

桜センサ：車載スマートフォンによる画像処理に基づいた 桜景観の良い道路区間の抽出

玉井 森彦¹ 永田 大地¹ 前中 省吾¹ 森下 慈也¹ 安本 慶一¹ 福倉 寿信² 佐藤 啓太²

概要：

近年、景観の良さを評価指標とするナビゲーションサービスが提供され始めている。しかし、既存のサービスでは、景観の情報を人手により編纂しているため、あらかじめ決められた特定の時間帯や季節における静的な情報を提供するに留まっており、最新の状況を反映した情報提供が行われていない。また提供される情報もテキストや画像を中心としたものであり、経路選択の判断材料として不十分である。著者らは、参加型センシングに基づき、多数の車両が車載スマートフォンを用いて走行中の経路の動画を撮影し、景観の良い場所の動画を自動的に収集、配信するシステムの研究開発を行ってきた。これにより、広範囲にわたって動画付きの景観情報を様々な時間帯や季節のもとで自動的に収集可能となり、各ユーザのコンテキストを考慮した上で鮮度の高い景観情報を提供可能となる。本稿では、景観の良い場所として桜が見られる経路に着目し、スマートフォンにより撮影された動画から桜の写っている度合い（桜度合い）を数値化する手法を提案する。提案手法では、桜の花びらに出現する色の分布を表すヒストグラムを事前に作成しておき、そのヒストグラムを用いて入力画像における桜度合いを算出する。また、桜の花びらに近い色を持つ建物などが誤検出されることを防ぐため、フラクタル次元解析に基づきフレーム中で木の葉が茂っている場所のような複雑なエッジを持つ領域を特定した後、その領域に対してのみヒストグラムに基づく色解析を行う手法を考案した。提案手法による桜度合い算出結果の妥当性を検証するため、車両走行中に撮影された動画から桜の写っている部分、または写っていない部分の1秒間の動画を約5000個切出し、各々に対し目視で桜の有りを分類したものを正解データとして、提案手法に基づく分類精度を調べた。結果、提案手法は適合率が約0.87、再現率が約0.91で桜の有りを分類できることが分かった。

1. はじめに

快適なドライブを支援するサービスとして、近年、NAVITIMEの景観優先ルート[1]やホンダinternaviのシーニックルート[2]など、従来型の目的地到着までの早さや燃費の少ない経路の探索に加え、景観の良さを考慮した経路を探索可能なサービスが提供され始めている。それらのサービスに求められる機能として、推薦された経路を走行すると実際にどのような景観が見れるかについて、ユーザが事前に十分な情報を得られることが望まれる。この点に関して既存のサービスでは、景観の良い経路（以下、「景観ルート」）に対し、サービス提供者により予め用意された経路内の特定のスポットについて、それを紹介するテキストや写真が提示されるのみに留まっている。しかし、これらの情報はサービス提供者側が手動で編纂しているため、用意

されているスポットの数は限定的であり、また、各スポットの情報の更新頻度も低いという問題がある。景観は時間帯、天候、季節、進行方向などによって見え方が大きく変化する可能性があるため、情報が頻繁に更新されることに加え、ユーザのコンテキストを考慮した情報の提示ができることが望ましいが、そのためには多くの人的コストを要してしまう。また、テキストや静止画のみの情報では、景観ルートを実際に走行するとどのような景観が見られるかを事前に直感的に把握することは難しく、経路選択の判断材料としては不十分である。

著者らはこれらの問題を解決するために、参加型センシング[3]に基づき、車載スマートフォンを搭載した多数の車両が走行中に景観ルートに関する情報を収集し、それをユーザ間で共有するシステムを提案している[4]。提案システムでは、車載ホルダーにより自動車のフロントガラス付近に取り付けたスマートフォンを用いて、走行中の車内からの眺めを動画として撮影する。また撮影と同時に、撮影された動画をスマートフォン上で画像解析し、動画に景

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
² 株式会社デンソー
DENSO CORPORATION

観の良い場所が含まれているかどうかを定量的に表す数値(「景観度合い」)を算出しサーバへ送信する。サーバでは多数の車両から収集した様々な経路上の景観度合いから特に景観の良い場所を特定し、その場所を撮影した車両のスマートフォンに保存されている動画を収集する。これにより、広範囲にわたって景観ルート情報を様々な条件(異なる時間帯や天候など)のもとで自動的に収集可能となる。収集された情報をもとに景観ルートを案内する際には、そのルート上の景観度合いと、特に景観の良い場所の様子を動画で閲覧できるようにすることで、ユーザは最新の情報を得られるとともに、より直感的に景観ルートの状況を把握することが可能となる。

提案システムを実現するにあたって重要な課題となるのが、景観度合いを正確に算出する方式の考案である。ドライブ中に感じられる景観の良さは様々な要因に依存し、主観的な要素に基づく部分も多いが、概ね海や川または高度の高い場所であるなどの地形的特徴によるものか、もしくは草木や花、有名な建造物や自然物などの特定のオブジェクトの有無により判断されると考えられる。本研究では色解析により比較的数値化が容易であることから、景観の対象を桜に限定し、走行中に桜が多く見られる場所で高い景観度合いが得られる方式(「桜センサ」)を提案する。

