

平成 24 年度
学士学位論文

立体的変形を受けた画像の
SIFT 特徴を用いたマッチング

Matching 3-D transformed Images using
Scale-Invariant Feature Transform

1130317 岡尾 浩気

指導教員 吉田 真一

2013 年 3 月 1 日

高知工科大学 情報情報学群

要 旨

立体的変形を受けた画像の SIFT 特徴を用いたマッチング

岡尾 浩気

本研究では、空間的回転の影響を受けた画像からの物体や文字の認識を行うための基礎的実験を行う。例えば、Google Street View などに代表されるような空間的な変形を受けた画像によるサービスにおいて、その膨大なデータベースの中から効率的に有用な情報を探することは重要であるが、現在のサービスでは、テキストなどのメタデータを付与し、そのメタデータを用いて検索するしか方法がない。しかし、膨大な写真すべてに、一つ一つ適切なメタデータを付与することは困難であり、画像にある物体と同じ物体を抽出することが出来れば画像内容検索の手法を用いて検索を行うことが可能になる。本研究では、画像の輝度勾配を用いて物体の認識をおこなう SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) を用いて同一物体画像の抽出をおこなう。SIFT は、スケール変化や回転に頑健な特徴として知られているが、立体的な変換を受けた画像での頑健さとマッチングの限界が明らかでないため、本研究では、ある画像に対して、そのままの画像と元画像を 3 次元回転させ 2 次元に射影をおこなった画像からの同一物体のマッチングをおこなう。実験内容は、画像を 3 次元垂直軸を中心に 0 度から 80 まで回転させ、回転と照合 (マッチング) の精度の関係を調べる。評価指数には、正しく対応しているキーポイントの割合を用いる。具体的には、対応すると判定されるキーポイントの総数、正しい点同士を対応させているキーポイントの組の数、それらから得られる適合率を用いる。実験の結果、回転角が 40 度の間であれば適合率が 50 % 以上となり、物体抽出が可能であることを示す。

キーワード Google Street View, 画像認識, SIFT, 回転画像

Abstract

Matching 3-D transformed Images using Scale-Invariant Feature Transform

Hiroki Okao

In this research, a fundamental experiment of object extraction or recognition from a image which is rotated in three dimensional space is conducted. Image services on the Internet such as Google Street View provide numerous valuable information. Retrieving relevant information requires suitable metadata such as keywords or some tags. If no metadata is given to the image, users cannot retrieve image efficiently. Image recognition technique can be used for such application without metadata. SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) is one of such image feature, which is robust to image transformation, for example, lightness, scale, and rotation. In this research, an experiment to study SIFT robustness for three-dimensional image rotation is performed. Images are rotated from 0 degree to 80 degree and the relation between SIFT matching precision and the angle is shown. The result shows that SIFT is robust for three dimensional rotation from 0 degree to 40 degree.

key words Google Street View, image recognition, SIFT, image rotation

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	SIFT 特徴量	2
2.1	SIFT のアルゴリズム	2
2.2	スケールとキーポイントの検出	2
2.2.1	DoG 画像を用いたキーポイントの検出とスケール探索	3
2.2.2	DoG 画像からの極値検出	3
2.3	キーポイントのローカライズ	4
2.3.1	キーポイント候補点の削除	4
2.4	サブピクセル位置推定	5
2.4.1	コントラストによるキーポイントの絞り込み	6
2.5	オリエンテーションの算出	7
2.6	特徴量の記述	7
第 3 章	SIFT 特徴を利用したの回転画像に対する抽出	10
第 4 章	結果・考察	17
第 5 章	Google Street View を用いたの文字抽出	19
第 6 章	結論	21
	謝辞	22
	参考文献	23
付録 A	しきい値 0.2	24

目次

付録 B しきい値 0.3

29

目次

2.1 DoG 画像作成の流れ	4
2.2 ヒストグラム作成の流れ	8
2.3 ブロックごとの特徴量	9
3.1 3次元変換	11
3.2 角度 0 度	12
3.3 角度 10 度	12
3.4 角度 20 度	13
3.5 角度 30 度	13
3.6 角度 40 度	14
3.7 角度 50 度	14
3.8 角度 60 度	15
3.9 角度 70 度	15
3.10 角度 80 度	16
4.1 しきい値 0.2	18
4.2 しきい値 0.3	18
5.1 STARBUCKS COFFEE	19
5.2 正面画像	19
5.3 斜め画像	20
A.1 角度 0 度	24
A.2 角度 10 度	25
A.3 角度 20 度	25

图目录

A.4 角度 30 度	26
A.5 角度 40 度	26
A.6 角度 50 度	27
A.7 角度 60 度	27
A.8 角度 70 度	28
A.9 角度 80 度	28
B.1 角度 0 度	29
B.2 角度 10 度	30
B.3 角度 20 度	30
B.4 角度 30 度	31
B.5 角度 40 度	31
B.6 角度 50 度	32
B.7 角度 60 度	32
B.8 角度 70 度	33
B.9 角度 80 度	33

第 1 章

序論

Google のサービスの一つである Google Street View はユーザが地図上の任意の地点を選ぶことで、その地点での路上の風景を写真として表示するものである。この Google Street View の画像に含まれる様々な情報を用いて検索を行うことで、特定の店や場所の画像から自動的にその位置を特定でき、Google Street View の利便性が高くなる。Google Street View には看板や道路標識なども多く含んでおり、これらを検索の際のメタデータとして用いることが出来れば、さらに利便性の高い活用が可能となる。しかし、これらは画像情報となっているため、文字認識を行う必要がある。同様に車や建物などの物体も画像であるため、物体認識を行う必要がある。Google Street View での画像は正面からの画像よりも斜めから見る形の画像が多く、立体的な変形を考慮する必要がある。そこで本研究では、立体的な変形を受けた画像に対して画像の輝度勾配を用いて抽出をおこなう SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) を用いて物体の認識を行う。SIFT は、1999 年に Lowe が提案した抽出方法であり、画像処理やコンピュータビジョンなどの幅広い分野で使われているマッチング手法の一つである。キーポイントと呼ばれる拡大・縮小に不変な特徴点を抽出し、輝度勾配のヒストグラムを用いることで特徴点近傍の回転を求める。そして、特徴点の周辺を 4×4 のブロックに分割をおこない、ブロックごとに 8 方向の勾配ヒストグラムを求めることで 128 次元の特徴ベクトルとして求めることが出来る。立体的な変形を受けた画像に対して、SIFT 特徴がどの程度頑健かを調べ、Y 軸を中心とする回転を受ける画像の回転角と特徴量のマッチング精度の関係を明らかにする。

