結果が得られるからである。

〈5･2〉　疑似正面画像生成による精度実験と考察　　まず，各疑似正面画像生成手法によるランキングを比較する。

Fig. 7 に，元画像をクエリ画像とした手法 (normal)，ナンバープレートを用いて疑似正面画像を生成する手法 (LP)，View Morphing を用いて疑似正面画像を生成する手法 (VM) それぞれについて，各角度における平均ランキングを示す。クエリ画像として 10 モデル，各 3 色を試行したため，各角度に対して 30 枚のランキングが求められ，その平均を計算した。ランキングのスケールは [1, 80] の値を取り，1 が最も類似度が高く，80 が最も類似度が低いとした。どの手法においても，角度が大きくなるにつれてランキングが下がるが，特に元画像をクエリ画像とした手法はその特徴が顕著にみられる。疑似正面画像生成した手法である，View Morphing，ナンバープレートを用いた手法は，疑似正面画像生成しなかった元画像をクエリ画像にした手法に比べ精

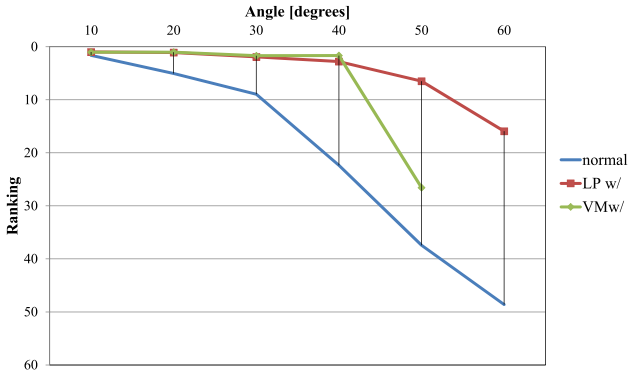
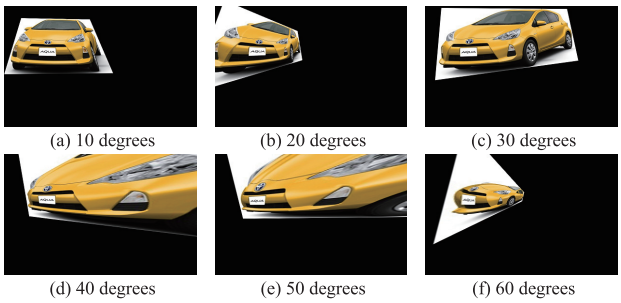


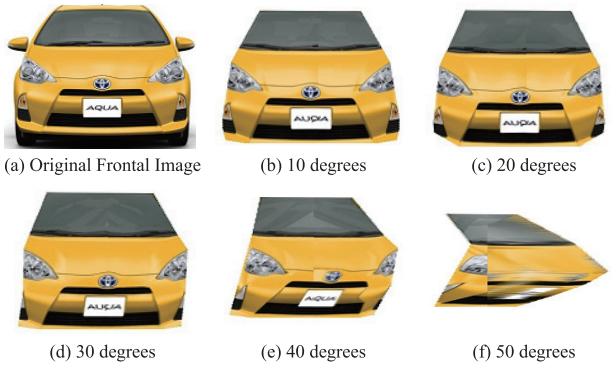
Fig. 7.　Average of the Ranking at Each Angles (Query Image Transformation)



(a) 10 degrees　(b) 20 degrees　(c) 30 degrees

(d) 40 degrees　(e) 50 degrees　(f) 60 degrees

Fig. 8.　LP Transform Query Image(AQUA)



(a) Original Frontal Image　(b) 10 degrees　(c) 20 degrees

(d) 30 degrees　(e) 40 degrees　(f) 50 degrees

Fig. 9.　Morphed Query Image(AQUA)