提案方式では、桜が写っている多数の画像をもとに、桜の花びらに関してよく出現する色の分布を表すヒストグラムを事前に作成しておく。次に、車両走行中に撮影された動画からフレームをサンプリングし、各フレーム内の各画素について予め作成されたヒストグラムを用いて、その画素が桜の花びらに属するかどうかを表す確率を求める。そして、フレームが含む全画素についてその確率の平均値を求め、その値をフレーム内に桜が写っているかどうかを表す指標(「桜度合い」)とする。また、桜の花びらと同様の色を持つ人工物などが誤検出されることを防ぐため、木の葉の茂った部分などに現れる複雑なエッジをもつ領域を検出する方法としてフラクタル次元解析 [5] を用いる。各フレームについてフレーム全体をグリッド状に分割した後、各部分領域におけるフラクタル次元を算出し、フラクタル次元がある閾値を上回る領域のみを色解析の対象とすることで、桜度合いの算出精度を向上させる。

提案方式を OpenCV [6] を用いて実装し、桜度合いの算出の妥当性を検証するための実験を行った。実験では、車両走行中に撮影された動画から桜の写っている部分、または写っていない部分の 1 秒間の動画約 5000 個を抽出し、それぞれに対して桜が写っているかどうかを目視による判断に基づき分類した。また、各 1 秒の動画を提案手法に基づく桜度合いにより機械的に分類し、目視での分類結果との比較により分類精度を求めた。その結果、提案手法は適合率 (precision) が約 0.87、再現率 (recall) が約 0.91 という精度で桜の有りなしを分類できることが分かった。

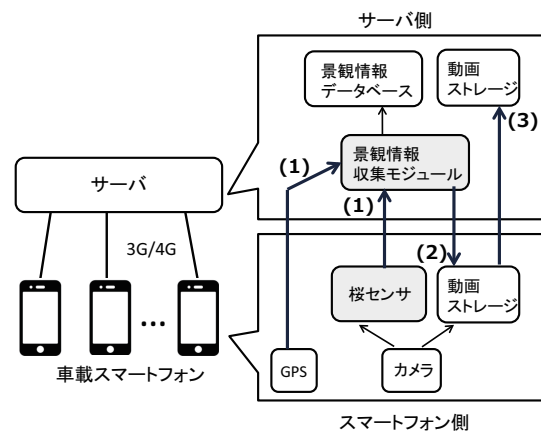


図 1 システム構成

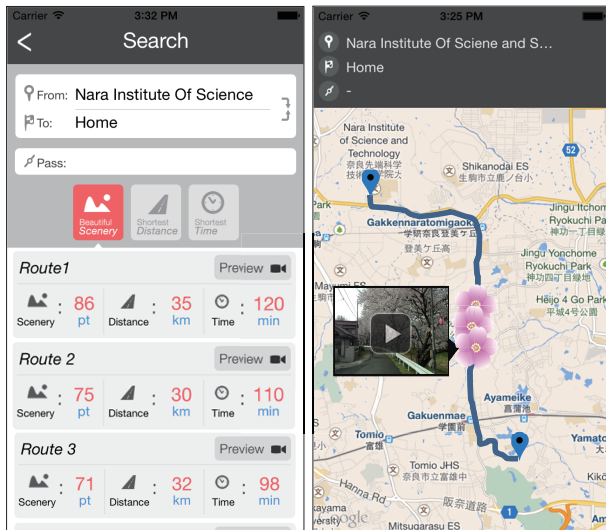
なお、提案方式の基礎的な部分については既に文献 [4] で発表しているが、本稿で述べる方式では次の点について改良を行なっている。すなわち、色解析の際に単純にある閾値でヒストグラムの範囲を区切り、桜の花びらに該当する画素かどうかを判定するのではなく、対象の画素が桜の花びらと似た色を持つかどうかをヒストグラムの分布に従った確率をもとに算出するようにした。また、桜度合いの算出結果の妥当性について、桜の有りなしを目視で分類した場合と比較する実験を行い、より詳細に検証した。

2. 参加型センシングによる走行動画共有システム

提案システムは参加型センシングに基づき多数のユーザの車載スマートフォンから景観情報を収集する。収集される情報は GPS ログ、画像解析に基づく桜度合い、および景観ルート上で撮影された動画である。これらの情報はサーバへ送信され、景観ルートの検索サービスなどに利用される。提案システムの構成を図 1 に示す。提案システムはスマートフォン上で動作するアプリケーションと、サーバ側のソフトウェアにより構成される。

スマートフォン側では、車両走行中に継続的に GPS ログの取得とカメラによる撮影を行う。GPS ログはそのままサーバへと送信される。一方動画については、継続的にサーバへ送信し続けるのは 3G または 4G の帯域制約上困難であるか、もし可能であってもネットワークへ多大な負荷をかけてしまうため望ましくない。また一般的に、車両走行中に景観の良い場所を通過する機会はそれほど多くないため、大部分の動画は送信しても単に帯域を浪費するだけになってしまう。