第 2 章

SIFT 特徴量

2.1 SIFT のアルゴリズム

SIFT の処理としては、特徴点の検出、特徴量の記述の二段階に分けられている。

特徴点の検出 検出は、キーポイント候補点の位置を特定し、検出された特徴点のうち、特徴点として向かない冗長なものを取り除く処理を行う。

- スケールとキーポイントの検出
- キーポイントのローカライズ

特徴量の記述 特定されたキーポイント周辺における輝度勾配方向のヒストグラムを算出し、最もその数が多い方向をそのキーポイントのオリエンテーションとする。最後の記述処理では、キーポイントの中心から、オリエンテーションの方向を真上として周辺の 4×4 の各領域の 8 方向ヒストグラムを求める。 $4 \times 4 = 16$ ブロック、それぞれに対して 8 方向のヒストグラムを記述することで 128 次元の特徴量とする。

- オリエンテーションの算出
- 特徴量の記述

2.2 スケールとキーポイントの検出

スケールとキーポイントの検出では、複数の DoG 画像を用いて極致の探索をおこなうことで、キーポイントの位置とスケールを決定している。

2.2 スケールとキーポイントの検出

2.2.1 DoG 画像を用いたキーポイントの検出とスケール探索

キーポイント候補点は、スケールの異なるガウス関数 $G(x, y, \sigma)$ と入力画像 $I(u, v)$ を畳み込んだ平滑化画像 $L(u, v, \sigma)$ の差分 (DoG 画像) から求めている。 σ はガウシアンフィルタのスケールを示しており、 σ を変化させることで σ の値が高ければ高いほど平滑化処理が高い平滑化画像を得ることが出来る。エッジ部分のオペレータ出力値が最大となるスケール σ を特徴点のスケールとして決定している。

平滑化画像はガウス関数 (x, y は画像の中心部分、 σ の値が高いほど平滑化処理が高い) をかけた入力画像 (u, v は画像サイズ) で表されている。以下がその式である。

$$L(u, v, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(u, v) \quad (2.1)$$

ガウス関数は以下の式で求めることが出来る。

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.2)$$

DoG の結果画像を $D(u, v, \sigma)$ とした際、DoG 画像は次式で求めることが出来る。

$$D(u, v, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(u, v) = L(u, v, k\sigma) - L(u, v, \sigma) \quad (2.3)$$

σ から K 倍ずつ大きくした異なるスケール間でおこなうことで、DoG 画像を求める。以下の図が DoG 画像作成の手順となる。

2.2.2 DoG 画像からの極値検出

DoG 値が高いものはスケールの変化領域にエッジを多く含んでおり、DoG 値の最も高い σ は特徴点を中心とした領域の濃淡情報を多く含んでいる、そのため DoG 画像から極値の検出をおこなうことで σ が多くなる値が、候補となるキーポイントのスケールを決定することが可能となる。極値の検出は DoG 画像を 3 枚 1 組でおこなうことができ、注目ピクセルとその周りの 26 近傍を比較することで極値検出を行う。極値検出は σ の小さい DoG 画像から求め、一度極値が検出された場合は、スケールの大きな極値が検出されることがある場合でもキーポイント候補点とはしない。

2.3 キーポイントのローカライズ

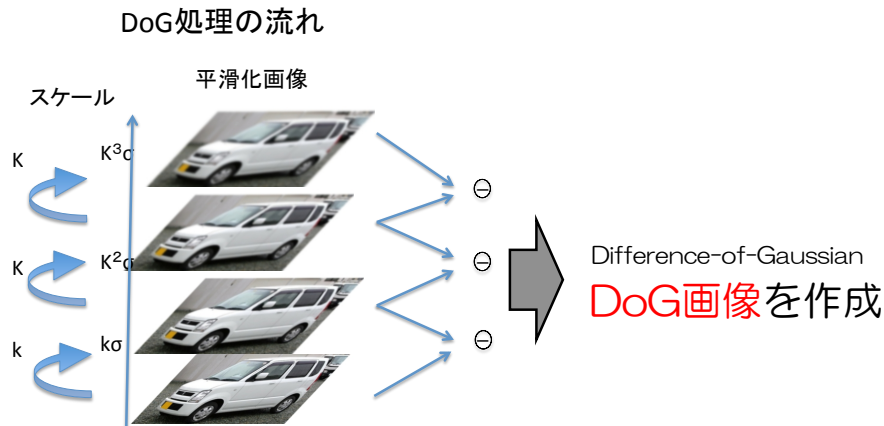


図 2.1 DoG 画像作成の流れ

2.3 キーポイントのローカライズ

キーポイント検出により、検出されたキーポイントには DoG の出力値が小さい点やエッジ上の点が含まれているため、エッジ上に含まれている点を削除をおこない、安定したキーポイントを絞り込む必要がある。そして、キーポイントのサブピクセルの推定をおこなう。

2.3.1 キーポイント候補点の削除

エッジ上にあるキーポイント候補点の削除方法は、キーポイント候補点における二次元ヘッセ行列 H より求めることができる。以下がその式である。

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

行列内の導関数は、キーポイント候補位置での DoG 出力値の二次微分から求められる。

ヘッセ行列の対角成分の和 $\text{Tr}(H)$ と行列式 $\text{Det}(H)$ を用いて求めることができる。以下

2.4 サブピクセル位置推定

がその式である。その際ヘッセ行列から求められる第一固有値を α 、第二固有値を β ($\alpha > \beta$) とする。

$$\text{Tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} = \quad + \quad (2.5)$$

$$\text{Det}(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \quad (2.6)$$

γ を第一固有値と第二固有値の比率とした時、すなわち $\alpha = \gamma\beta$ とする際、次式の様に表すことが出来る。

$$\frac{\text{Tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} = \frac{(\quad + \quad)^2}{\quad} = \frac{(\quad + \quad)^2}{2} = \frac{(\quad + 1)^2}{\quad} \quad (2.7)$$