度がよい結果となった。View Morphing を用いた手法では，40 度以下の角度ではナンバープレートを用いた手法に精度が勝っていた。一方，ナンバープレートを用いる手法は，50 度では View Morphing を用いる手法に勝り，60 度までの判別精度があった。この結果より，角度が小さい場合は View Morphing を用いた手法が，角度が大きい場合はナンバープレートを用いた手法が有効であることがわかった。

次に，疑似正面画像生成結果について考察する。

Fig. 8 にナンバープレートによる疑似正面画像，Fig. 9 に View Morphing による疑似正面画像を示す。ナンバープレートによる疑似正面画像は，角度が大きくなるにつれて歪みが大きくなる。しかし，ナンバープレート付近の領域は歪みが少ない。一方，View Morhing による疑似正面画像は，元の正面画像と比較すると，30 度まで歪みが少なくモーフィングできている。40 度では，30 度以前に比べ歪みが増し

ているがライトの部分まで復元できている。一方，50 度において歪みが大きく，特に右半分にブラーがかかっている。

50 度以上の煽り角において，歪みが大きくなる理由を考察した。Fig. 10 に，50 度における View Morphing の過程を示す。Fig. 10 (a-1)(a-2) に元画像にエピポーラ線を描いた図を示す。カメラの平行化処理する際，傾きの大きいエピポーラ線を平行化しようとすると Fig. 10 (b-1)(b-2) に示すように大きく歪む。歪んだ平行化画像からモーフィングする際に，Fig. 10 (c) のように歪みが大きくなり補間ができなくなることがある。この場合，ナンバープレートを用いる手法と比べ，View Morphing を用いた手法の歪みが大きくなるため，判別精度が下がると考えられる。この結果より，View Morphing を用いた手法は 40 度以下の撮影方向の煽り角が小さい画像に対して有効であることがわかる。

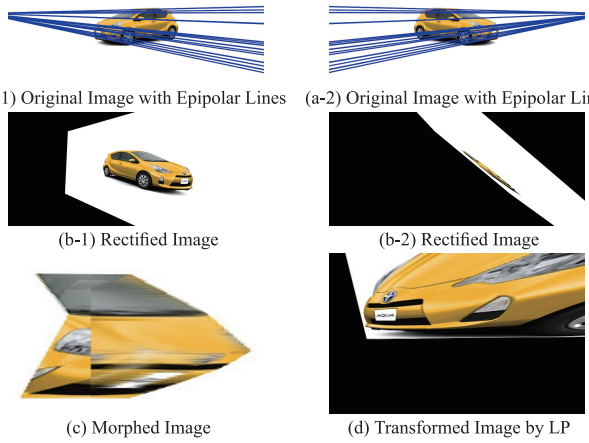


Fig. 10. Each Process of View Morphing (AQUA, 50 degrees)

最後に，データベース画像とクエリである疑似正面画像の特徴点マッチングについて考察する。

Fig. 11 に，20 度と 40 度における特徴点マッチングを可視化したものを示す。元画像をクエリ画像とした結果では，タイヤや車体の側面など正面からは見えない点が抽出されマッチングしている。ナンバープレートを用いた手法は，View Morphing を用いた手法に比べ疑似正面画像の歪みが大きく，マッチング点数が少ない。View Morphing を用いた手法では，マッチング点数が多く幾何学的に整合性のある点にマッチングしている。これは，データベース画像に近い形にクエリ画像を変換したことで，特徴量の抽出，記述が適切に行われたためと考えられる。これにより，歪みの小さい疑似正面画像の方がマッチングしやすいことがわかった。

Fig. 12 に，ナンバープレートを用いた手法における 50 度と 60 度の特徴点マッチングを可視化したものを示す。元画像に比べ，ナンバープレートを用いた手法では幾何学的に整合性のある位置にマッチングしている。特に，ナンバープレート付近の点がマッチングしている。これは，ナンバープレート付近の領域がナンバープレートのある平面とほぼ