そこで提案手法では、撮影後すぐに動画をアップロードするのではなく、サーバからの指示に基づき必要な部分の動画のみを切り出して送信するようにする。その具体的な手順は次のようになる。まず、カメラから取得される動画を桜センサにおいて画像解析するとともに、動画ストレージへ保存する。桜センサでは、3 章で提案する画像解析手



(a) 経路選択画面 (b) 経路詳細画面

図 2 景観を考慮した経路探索サービス

法を用いて、撮影された動画からあるサンプリングレートでフレームを抽出し、そのフレームの桜度合いを算出する。桜度合いは継続的に算出され、都度サーバへ送信される(図1の(1)の矢印)。次に、サーバ側では複数の車両から収集された桜度合いをもとに特に景観が良いと考えられる場所(POI: Point of Interest)を特定し、POI付近の動画を撮影したスマートフォンに対して動画の送信要求を送る(図1の(2)の矢印)。なお、ある経路に沿って算出された桜度合いからPOIの場所を特定する方法については、文献[4]において提案している。また、サーバ側で複数の車両から収集される桜度合いを適切に統合したり破棄したりする手法の考案については今後の研究課題である。最後にPOI付近の動画を保存しているスマートフォンは、動画ストレージからPOI付近のショート動画(10秒程度の長さを想定)を切り出し、サーバへ送信する(図1の(3)の矢印)。スマートフォン側のストレージの圧迫を防ぐため、動画ストレージの容量に上限をもうけ、その上限の範囲内で桜度合いの高い区間を優先して保存し、また、サーバへの送信を行ったものについては即時に破棄を行う。

収集された景観情報を用いたサービスとして、例えば景観を考慮した経路探索サービスが考えられる。図2にサービスの画面例を示す。経路選択画面(図2(a))では、出発地と目的地間の経路の候補を複数表示し、各経路について景観、距離、所要時間の値をもとにソートすることが可能である。例では景観の良い順にソートしている。各経路を選択すると、その経路の詳細画面(図2(b))に切り替わり、POIの場所とその場所で撮影された動画を閲覧することができる。

POIを高精度に検出できることはサービスの品質向上において重要であり、そのためには、桜センサにおいて入力となる動画から高精度に桜度合いを算出できる必要があ

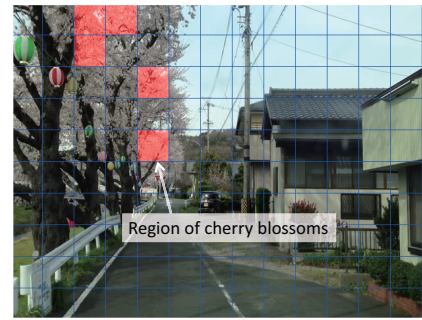


図 3 桜領域の抽出ツール

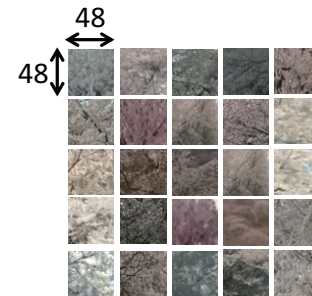


図 4 抽出された桜領域の例

る。以降では、桜度合い算出のための画像解析手法について3章で手法の説明を行い、4章で算出結果の妥当性検証に関する実験について述べる。

3. 桜センサ

桜センサは動画を入力とし、その動画に桜が写っている程度を表す指標である桜度合いを出力する。桜センサは大きく、桜の花びらに似た色の画素(「桜画素」とよぶ)を検出する色解析モジュールと、複雑なエッジを持つ画像領域を検出するフラクタル次元解析モジュールから構成される。それぞれの詳細について以下で述べる。

3.1 桜画素の検出

色解析モジュールでは、RGB色空間の画像を入力として、その画像に含まれる各画素に対しそれが桜の花びらの色とどの程度近いかを数値化する。これを行うため、まず、桜の花びらの色がどのような分布を取るかを表すヒストグラムを事前に作成しておく。

ヒストグラムを作成するために、桜の写っている動画を多数集め、それらの動画に含まれるフレームから桜の花びらが含まれる領域(例えば、48×48のサイズ)を切り出す。本研究ではこの作業を行うために、動画ファイルを入力とし、その動画ファイルに含まれる各フレームを順番に表示しながら、フレーム内の指定した矩形領域を画像として保存するツールを作成した。本ツールの画面を図3に示す。本ツールでは、動画内の各フレーム上に格子状の線をオーバーレイで表示し、各矩形内をマウスでクリックすることでその矩形領域を選択することができる。選択された領域