得られる値は固有値そのものではないため、固有値 α, β の比率で決めることが出来る。従って、固有値を求めることなくエッジ上の点であるか判別することが可能となる。次式に示すしきい値を処理することで不要なキーポイント候補点を削除することが出来る。式に示されている γth はキーポイント候補点を絞り込む際のしきい値を示している。

$$\frac{\text{Tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} < \frac{(\gamma th + 1)^2}{\gamma th} \quad (2.8)$$

2.4 サブピクセル位置推定

3変数 (x, y, σ) の二次関数を合わせることで、キーポイント候補点のサブピクセル位置とスケールを算出することが出来る。ある点 $x = (x, y, \sigma)^T$ での DoG 関数 $D(X)$ をテイラー展開すると次式のようなになる。

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (2.9)$$

(2.9) の式について x に関する偏導関数を求め、0 とすると次式を得ることが出来る。

$$\frac{\partial D}{\partial x} + \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \hat{x} = 0 \quad (2.10)$$

\hat{x} はキーポイント候補点 (極値) のサブピクセル位置を表す。上の式を変形し次式を得ることが出来る。

$$\frac{\partial^2 D}{\partial x^2} \hat{x} = -\frac{\partial D}{\partial x} \quad (2.11)$$

2.4 サブピクセル位置推定

上の式を行列式で示すと以下のように示すことができる。

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial x} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial y} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x} & \frac{\partial^2 D}{\partial y} & \frac{\partial^2 D}{\partial^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial D}{\partial x} \\ \frac{\partial D}{\partial y} \\ \frac{\partial D}{\partial} \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

式 (2.12) をキーポイント候補点のサブピクセル位置推定 \hat{x} を得るために変形すると以下の式になる。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial x} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial xy} & \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial y} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x} & \frac{\partial^2 D}{\partial y} & \frac{\partial^2 D}{\partial^2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\partial D}{\partial x} \\ \frac{\partial D}{\partial y} \\ \frac{\partial D}{\partial} \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

式 (2.13) を解くことで、キーポイント候補点のサブピクセル位置とスケール $\hat{x} = (x, y, \sigma)$ を得ることが出来る。

2.4.1 コントラストによるキーポイントの絞り込み

サブピクセル位置での DoG 出力を算出し、コントラストによるキーポイントの絞り込みをおこなう。式 (2.13) は以下のような式で表すことができる。

$$\hat{x} = - \frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (2.14)$$

(2.9) 式に (2.14) 式を代入することで次式を得ることができる。

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \frac{\partial D^T}{\partial x} \hat{x} \quad (2.15)$$

D は DoG 関数であり、 \hat{x} はサブピクセル位置を示しているため、式 (2.15) はサブピクセル位置での DoG 出力値となる。この DoG の値からキーポイント削除の判別をおこなう。

2.5 オリエンテーションの算出

検出したキーポイントに対して、第二段階の処理である特徴量の記述をおこなう。まず、検出された各キーポイントのオリエンテーションを求める。オリエンテーションはキーポイントにおける方向を表し、特徴量の記述の際にオリエンテーションを求めるには、まずキーポイントが検出された平滑化画像の勾配強度と勾配方向を以下の式により求める。

$$m(u, v) = \sqrt{f_u(u, v)^2 + f_v(u, v)^2} \quad (2.16)$$

$$\theta(u, v) = \tan^{-1} \frac{f_v(u, v)}{f_u(u, v)} \quad (2.17)$$

$$f_u(u, v) = L(u + 1, v) - L(u - 1, v) \quad (2.18)$$

$$f_v(u, v) = L(u, v + 1) - L(u, v - 1) \quad (2.19)$$

局所領域における勾配強度 $M(x, y)$ と勾配方向 $\theta(x, y)$ から重み付け方向ヒストグラム $h(\theta')$ を以下の式により生成をおこなう。

$$h(\theta') = \sum_x \sum_y w(x, y) \cdot [\theta', \theta(x, y)] \quad (2.20)$$

$$w(x, y) = G(x, y, \sigma) \cdot m(x, y) \quad (2.21)$$

$h(\theta')$ は、勾配方向を 36 方向に量子化したヒストグラムであり、特徴点の中心に近ければ近いほど高い重みとなるガウス窓を用いることが出来る。この 36 方向のヒストグラムの最大値から 80 % 以上となるピークをキーポイントのオリエンテーションとして割り当てられる。

2.6 特徴量の記述

検出されたオリエンテーションの方向に回転をさせる。その際に特徴量の記述には、キーポイント周辺領域が持つ勾配情報を用いることで記述を行なうことが出来る。スケールが内

2.6 特徴量の記述

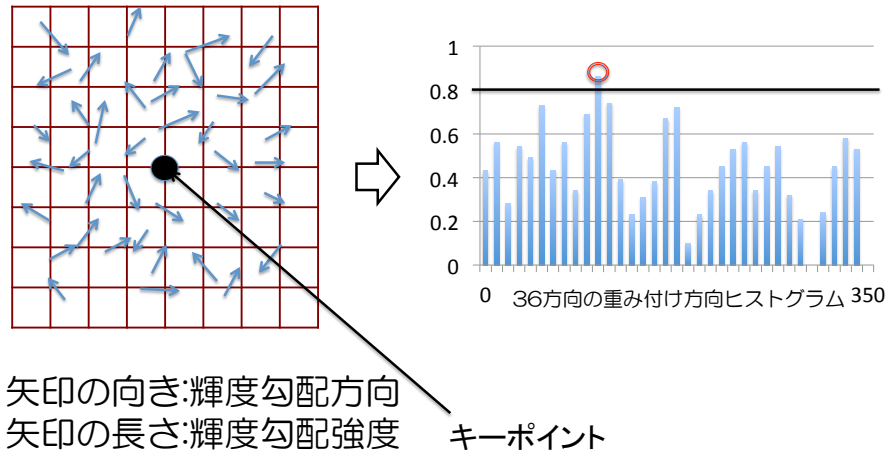


図 2.2 ヒストグラム作成の流れ

接する矩形領域内を 4×4 の 16 ブロックに分割をさせ、各ブロックごとに 8 方向の勾配方向ヒストグラムを作成することができ、 $4 \times 4 \times 8$ の 128 次元の特徴ベクトルとして表すことができる。以下に図 2.3 として示す。キーポイントが持っているオリエンテーションに座標軸をあわせることで、回転に不変な特徴量とすることができるため、回転に不変な特徴量とすることができる。