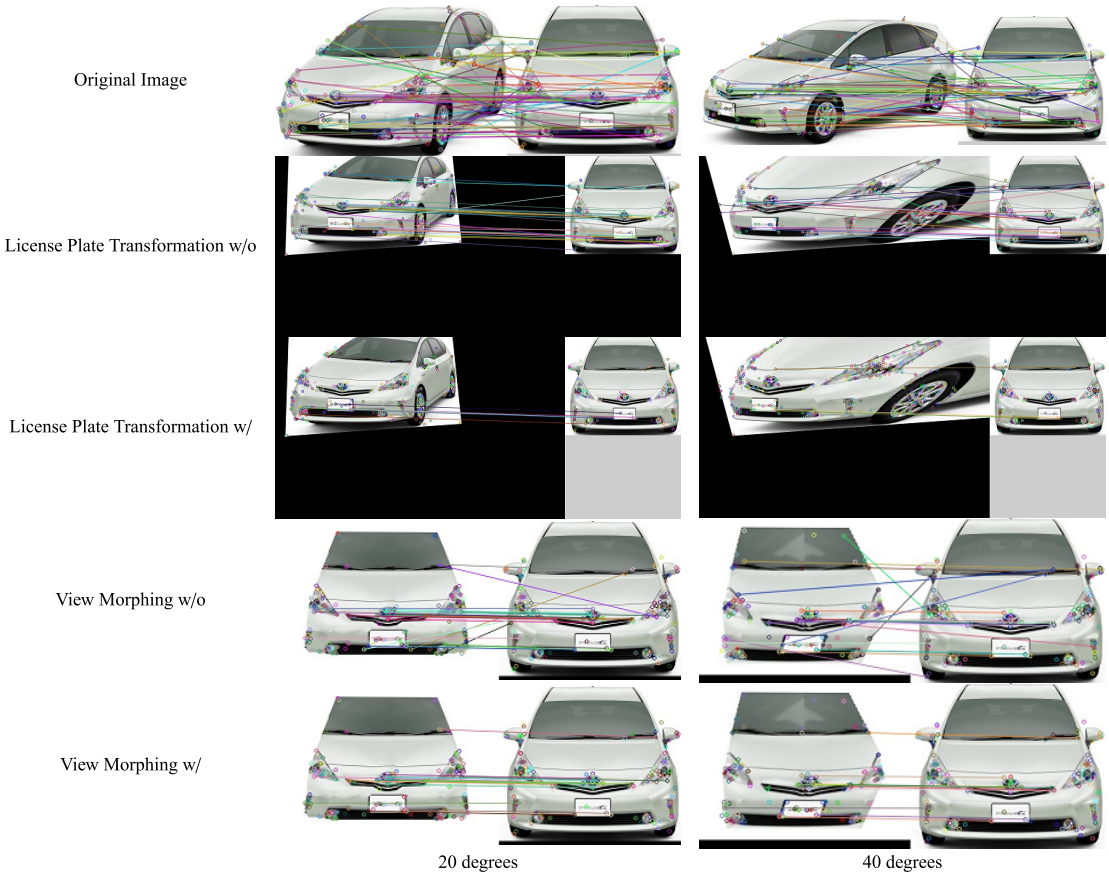


Fig. 11. Keypoint Matching for View Morphing Method (Prius Alpha)