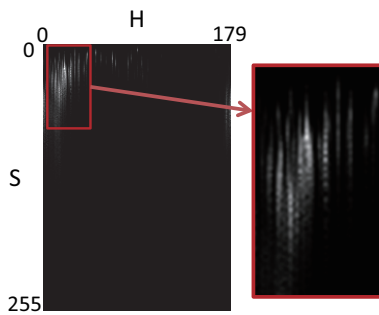


図 5 複数の桜領域より作成された H-S ヒストグラム の例

は赤色でマークされる．図 3 は，5 つの矩形領域が選択されている状態を示している．領域の選択後「s」キーを押すことで，選択された各領域がそれぞれ画像として保存される．本研究では，桜の花びらが矩形領域全体に写っており，かつ，桜の枝や背景の空などができるだけ含まれていないものを選択するようにした．以下ではこの矩形領域を「桜領域」とよぶ．図 4 に多数の動画のフレームから抽出された桜領域（計 25 個）の例を示す．

次に，収集した多数の桜領域から桜画素に出現する色の分布を表すヒストグラムを作成する．まず，各桜領域を RGB 色空間から HSV 色空間へ変換する．そして，各桜領域に含まれる全ての画素について，H（色相）と S（彩度）に関する二次元のベクトル上での出現頻度をカウントする．なお V（明度）については，車両の進行方向（順光か逆光か）や天候の影響により光のあたり方が異なり，それに応じて様々な値を取りうる事が事前実験により分かった．そのため，ヒストグラムの作成には利用しないこととした．図 5 に，この手順により作成される H-S ヒストグラムの例を示す．図 5 は，ヒストグラムの度数が最大値をとる場合の輝度を 255 とし，0～255 の範囲の輝度値をとるグレースケール画像として H-S ヒストグラムを表現したものである．なお，図 5 のヒストグラムは計 148 個の桜領域から作成されたものであり，桜領域の抽出元の動画の詳細については 4 章で述べる．図 5 より分かるように，桜の花びらが取る色の範囲は，図の赤枠で囲った範囲内の一部に集中して分布している．

H-S ヒストグラムの作成後，H と S の 2 次元ベクトルが取りうる値の各々について，その各値をとる画素の度数をヒストグラム内の最大度数で除し 0～1 の実数値をとるよう正規化しておく．以下では，H の値を h ，S の値を s とするとき，ベクトル (h, s) に対応する値を $F(h, s)$ と表記する．

次に，作成された H-S ヒストグラムを用いて入力画像に含まれる各画素が桜の花びらと近い色であるかどうかを数値化する．この数値化にあたって，画像内のオブジェクト認識手法として利用されているバックプロジェクション法 [7] を用いる．入力画像に含まれる各画素 $(I_{i,j})$ ，ただし i, j はそれぞれ画素の x 座標と y 座標を表す）について，



図 6 入力画像



図 7 バックプロジェクション法の適用結果

その画素の H の値を $H(I_{i,j})$ ，S の値を $S(I_{i,j})$ とし，それに対応するヒストグラムの値 $F(H(I_{i,j}), S(I_{i,j}))$ をその画素における桜の花びらの色との近さを表す数値（近いほど大きい）とする．この値を画素 $I_{i,j}$ の桜度合いとよび， $D^{pix}(I_{i,j})$ と表記する．すなわち，

$$D^{pix}(I_{i,j}) = F(H(I_{i,j}), S(I_{i,j})), \quad (1)$$

である．さらに， $D^{pix}(I_{i,j})$ の平均値を画像 I の桜度合い $D^{img}(I)$ とする：

$$D^{img}(I) = \frac{\sum_i \sum_j D^{pix}(I_{i,j})}{N(I)}, \quad (2)$$

ここで， $N(I)$ は I の総画素数である．

図 6 を入力画像とした際の，バックプロジェクション法の適用結果をグレースケール画像として表現したものを図 7 に示す．図から分かるように，桜の花びらに該当する画素の輝度値が比較的高い値を取っている．

3.2 フラクタル次元解析に基づくフィルタリング

前節で述べた色解析のみでは，入力画像中に桜画素とよく似た色を持つオブジェクト（例えば建物や看板など）が存在すると，誤って高い桜度合いとなってしまう可能性がある．そこで本節では，フラクタル次元解析を用いて，桜の花びらがある領域のような入力画像内で複雑なエッジを持つ領域を特定する方法について述べる．

自己相似性（あるパターン的一部分を拡大して見ると，もとのパターンと類似したパターンが現れる性質）を有す

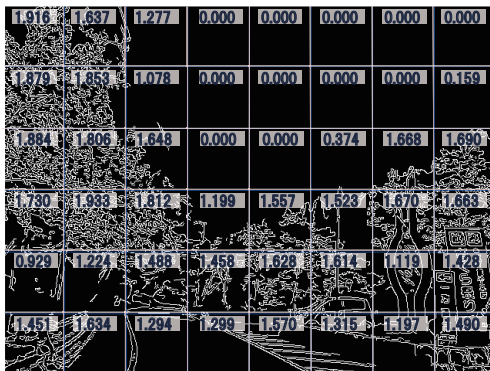


図 8 フラクタル次元解析の結果

る図形はフラクタルと呼ばれ、例えば海岸線の形はフラクタルの一つであることが知られている [5]。フラクタルを定量化する数値の一つがフラクタル次元であり、画像内のパターンの複雑性を測る指標として超音波や CT (Computed Tomography) により得られる医用画像の解析などへ応用されている [8]。