2.6 特徴量の記述

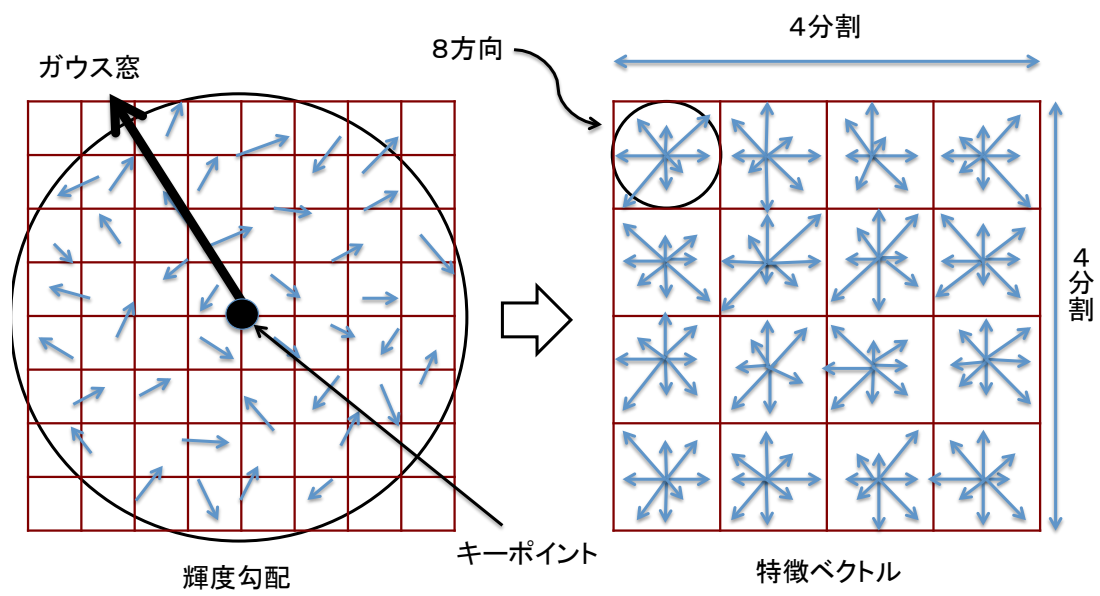


図 2.3 ブロックごとの特徴量

第 3 章

SIFT 特徴を利用した回転画像に対する抽出

実験では、抽出する画像として車の画像（スズキ ワゴン R(白)）を用いる。元画像を Y 軸を中心に奥行き（手前）方向に 3 次元回転したものを、2 次元に射影した画像に対して、その角度が小さければ、ほぼ同じ輝度勾配を維持することが可能であると考えられる。しかし、角度が大きくなるにつれて輝度勾配も変化してくる。この関係を定量的に明らかにするため、元画像を 3D 垂直方向に回転させ、0 度から 80 度の角度でどのくらいの角度まで SIFT を用いて物体抽出をおこなうことが出来るかを調べる。SIFT 特徴は 128 次元ベクトルであり、画像に対して数百程度の特徴が抽出される。特徴点を抽出する際に、元画像と 3 次元変換した画像の特徴点の座標の比較をおこなう場合、3 次元回転後に変化した座標は下記の回転の式に従うものとして正しいキーポイントか否か判定する。ただし、変換後に多少の誤差が生じるため今回の実験ではユークリッド距離で ± 5 ピクセルの誤差範囲内であれば正しく対応しているキーポイントであると判定する。キーポイントが対応しているか否かを判定するしきい値を変化させることで画像間での対応点探索を行い、物体の抽出を行う。正しく抽出されたキーポイントの組には線で表した際、正しく抽出された場合は水色、誤って抽出している場合は黄色をつけることで目視をした場合においても正しく抽出しているかを判断することができるようにした。今回抽出点の総数および正確に抽出している適数を計算することで適合率を求めている。図 3.1 は 3 次元の回転をおこなう画像を作成する際に用いた変換式である。図 3.2 図 3.10 は対応付けをおこなう際に用いた画像である。

x は画像の x 座標、 y は画像の y 座標、 d は画像を見る視点、 z は z 軸方向の位置、 s は物体の位置、 θ は角度を表している。

$$A = x(\cos(\theta)) - z(\sin(\theta)) \quad (3.1)$$

$$B = y \quad (3.2)$$

$$C = x(\sin(\theta)) + z(\cos(\theta)) \quad (3.3)$$

$$(3.4)$$

図 3.1 のような位置関係が与えられたときに物体の点 (x, y, z) は

$$x' = (s/(c+d)) \times A \quad (3.5)$$

$$y' = (s/(c+d)) \times B \quad (3.6)$$

に表すことが出来る。これにより遠近感を表す。

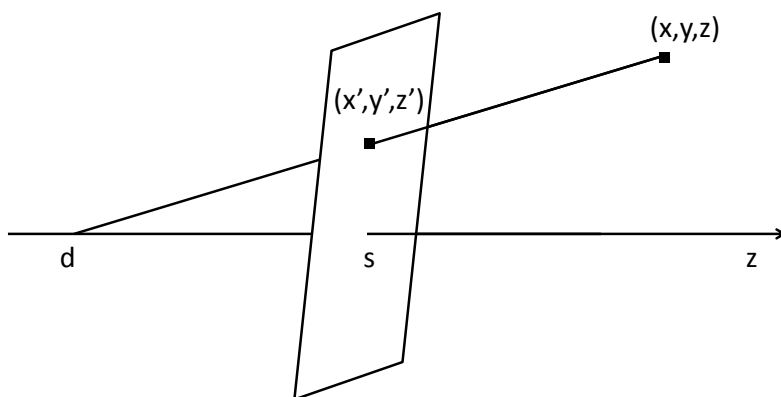


図 3.1 3次元変換



图 3.2 角度 0 度



图 3.3 角度 10 度



图 3.4 角度 20 度



图 3.5 角度 30 度



图 3.6 角度 40 度



图 3.7 角度 50 度



图 3.8 角度 60 度



图 3.9 角度 70 度



图 3.10 角度 80 度

第 4 章

結果・考察

しきい値を 0.2 に設定した場合、10 度の角度では 87 % の適合率を求めることができた。この結果では全体的に高い適合率を求めることができ、角度 70 度まで 50 % を下回らない結果になった。全体的に高い適合率を保てているが、対応するキーポイントの総数が少なくなり、角度が 40 度以上の場合特徴点の抽出の一致は難しいことが分かる。しきい値 0.3 の場合では 10 度の角度では 79 % の適合率であり、対応するキーポイントの総数、実際に正しい点同士を対応させている正数は共に多くなったが、正確に抽出している数が少ないため全体的な適合率も下がる結果となった。今回の実験では状況に応じたしきい値の対応付けが必要であることが分かり、しきい値の変化ではどちらが良いかは断定できなかった。今回の画像での実験結果により全体画像から 3D 垂直回転した画像に対して SIFT では 40 度以上の角度変化には対応が難しいと考える。