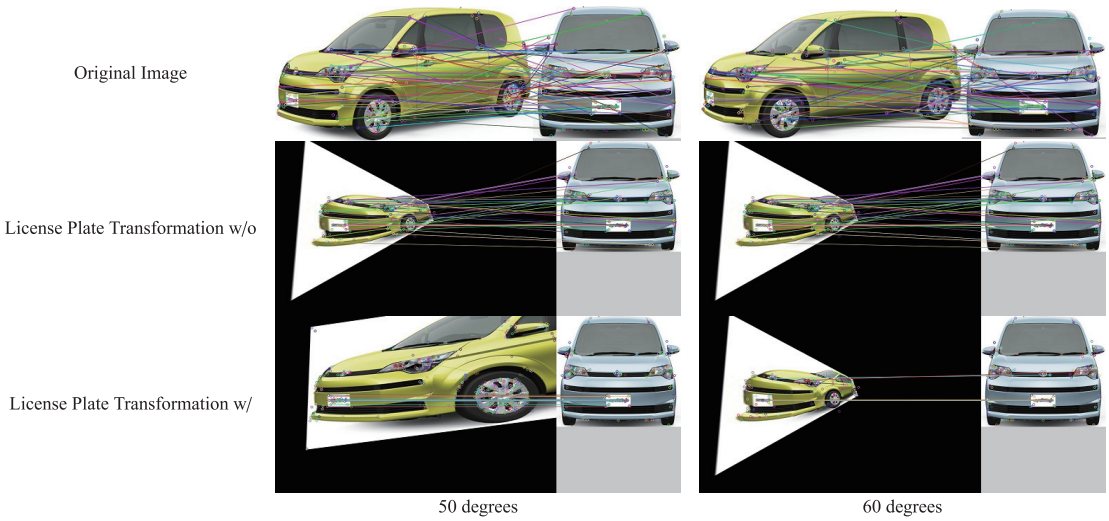


Fig. 12.　Keypoint Matching of License Plate Transformation Method (SPADE)

同一平面であるからである。平面射影変換行列によりデータベース画像に近い形に画像変換され，特徴量の抽出，記述が適切に行われ，マッチングできるようになったと考えられる。

この結果により，煽り角を変化させて撮影した画像に対して，フロント部分に注目し，視点を変換して疑似正面画像を生成する重要性がわかった。また，煽り角が大きい画像に対してはナンバープレートを用いた手法，煽り角が小さい画像に対しては View Morphing が有効であることがわかった。

〈5･3〉　幾何学的誤対応除去による精度実験と考察　幾何学的誤対応除去による精度改善を示すため，実験を行った。

Fig. 13 に，幾何学的誤対応除去前と後の平均ランキングを比較したグラフを示す。元画像をクエリ画像とした手法 (normal) とし，ナンバープレートを用いた手法，View Morphing を用いた手法のそれぞれの幾何学的誤対応除去前と後を LP w/o, LP w/, VM w/o, VM w/として表す。

View Morphing を用いた手法では，30 度までは誤対応の除去による精度の差はないが，40 度以降は精度が改善している。

これは，30 度以下の場合，歪みの小さい疑似正面画像が生成されたため，特徴量の抽出，記述が適切に行われ，誤対応が少なくなったからと考えられる。

40 度以降では，疑似正面画像が歪んだために，特徴点マッチングが正しく行われなかったが，幾何学的誤対応の除去により精度が改善したと考えられる。

ナンバープレートを用いた手法では，幾何学的誤対応除去後の方が前に比べ精度がよかった。これは，特徴点マッチングが正しく行われなかったが，幾何学的誤対応の除去により精度が改善したと考えられる。

Fig. 11，Fig. 12 に示す幾何学的誤対応除去前 (LP w/o, VM w/o) と提案手法 (LP w/, VM w/) を比べると，幾何学的に整合性のない位置にマッチングした点の除去が行われている。これは，歪みの少ない疑似正面画像を生成したために，再投影誤差計算のための平面射影変換行列が正確に求められ，誤対応を正しく除去できたものと考えられる。

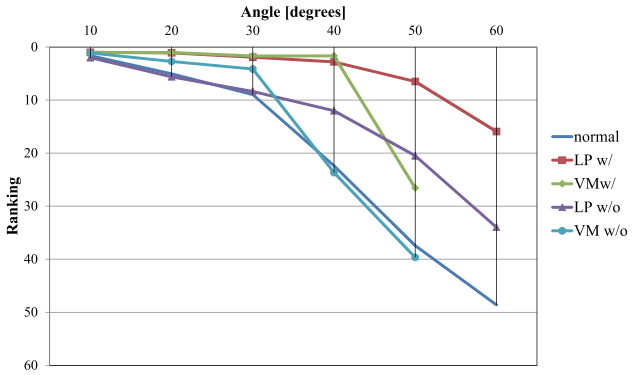


Fig. 13.　Average of the Ranking at Each Angles (Reduction of the Mismatchings)