本研究ではフラクタル次元解析を次のように行う。まず、入力画像に対しエッジ検出アルゴリズムを適用し結果を 2 値画像に保存する。次に、2 値画像をグリッド状に分割し、同一サイズの複数の正方形領域を作成する。そして各領域においてフラクタル次元の値を求め、ある閾値 (以下、「フラクタル次元閾値」とよぶ) を超える領域のみに対し前節で述べた色解析を行う。フラクタル次元を算出する方法は様々存在するが、本研究では実装の容易さからボックスカウント法 [5] を用いた。

図 8 に、入力画像が図 6 の場合のエッジ検出の結果と各正方形領域のフラクタル次元の値を示す。なお、本研究ではエッジ検出のアルゴリズムとして Canny 法 [9] を用いた。また、各正方形領域のサイズは 80×80 とした。図から分かるように、桜の花びらがある領域には複雑なエッジを持つ図形が現れ、そのフラクタル次元の値は比較的高い値となっている。

3.3 動画の桜度合いの算出

動画 M が与えられたとき、 M の桜度合い $D^{mov}(M)$ を次のように算出する。まず、 M から一定のサンプリングレートでフレームを抽出する。このとき、抽出されるフレームの集合を $F(M)$ と表記する。各フレームに対しフラクタル次元解析を行い、フラクタル次元の値がフラクタル次元閾値以上である正方形領域のみについて、各領域に属する画素の桜度合いを式 (1) で定め、それ以外の画素の桜度合いを 0 とする。 $D^{mov}(M)$ を、 $F(M)$ におけるフレームあたりの平均桜度合いとし、次式により算出する：

$$D^{mov}(M) = \frac{\sum_{I \in F(M)} D^{img}(I)}{|F(M)|}. \quad (3)$$

4. 評価

4.1 桜度合いの精度

桜センサによる桜度合いの算出結果の妥当性を検証するため、多数の動画について目視により桜の有りなしを分類した結果を正解データとし、桜センサによる桜度合いから機械的に桜の有りなしを分類した結果を正解データと比較することでその分類精度を求めた。

表 1 シーン一覧

シーン名	撮影日	車両番号	撮影場所	撮影時間 (分)
S_1	3/31	車両 1	愛知県近辺	17
S_2	4/5	車両 2	奈良県近辺	12
S_3	4/10	車両 2	奈良県近辺	66
S_4	4/10	車両 3	奈良県近辺	261
S_5	4/10	車両 4	奈良県近辺	186
S_6	4/11	車両 1	岐阜県近辺	72
S_7	4/12	車両 2	大阪府近辺	137
S_8	4/18	車両 1	愛知県近辺	89

表 2 クラス一覧

クラス名	選択基準
C_1	動画内に桜が写っている割合が 5%未満
C_2	動画内に桜が写っている割合が 5%以上 ~ 25%未満
C_3	動画内に桜が写っている割合が 25%以上

表 3 目視での分類による各クラスの動画数

シーン名	C_1	C_2	C_3
S_1	79	17	10
S_2	93	10	17
S_3	372	43	3
S_4	1613	96	45
S_5	1167	6	0
S_6	261	47	72
S_7	888	1	0
S_8	521	10	7
合計	4994	230	154

実験に使用した動画は、2014 年 3 月 ~ 4 月に複数日に渡って複数車両で桜の咲いている経路を走行し撮影したものである。動画の撮影日と車両の組み (「シーン」とよぶ) により分類すると、表 1 に示す 8 つのシーンが存在する。各シーンにおいて撮影された動画全体からランダムに複数の時刻を指定し、その時刻より 1 秒間の動画を切り出した。そして、全ての 1 秒の動画に対し目視により桜が写っているかどうかについて、表 2 の選択基準に基づき 3 つのクラスへ手動での分類を行った。各クラスの動画例を図 9 に示す。動画の時間を 1 秒間とした理由は、表 2 の選択基準に基づき目視で分類を行う際、数秒間以上の動画になると桜



図 9 各クラスの動画例

の写っている割合が時間に応じて変化する場合が多く、分類の判断が難しくなるためである。また、人が異なると同じ動画でも異なるクラスへ分類されることがあるため、各動画当たり 2 名で独立して分類を行い、2 名とも同じクラスへ分類したものだけを実験で使用することとした。表 1 の各動画について、目視での分類による各クラスの 1 秒動画の個数を表 3 に示す。

桜センサにより算出される桜度合いに基づき、各 1 秒動画を機械的に表 2 の 3 つのクラスへ分類する。桜度合いの算出で必要となる H-S ヒストグラムの作成に関して、桜の花びらが写っている画像を次のように抽出した。まず、表 3 の C_2 または C_3 に分類された動画からランダムに 50 個の動画を選択する。ただし、同じシーンの動画ばかりが選択されるのを防ぐため、各シーンの動画ができるだけまんべんなく含まれるようにした。次に選択された動画の各々に対し図 3 のツールを用いて、動画内の特定の 1 フレームから桜の花びらが写っている領域を 2~5 個選択し、それぞれを画像として保存する。なお、各領域のサイズは 48×48 とし、可能な限り枝などの余計なものが写っていない領域を選択した。最終的に画像として保存された領域は計 148 個であり、その一部は図 4 に示した通りである。