今回の実験結果からしきい値 0.2, 0.3 の結果の図を次ページ図 4.1, 4.2 にそれぞれ示す。

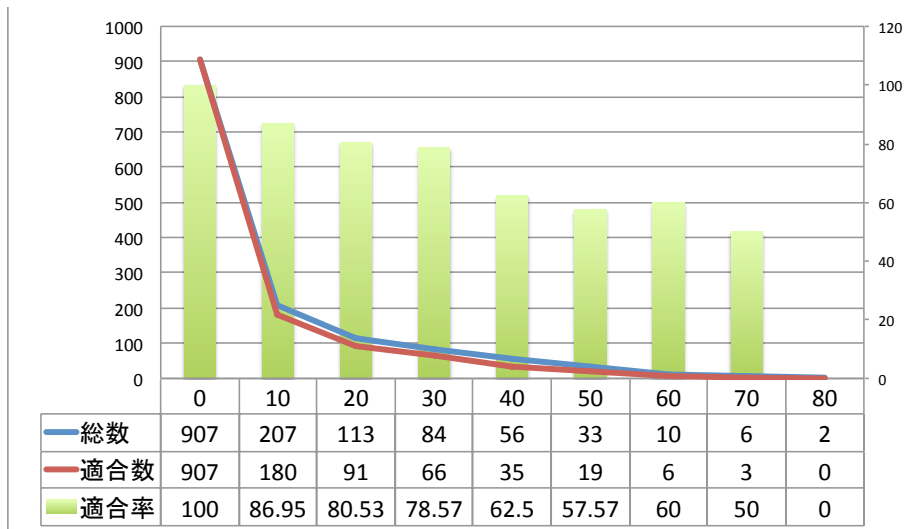


図 4.1 しきい値 0.2

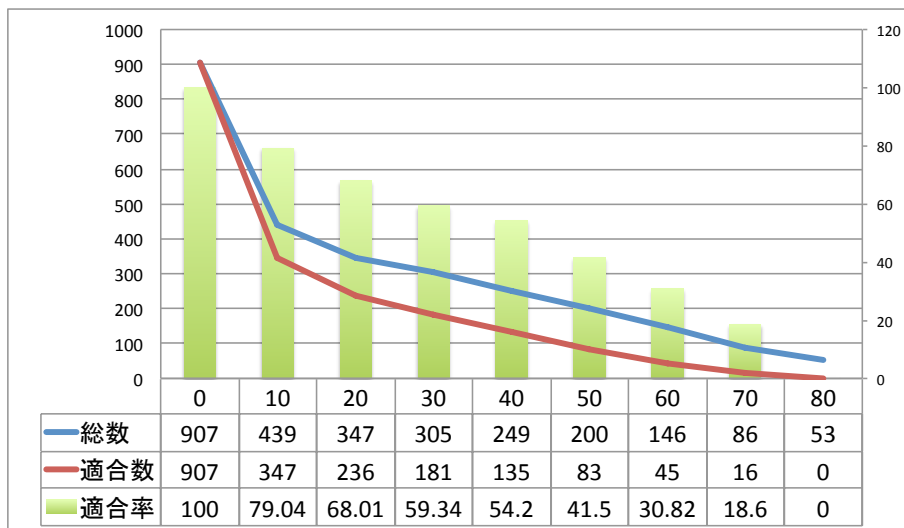


図 4.2 しきい値 0.3

第 5 章

Google Street View を用いての 文字抽出

角度による実験結果から SIFT を用いての画像抽出の限界を測ることができた。これらを参考に実際に Google Street View を用いて London Baker St で画像抽出をおこなった。抽出する画像は STARBUCKS COFFEE の文字を用いて取り組んでみた。以下がその結果の図である。