この結果より，車名判別において車体から抽出される点の特徴量の類似度をしきい値として判定するだけでなく，それら特徴点の相対的位置を考慮することも車名判別において重要な評価要素であることがわかった。この特徴点の位置関係は視点変化に対して大きく変化するため，視点が異なる画像に対しては認識を行う場合は，歪みの少ない疑似正面画像を生成することが重要である。

6.　む す び

本論文では，疑似正面画像を用いた視点によらない車名判別法を提案し，View Morphing およびナンバープレートの位置をもとに疑似正面画像を生成し車名判別を行う手法の基礎検討を行った。

抽出される特徴点数が少ない物体に対して，より特徴点が抽出しやすい領域を認識対象領域と定め，認識対象領域が正面となるように疑似正面画像を生成することで，特定物体認識を可能にした。認識対象領域から抽出される点の特徴量の類似度をしきい値で判定し，それら特徴点の相対的

位置を考慮することの有用性であることがわかった。SIFT特徴量などの局所特徴量は，画像の特徴の位置関係に依存せず特徴を抽出できるという点で優れている。しかし，その特徴点の位置関係も車などの特定物体認識において重要な要素であることがわかった。この特徴点の位置関係は，視点の変化に対して大きく変化するため，視点が異なる画像に対して認識精度をあげることができない。そこで，本論文で提案するように疑似正面画像を生成することにより，正面に変換された画像における点の特徴量，位置関係から認識が可能になった。

実験により，煽り角が大きい画像に対してはナンバープレートを用いた手法，煽り角が小さい画像に対してはView Morphingを用いた手法が有効であることがわかった。ナンバープレートを用いた提案手法では，60度までの煽り角に対して対応できるため，正面画像，リア画像両方をデータベースに蓄積すれば全240度までの煽り角に対応した車名判別ができると考えられる。

本手法では，View Morphingまたはナンバープレートの位置から算出された平面射影変換行列により疑似正面画像を生成し，データベース内の正面画像とSIFTによる特徴点マッチングを行うことで，類似度を計算している。また，幾何学的誤対応の除去により精度を向上した。

本手法は車に特化した特徴量，手法を用いていないため，他の特定物体認識にも応用できる。その場合，View Morphingの入力画像を，本手法では1枚としたが，左右から見た画像2枚を用いればよい。また，ナンバープレートの位置により平面射影変換行列を求めている工程を，物体の同一平面上の4点を抽出し平面射影変換行列を求めればよい。

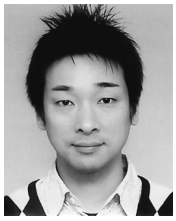
今後の課題として，実環境で用いることのできるシステムを構築するために光源環境の考慮，View Morphingとナンバープレート検出における点の自動抽出，ブラー問題に取り組んでいく。また，自動的に煽り角を測定するシステムを作り，View Morphingとナンバープレートによる手法を使い分けるシステムを構築していく。