次に、表 3 の各クラスの動画を学習用データ集合（以下、訓練集合）とテスト用データ集合（以下、テスト集合）へ 2 分割する。訓練集合の動画は、桜度合いに基づき各クラスへの分類を機械的に行うための学習に用いられる。具体的には、訓練集合内の各動画の桜度合いを算出し、訓練集合全体での桜度合いの中央値を求める。これにより、各クラスの桜度合いの中央値が得られる。そして、テスト集合に属す動画 M が与えられたとき、その動画の桜度合い $D^{mov}(M)$ を算出し、訓練集合から求めた各クラスの中央値と $D^{mov}(M)$ との差の絶対値を計算し、それが最小となるクラスへ分類する。

クラス C_1 については、動画のリストをランダムにシャッフルした後、前半分と後半分に 2 分割してそれぞれ訓練集合とテスト集合とした。また、 C_2 と C_3 については、H-S ヒストグラムの作成に利用した動画がテスト集合に含まれないという制約を考慮した上で、 C_1 と同様にリストをランダムにシャッフルして訓練集合とテスト集合に 2 分割した。なおシャッフルによる分割のされ方によって分類精度が変動するため、30 回試行を繰り返しその平均値を取ることで評価を行った。

		Predicted class		
		C_1	C_2	C_3
Actual class	C_1	2258.8	226.5	11.6
	C_2	29.4	74.3	11.2
	C_3	1.3	11.4	64.3

図 10 桜度合いに基づく分類結果の混同行列

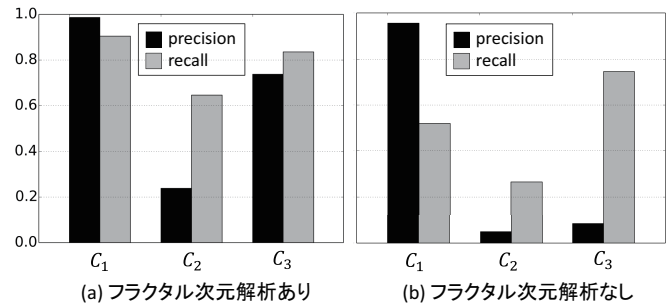


図 11 桜度合いに基づく分類結果の適合率と再現率



図 12 C_3 へ誤って分類された C_1 の動画の例

実験における各種のパラメタは次の通りである。1 秒動画のフレームサイズは 640×480 、フレームレートは 29.97fps とした。桜センサでは、1 つの 1 秒動画に含まれる全フレームを桜度合い算出の対象とし、その平均値をその動画の桜度合いとした。また、フラクタル次元閾値は 1.7 とし、フラクタル次元の計算対象の単位である正方形領域 1 つのサイズは 80×80 とした。桜センサの実装には OpenCV を用いた。フラクタル次元解析の際に必要な Canny 法によるエッジ検出には cvCanny 関数を用い、Canny 法のパラメタを表す第 3 引数と第 4 引数の値はそれぞれ 100 と 200 に設定した。

図 10 に桜度合いに基づく分類結果の混同行列を示す。表内の数字は、目視での分類結果に対し、各クラスに属す動画が桜度合いに基づく分類によりどのクラスへ分類されたかについて、各クラスの動画の個数を表す（ただし、30 試行での平均値）。また図 11(a) は、図 10 の結果から計算された各クラスについての分類の適合率と再現率である。なお、訓練集合から求められた各クラスの桜度合いの中央値（の 30 試行での平均値）は、 C_1 、 C_2 、 C_3 でそれぞれ 0.00033, 0.00791, 0.03326 となった。

図 10、図 11(a) より、クラス C_1 についてはよい分類精度が得られていることが分かる。クラス C_2 についてはあ

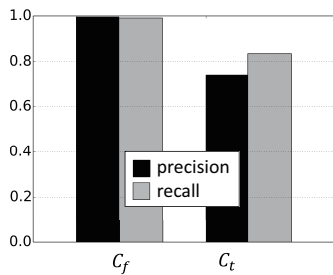


図 13 2 クラスへ分類する場合の適合率と再現率

まり良い精度が達成できておらず、特に適合率は約 0.2 と低い値となった。主な原因としては、本来 C_1 に属するものが C_2 に多く分類されていることによる。小程度から中程度に桜が咲いている場所を検出するためには、もう少し高い精度で桜度合いを算出できる方式が必要であると考えられる。クラス C_3 については、再現率については 0.8 を超えているが、適合率については 0.7 程度となった。主な原因としては、本来 C_1 であるにも関わらず C_3 に分類されてしまったものがある。そのような誤検出の例を図 12 に示す。この例では緑に混じって白っぽい色の植物が写っており、かつ、これらの領域のフラクタル次元は高い値であるため誤検出が発生している。