STARBUCKS COFFEE

図 5.1 STARBUCKS COFFEE

これらの画像の結果では正面の画像では、79 %の適合率、斜めの画像（およそ 30 度以内）からの画像では 64 %の適合率を求めることが出来た。

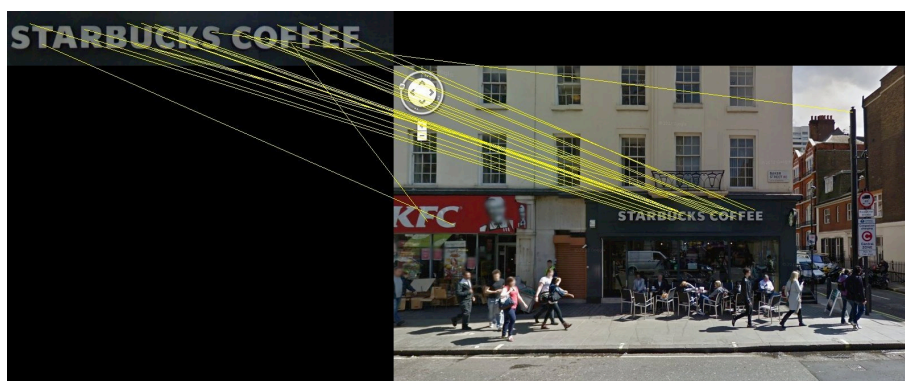


図 5.2 正面画像

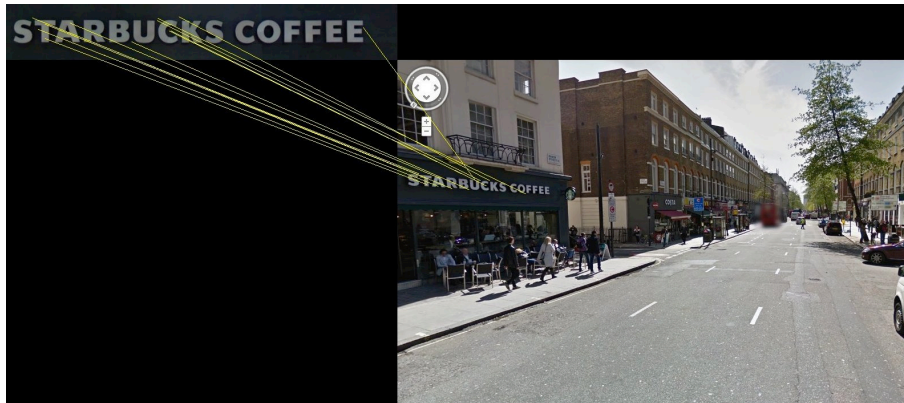


图 5.3 斜め画像

第 6 章

結論

今回、SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) を用いて物体の抽出をおこなった。SIFT は画像の拡大、縮小、回転、スケール変化などに頑健な特徴量を記述することができ、3D 垂直方向の角度の限界を調べる際はしきい値を変更させながら値を求めた。しきい値は異なる画像間で抽出された各キーポイントの特徴量を比較する時に、画像間の対応点探索を調整する値であり、その値を 0.2、0.3 とすることで SIFT を用いる際にスケール変化に影響を受けずに対応点検出をおこなうことが可能となる。今回の実験の結果では、しきい値 0.2 の時、画像の対象物体の抽出が総数 50 を下回る 40 度以上の角度には対応が難しいことが分かった。しきい値 0.2 の時では 0.3 と比べ全体的に高い適合率を求めることが出来たが総数、適数ともに少ない結果となった。しきい値 0.3 の時は逆に全体的に低い適合率であったが総数、適数は多くなった。この結果から状況に応じた対応付けが必要であり、しきい値の変化ではどちらが良いとは断定できない。今後の展望としては、他の特定物体認識を用いることや、SIFT より特徴量を削減した PCA-SIFT や、記述法を改良した GLOH などの適用が考えられる。また、様々な種類の画像を用いることでより正確な SIFT の 3D 垂直方向による角度の限界を測定すべきと考える。

謝辞

本論文の作成にあたり、終始適切な助言を賜り、また丁寧な指導して下さいました吉田真一先生に心から感謝致します。研究を進めるにあたり、吉田先生には様々な観点からご指導を頂きました。プログラム作成で行き詰まった際に相談に乗って頂き、個別に長時間ご指導して頂いたおかげで実験を成功することが出来たのではないかと考えております。時には厳しいお言葉も頂きましたが、人間的にも成長することができるきっかけを与えてもらったのだと思います。研究以外にも、輪講、ITnewsの指導、様々な、お話を聞かせて頂き、大変参考になりました。深く感謝致します。本研究の副査を引き受けて頂いた、高知工科大学情報学群、岡田教授、福本教授にはお忙しい中、梗概を書く際の色々なご指摘を頂き、様々な点を修正することが出来ました。福本教授には合宿で研究についてご指導していただき様々な改善点は発見することが出来ました。岡田教授、福本教授に深く感謝致します。同研究室の山口氏にはプログラム、*latex*作成の際に助言を頂き助かりました。就職活動が順調に進めるように応援しています。頑張ってください。他の4回生にも様々なサポートをして頂き、円滑に作業を進めることが出来ました。同研究室の3回生は、研究室での行事や、プログラム作成の助言などをして頂きました。深く感謝いたします。これからの就職活動、進学活動が大変だとは思いますが、頑張ってください。また、この高知工科大学で過ごした4年間でお世話になったすべての方々に感謝を申し上げます。最後に、大学まで進学させて頂いた家族に心から感謝致します。

参考文献

- [1] 藤吉 弘巨, ”物体認識のための画像局所特徴量”
- [2] 藤吉 弘巨, ”Gradient ベースの特徴抽出-SIFT と HOG-
- [3] 小川 健史, “ グラディエントベースの特徴抽出法を用いた画像中の文字抽出 ”

付録 A

しきい値 0.2

以下に示すのは、しきい値を 0.2 とした際の角度 0 から 80 度まで 3D 垂直方向に変換させた画像である。線の青色が正確に抽出を行っており、黄色が異なった抽出を行っている。