文　献

（1） Google Goggles: http://www.google.com/mobile/goggles/#text
（2） A9: http://www.engadget.com/
（3） D. Lowe: “Distinctive image features from scale-invariant keypoints”, *International Journal of Computer Vision*, Vol.60, No.2, pp.91-110 (2004-1)
（4） S.M. Seitz and C.R. Dyer: “View Morphing”, Proc. of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH, pp.21-30 (1996)
（5） J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdal: “Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions”, Proc. British Machine Vision Conference, pp.384-393 (2002)
（6） K. Mikolajczyk and C. Schmid: “Scale & affine invariant interest point detectors”, International Journal of Computer Vision, Vol.60, No.1, pp.63-86 (2004-1)
（7） V. Lepetit and P. Fua: “Keypoint recognition using randomized trees”, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.28, No.9, pp.1465-1479 (2006)
（8） J.M. Morel and G. Yu: “ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison”, SIAM Journal on .Imaging Sciences, Vol.2, No.2, pp.438-469 (2009)
（9） A. Psyllos, C.N. Anagnostopoulous, and E. Kayafas: “Vehicle model recognition from frontal view image measurements”, Computer Standards & Interfaces, Vol.33, pp.142-151 (2011-2)
（10） D. Han, M.J. Leotta, D.B. Cooper, and J.L. Mundy: “Vehicle class recognition from video-based on 3D curve probes”, ICCCN ’05 Proceedings of the 14th International Conference on Computer Communications and Networks, pp.285-292 (2005)
（11） H. Yabushita, J. Shimamura, and M. Morimoto: “A framework of three-dimensional object recognition which needs only a few database images”, International Conference on Pattern Recognition, pp.1375-1378 (2012-11)
（12） Y. Shinozuka, R. Miyano, T. Minagawa, and H. Saito: “Vehicle make and model recognition by keypoint matching with pseudo frontal view”, 2nd International Workshop on Intelligent Mobile Vision, (To appear 2013-7)
（13） 篠塚祐紀子・皆川卓也・斎藤英雄：「View Morphingにより生成された疑似正面画像を用いた視点方向によらない車名判別」，第16回画像の認識・理解シンポジウム MIRU2013, (To appear 2013-8)
（14） TOYOTA, http://toyota.jp/carlineup/index.html
（15） MAZDA, http://www.mazda.co.jp/carlineup/
（16） HONDA, http://www.honda.co.jp/auto/
（17） NISSAN, http://www.nissan.co.jp/CARLINEUP/
（18） N. Dala and B. Triggs: “Histograms of oriented gradients for human detection”, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp.886-893 (2005-6)
（19） T. Yoshida, H. Saito, M. Shimizu, and A. Taguchi: “Robust Planar Pose Estimation by Viewpoint Generative Learning”, Journal of Virtual Reality Society of Japan, Vol.17, No.3 (2012-9) (in Japanese)
吉田拓洋・斎藤英雄・清水雅芳・田口哲典：「視点生成型学習による頑健な平面位置姿勢推定」，日本バーチャルリアリティ学会論文誌，Vol.17, No.3 (2012-9)
（20） OpenCV, http://opencv.org/
（21） R.I. Hartley: “Theory and Practice of Projective Rectification”, International Journal of Computer Vision, Vol.35, No.2, pp.115-127 (1999)

篠　塚　祐紀子（非会員） 2013年3月慶應義塾大学理工学部情報工学科卒業。現在，同大学大学院修士課程在学中。主としてコンピュータビジョンに関する研究に従事。

皆　川　卓　也（非会員） 1997年3月慶應義塾大学卒業。1999年3月同大学大学院理工学研究科修士課程電気工学専攻修了。ITシステムエンジニアを経て，コンピュータビジョンを用いたシステム開発に従事。2007年4月同大学大学院理工学研究科博士課程開放環境科学専攻へ進学。2010年3月単位取得退学。2009年5月からフリーランスとしてコンピュータビジョンのコンサルティング，開発等に従事。



斎　藤　英　雄（正員） 1987年慶應義塾大学理工学部電気工学科卒業。1992年同大学大学院理工学研究科博士課程電気工学専攻修了。同年同大学理工学部助手，2006年より同大学理工学部情報工学科教授。1997年から99年までカーネギーメロン大学ロボティクス研究所訪問研究員。コンピュータビジョンや，それを仮想現実感や3次元映像メディア処理などに応用する研究に従事。