また、フラクタル次元解析の有効性を検証するため、フラクタル次元解析を行わない場合の分類結果も求めた。その適合率と再現率を図 11(b) に示す。図 11(b) から分かるようにフラクタル次元解析なしでは全般的に分類精度が悪化し、特に C_1 であるものが誤って C_3 に分類されたことで、 C_3 の適合率が大きく悪化した。

以上の結果では中間的なクラスである C_2 が存在する場合を考えたが、実際の応用の際には桜が多く咲いている C_3 に該当する場所のみを検出すれば十分であるとも考えられる。そこで、2 つのクラス C_f (桜なし) と C_t (桜有り) を考え、 C_1, C_2 は C_f に該当し、 C_3 は C_t に該当するとする。そして図 10 の結果について、 C_t と C_f の 2 クラスへの分類を行ったとした場合どうなるかを検討する。まず C_1 の動画については、 C_1 と C_2 への分類は正しく (C_f から C_f への分類)、 C_3 への分類は誤り (C_f から C_t への分類) である。 C_2 の動画についても同様である。 C_3 の動画については、 C_1 と C_2 への分類は誤り (C_t から C_f への分類) であり、 C_3 への分類は正しい (C_t から C_t への分類)。以上の結果から各クラスへの分類の適合率、再現率を求めると図 13 となる。平均を求めると適合率は約 0.87、再現率は約 0.91 となり、ある程度実用可能な水準での分類が行えると考えられる。

5. 関連研究

5.1 車両によるセンシング

車両走行中に車載スマートフォンが搭載するセンサ、もしくは専用のセンサを用いてセンシングを行うことで、様々

な情報を集め交通支援などに活用する研究が行われている。文献 [10], [11] では加速度センサを用いた路面センシング方式が、文献 [12] では専用の超音波センサを用いた道路脇パーキングエリアの混雑度合いのセンシング方式が、文献 [13], [14] では GPS ログを用いた渋滞状況のセンシング方式が、それぞれ提案されている。

スマートフォンのカメラを用いたセンシング方式に関して、文献 [15] では、フロントガラス越しに撮影された動画を画像解析することで、信号の状態が赤信号か青信号かを検出するシステム SignalGuru が提案されている。SignalGuru では、収集した情報を WiFi のアドホック通信を用いて車両間で共有することで信号の状態変化のスケジュールを予測し、できるだけ車両が赤信号で停止しないようドライバーに対しナビゲーションを行うことで燃費の良い運転を支援している。文献 [16] では、スマートフォンのディスプレイ側のカメラでドライバーの顔の方向や目の状態を撮影するとともに、背面側のカメラで前方車両との車間距離やレーンの変更などを監視し、居眠り運転、前方車両への接近、危険なレーン変更などをアラートするシステム CarSafe が提案されている。

5.2 景観を考慮した経路推薦

景観を考慮した経路推薦方式に関して、文献 [17] では、Flickr [18] などにアップロードされている GPS 情報付きの写真を利用し、道路沿いにおいて比較的多数の写真が投稿されている場所を検出することで、走行中に見られる景観の良い場所を特定し経路推薦を行うシステム GPSView が提案されている。GPSView では、撮影者が旅行者である写真を検出することで、景観の写っている可能性の高い写真のみを選別し POI の検出精度を向上している。また経路推薦について、走行距離と景観の良さを同時に考慮した最適化問題を考えることで、両者のバランスの良い経路を推薦する方式を提案している。

文献 [19] では、観光スポット間を接続する経路の推薦において景観の良さを考慮することで、観光スポットを自動車で移動する際にできるだけ景観の良い経路を走行できるようにするシステムが提案されている。提案システムでは、Web 上を「観光スポット」などのキーワードで検索することで景観の良い場所 (POI) を特定し、さらに 3D の地図データを利用し、車両から POI を見た際の見通しの良さを指標として POI をランキングし、ランクの高い POI が含まれる経路を推薦している。

5.3 走行車両が撮影した動画からのオブジェクト検出

走行車両が撮影した動画からオブジェクトを検出する方式について様々な方式が提案されており、前方を走行する車両を検出する方式 [20], [21]、道路を検出する方式 [22]、歩行者を検出する方式 [23]、路面標識を検出する方式 [24]

などが提案されている。

我々の知る限り、景観の良さの観点から特に桜や紅葉などの樹木を検出する方式については提案されておらず、また単に特定のオブジェクトを検出するだけでなく、参加型センシングによる情報の収集や、動画による交通情報の配信を行うシステムとして実現することを視野に入れた研究は存在していない。

6. おわりに

本稿では、車両走行中に撮影された動画から桜の写っている場所を検出するための画像解析手法「桜センサ」を提案した。桜センサはヒストグラムを用いた色解析とフラクタル次元解析により、動画に桜がどの程度写っているかを定量化する。

今後の課題として、桜以外の植物を桜として誤検出してしまう割合を減らすため、枝などの特徴を利用し桜のみをより正確に検出するよう改良することが挙げられる。また、光のあたり方に応じて異なるヒストグラムを用いて桜度合いを算出する手法についても検討を進める。評価に関しては、より様々な条件で撮影された動画を用いて桜度合いの算出結果の妥当性を検証する予定である。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 25280031 の助成のもと行った。