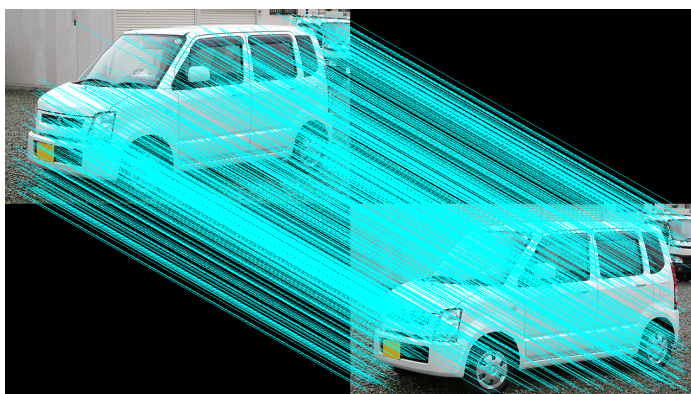


図 A.1 角度 0 度

同じ画像同士であるため、完全に抽出することが出来ている。一致している総数は 907 となり、適合率は 100 %となっている。



図 A.2 角度 10 度

10 度の角度変化では、総数 207、正確に一致している適合率は 180 となり適合率は 86.95 %となっている。

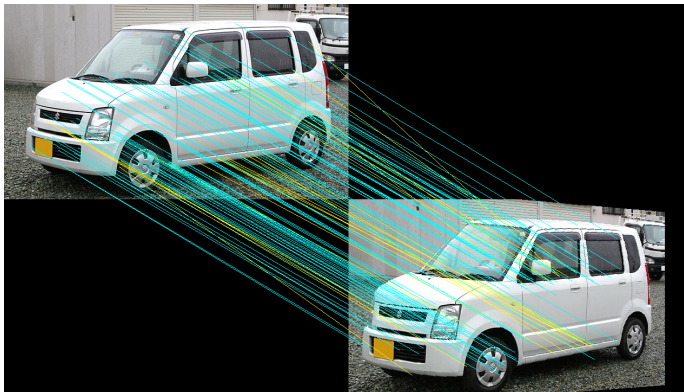


図 A.3 角度 20 度

20 度の角度変化では、総数 113、正確に一致している適合率は 91 となり適合率は 80.53 %となっている。



図 A.4 角度 30 度

30 度の角度変化では、総数 84、正確に一致している適合率は 66 となり適合率は 78.57 % となっている。

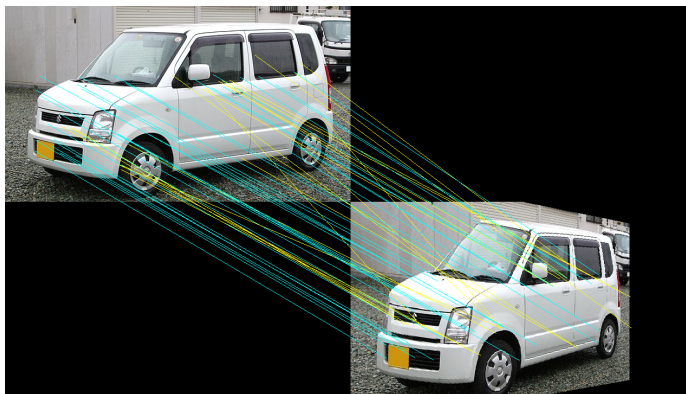


図 A.5 角度 40 度

40 度の角度変化では、総数 56、正確に一致している適合率は 35 となり適合率は 62.5 % となっている。

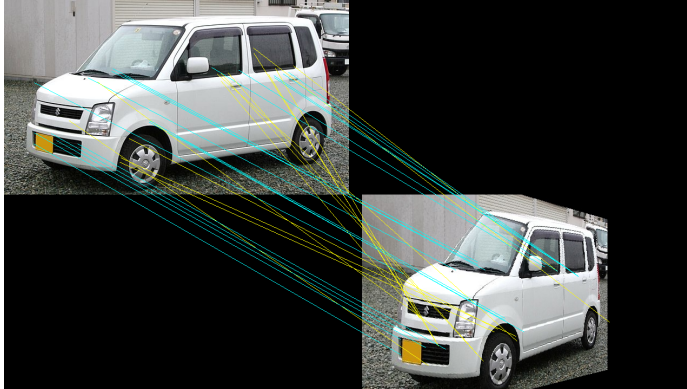


図 A.6 角度 50 度

50 度の角度変化では、総数 33、正確に一致している適合率は 19 となり適合率は 57.57 % となっている。



図 A.7 角度 60 度

60 度の角度変化では、総数 10、正確に一致している適合率は 6 となり適合率は 60 % となっている。

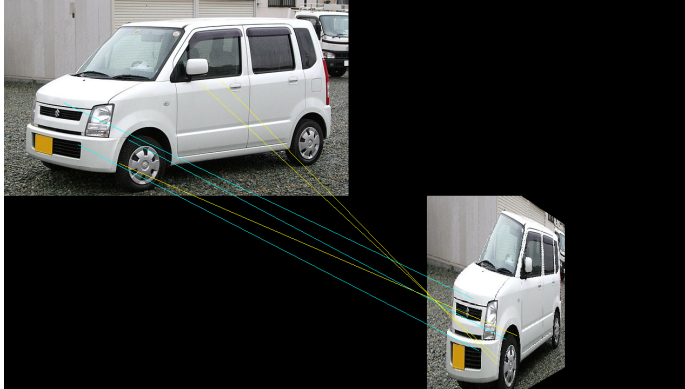


図 A.8 角度 70 度

70 度の角度変化では、総数 6、正確に一致している適合率は 3 となり適合率は 50 % となっている。

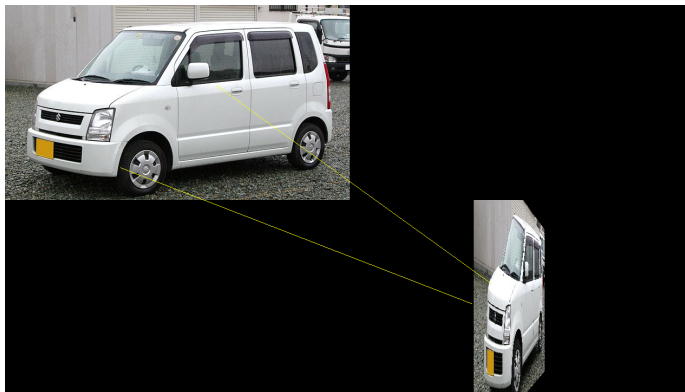


図 A.9 角度 80 度

80 度の角度変化では、総数 2、正確に一致している適合率は 0 となり適合率は 0 % となっている。

付録 B

しきい値 0.3

以下に示すのは、しきい値 0.3 とした際の角度 0 から 80 度まで 3D 垂直方向に変換させた画像である。線の青色が正確に抽出を行っており、黄色が異なった抽出を行っている。

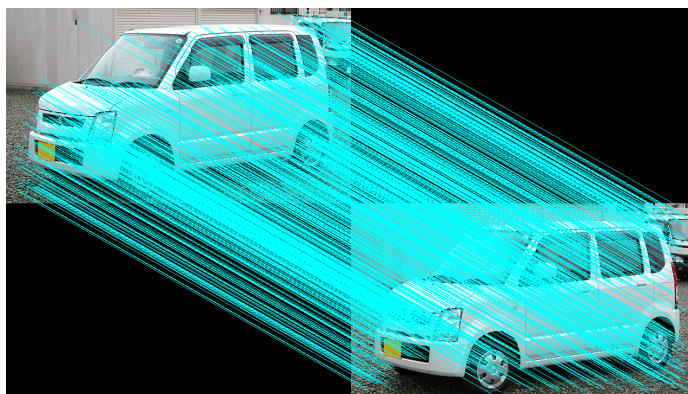


図 B.1 角度 0 度

同じ画像同士であるため、完全に抽出することが出来ている。一致している総数は 907 となり、適合率は 100 %となっている。

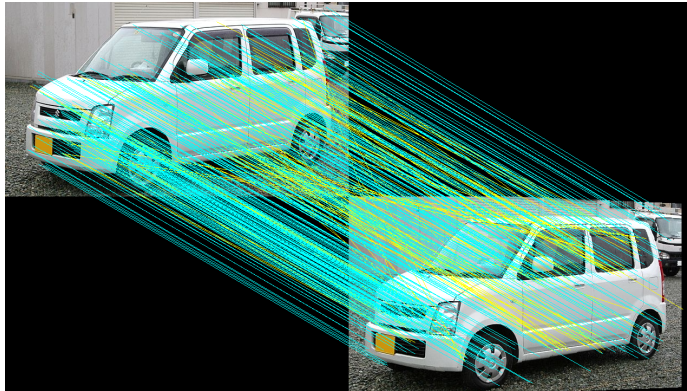


図 B.2 角度 10 度

10 度の角度変化では、総数 439、正確に一致している適合率は 347 となり適合率は 79.04 %となっている。

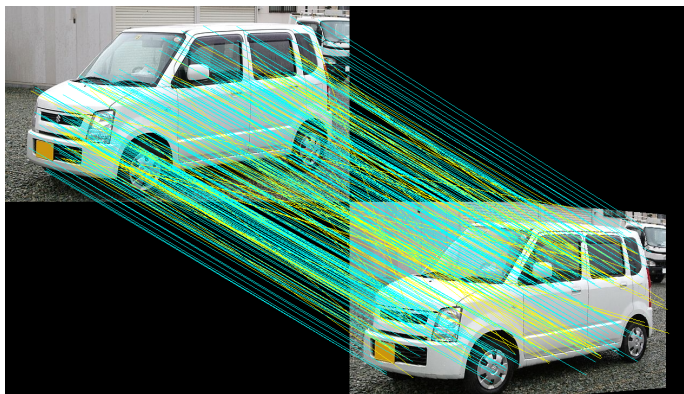


図 B.3 角度 20 度

20 度の角度変化では、総数 347、正確に一致している適合率は 236 となり適合率は 68.01 %となっている。



図 B.4 角度 30 度

30 度の角度変化では、総数 305、正確に一致している適合率は 181 となり適合率は 59.34 %となっている。

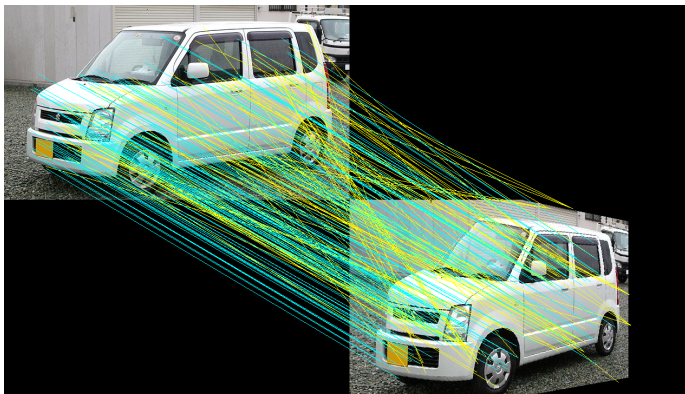


図 B.5 角度 40 度

40 度の角度変化では、総数 249、正確に一致している適合率は 135 となり適合率は 54.02 %となっている。

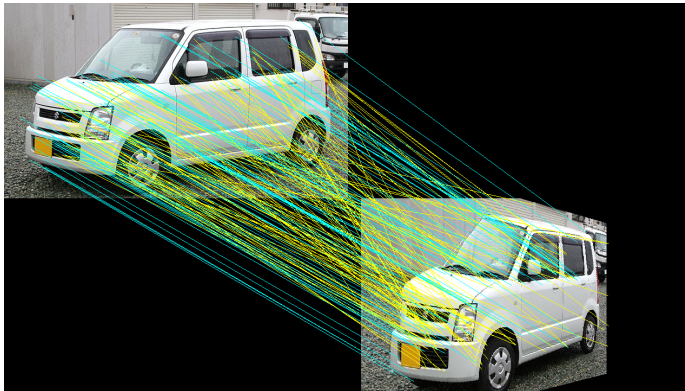


図 B.6 角度 50 度

50 度の角度変化では、総数 200、正確に一致している適合率は 83 となり適合率は 41.05 %となっている。



図 B.7 角度 60 度

60 度の角度変化では、総数 146、正確に一致している適合率は 45 となり適合率は 30.82 %となっている

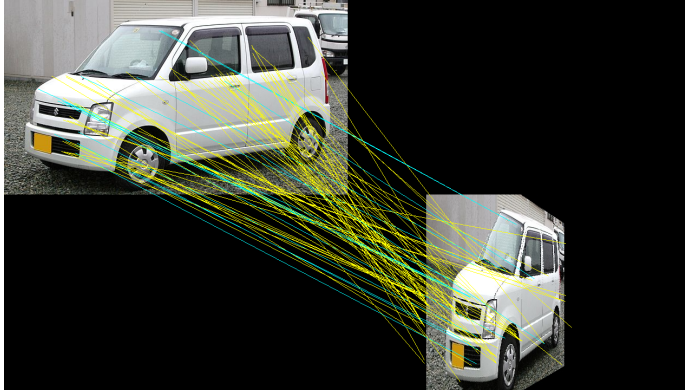


図 B.8 角度 70 度

70 度の角度変化では、総数 86、正確に一致している適合率は 16 となり適合率は 18.6 %となっている。

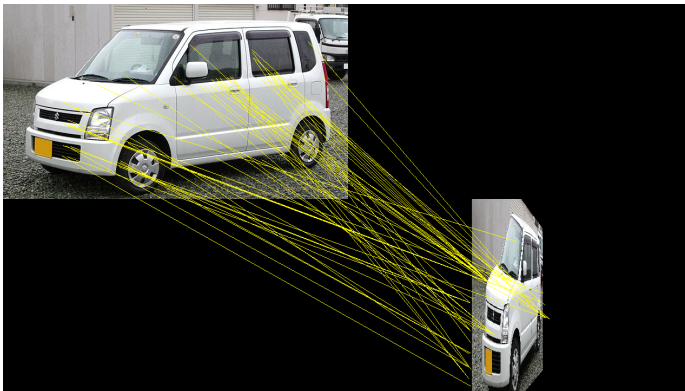


図 B.9 角度 80 度

80 度の角度変化では、総数 53、正確に一致している適合率は 0 となり適合率は 0 %となっている。