参考文献

- [1] NAVITIME: 景観優先ルート: <http://products.navitime.co.jp/function/2519.html>
- [2] Honda: Internavi LINC: シーナックルート: <http://www.honda.co.jp/internavi/service/scenic/>
- [3] J. Burke, D. Estrin, M. Hansen, A. Parker, N. Ramanathan, S. Reddy, and M. B. Srivastava: "Participatory Sensing," In *Proc. of World Sensor Web Workshop (WSW'06)*, 2006.
- [4] 永田大地, 尾上佳久, 玉井森彦, 安本慶一, 福倉寿信, 岩井明史: "走行車両による画像処理に基づいた景観の良い経路の抽出・共有方式," 情報処理学会研究報告, Vol. 2013-ITS-55, No. 14, pp. 1-8, 2013.
- [5] K. Falconer: "Fractal Geometry: Mathematical Foundations and Applications," *John Wiley & Sons*, 1992.
- [6] OpenCV: <http://opencv.org/>
- [7] M. J. Swain and D. H. Ballard: "Color indexing," *Int'l Journal of Computer Vision*, Vol. 7, No. 1, pp. 11-32, 1991.
- [8] R. Lopes and N. Betrouni: "Fractal and multifractal analysis: A review," *Medical Image Analysis*, Vol. 14, No. 4, pp. 634-649, 2009.
- [9] J. Canny: "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, No. 6, pp. 679-698, 1986.
- [10] J. Eriksson, L. Girod, B. Hull, R. Newton, S. Madden, and H. Balakrishnan: "The Pothole Patrol: Using a Mobile Sensor Network for Road Surface Monitoring," In *Proc. of MobiSys'08*, pp. 29-39, 2008.
- [11] P. Mohan, V. N. Padmanabhan, and R. Ramjee: "Nericell: Rich Monitoring of Road and Traffic Conditions using Mobile Smartphones," In *Proc. of SenSys'08*, pp. 323-336, 2008.
- [12] S. Mathur, T. Jin, N. Kasturirangan, J. Chandrashekhara, W. Xue, M. Gruteser, and W. Trappe: "ParkNet: Drive-by Sensing of Road-Side Parking Statistics," In *Proc. of MobiSys'10*, pp. 123-136, 2010.
- [13] J. Yoon, B. Noble, and M. Liu: "Surface Street Traffic Estimation," In *Proc. of MobiSys'07*, pp. 220-232, 2007.
- [14] A. Thiagarajan, L. Ravindranath, K. LaCurts, S. Madden, H. Balakrishnan, S. Toledo, and J. Eriksson: "VTrack: Accurate, Energy-aware Road Traffic Delay Estimation Using Mobile Phones," In *Proc. of SenSys'09*, pp. 85-98, 2009.
- [15] E. Koukoumidis, L.-S. Peh, and M. Martonosi: "Signal-Guru: Leveraging Mobile Phones for Collaborative Traffic Signal Schedule Advisory," In *Proc. of MobiSys'11*, pp. 127-140, 2011.
- [16] C.-W. You, N. D. Lane, F. Chen, R. Wang, Z. Chen, T. J. Bao, M. Montes-de-Oca, Y. Cheng, M. Lin, L. Torresani, and A. T. Campbell: "CarSafe App: Alerting Drowsy and Distracted Drivers using Dual Cameras on Smartphones," In *Proc. of MobiSys'13*, pp. 13-26, 2013.
- [17] Y.-T. Zheng, S. Yan, Z.-J. Zha, Y. Li, X. Zhou, T.-S. Chua, and R. Jain: "GPSView: A Scenic Driving Route Planner," *ACM Trans. on Multimedia Computing, Communications and Applications*, Vol. 9, No. 1, Article No. 3, 2013.
- [18] Flickr: <https://www.flickr.com/>
- [19] Y. Kawai, J. Zhang, and H. Kawasaki: "Tour recommendation system based on web information and GIS," In *Proc. of ICME'09*, pp. 990-993, 2009.
- [20] A. Jazayeri, H. Cai, J. Y. Zheng, and M. Tuceryan: "Vehicle Detection and Tracking in Car Video Based on Motion Model," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 12, No. 2, pp. 583-595, 2011.
- [21] S. Sivaraman and M. M. Trivedi: "Looking at Vehicles on the Road: A Survey of Vision-Based Vehicle Detection, Tracking, and Behavior Analysis," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 14, No. 4, pp. 1773-1795, 2013.
- [22] J. M. Alvarez and A. M. Lopez: "Road Detection Based on Illuminant Invariance," *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 12, No. 1, pp. 184-193, 2011.
- [23] D. Geronimo, A. M. Lopez, A. D. Sappa, and T. Graf: "Survey of Pedestrian Detection for Advanced Driver Assistance Systems," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 32, No. 7, pp. 1239-1258, 2010.
- [24] T. Wu and A. Ranganathan: "A Practical System for Road Marking Detection and Recognition," In *Proc. of IV'12*, pp. 25-30, 2012.