情報処理学会論文誌 Vol.57 No.2 629–642 (Feb. 2016)

桜センサ：車載スマートフォンを用いた桜開花状況の収集・共有システム

前中 省吾[1,a)] 森下 慈也[1] 永田 大地[1] 玉井 森彦[1] 安本 慶一[1] 福倉 寿信[2] 佐藤 啓太[2]

受付日 2015年3月4日, 採録日 2015年8月1日

概要：本論文では，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，桜の花が咲いている場所の情報および動画を自動的に収集，配信するシステム，桜センサを提案する．桜センサでは，(1) 桜の花の有無と量（桜度合い）を正確に認識すること，(2) 複数車両が分担してセンシングすることで，負荷に偏りの生じないセンシングを実現すること，という 2 つの技術的課題を解決することを目標としている．(1) を解決するため，事前に作成した桜の花に出現する色の分布を用いて入力画像における桜度合いを算出する方法と，桜の花に似た色の人工物の誤検出を防ぐフラクタル次元解析に基づく方法を提案する．(2) を解決するため，各 PoI（桜の花が見られる地点）の発見率をあまり低下させることなく車両 1 台あたりの処理負担を軽減する多段階センシング法を提案する．これは，すでに発見された PoI 近辺に新たな PoI が存在すると仮定し，既登録 PoI の付近におけるセンシング（画像の撮影と解析）間隔を動的に短くする方法である．桜センサを iOS デバイスとサーバからなるシステムとして実装し，桜が開花中の道路を走行する実験を行った．7 カ所で収集した合計 1860 秒の動画を 10 秒ごとに区切った動画 186 個に桜センサを適用した結果，桜のあり・なしを適合率 0.91，再現率 0.53 で認識できた．また，シミュレーション実験により，多段階センシング法は，固定距離間隔でセンシングを行う手法と比較し，約半分のセンシング回数で同程度の PoI 発見率を達成した．

キーワード：参加型センシング，桜検出，画像解析，多段階センシング

SakuraSensor: Participatory Sensing System for Detecting and Sharing Flowering Cherries Conditions with In-vehicle Smart Phones

Shogo Maenaka[1,a)] Shigeya Morishita[1] Daichi Nagata[1] Morihiko Tamai[1] Keiichi Yasumoto[1] Toshinobu Fukukura[2] Keita Sato[2]

Received: March 4, 2015, Accepted: August 1, 2015

Abstract: In this paper, we propose SakuraSensor, a system which senses and shares the information of roads with flowering cherries by leveraging car-mounted smart-phones. SakuraSensor aims to solve two technical challenges: (1) how to accurately detect flowering cherries and its degree, and (2) how to efficiently find locations of flowering cherries (PoIs) through cooperation among participants. For (1), we develop a color analysis-based method to detect image pixels belonging to flowering cherries. To exclude artificial objects with similar color, we also employ fractal dimension analysis. For (2), we propose the *k-stage sensing* method which dynamically narrows sensing interval near the PoIs already found, assuming that PoIs exist close together. We implemented SakuraSensor for for iOS devices with a cloud server, and traveled cherry-lined roads and recorded a total of 1,860 seconds video (divided into 186 ten-second videos for classification) in 7 different places. As a result, SakuraSensor classified the 186 videos into two classes (with or without flowering cherries) at about 0.91 of precision and 0.53 of recall. In addition, our k-stage sensing method achieved the comparable PoI discovery rate with half sensing times compared to a conventional method.

Keywords: Participatory Sensing, Flowering Cherries Detection, Image Analysis, K-Stage Sensing

[1] 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology, Ikoma, Nara 630–0192, Japan

[2] 株式会社デンソー
DENSO CORPORATION, Kariya, Aichi 448–8661, Japan

[a)] maenaka.shogo.me4@is.naist.jp

© 2016 Information Processing Society of Japan

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良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．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あらかじ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とどまっている．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場合があるため，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．

これらの問題を解決するためには，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実現することが望ましい．本論文では，短期間で変化していく景観として，桜の花が見られる道路に着目し，桜の花とその度合い（量や開花状況など）をリアルタイムに収集・共有可能な参加型センシングシステム，**桜センサ**を提案する．桜センサでは，車載ホルダ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，動画に景観の良い場所が含まれているかどうか（桜の花の量が十分かつ開花状況が良いなど）を定量的に表す数値（**桜度合い**）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桜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の情報を様々な条件（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．

桜センサでは，(1) 桜の花の有無とその程度（量および開花度合いなど）を正確に認識すること，(2) 複数車両が分担してセンシングすることで，負荷に偏りの生じないセンシングを実現すること，という 2 つの技術的課題の解決を目標とする．

1 つ目の課題解決のため，色解析とフラクタル次元解析に基づく方法を提案する．提案手法では，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あらかじ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もの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持つ領域を検出する方法としてフラクタル次元解析 [4] 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．

2 つ目の課題解決のため，多段階センシング法を提案する．これは，各車両が一定距離間隔でセンシング（画像を撮影・解析）し，桜の花が検出された地点を PoI（興味地点，ここでは，桜の花）としてサーバに記録し，既登録 PoI の近辺を通過する後続車両のセンシング間隔を動的に短くしてゆく方法である．複数の PoI が密集していることが多いと仮定し，PoI が存在する可能性が高い道路区間をより頻繁にセンシングし，そうでない道路を低頻度でセンシングすることにより，PoI 検出速度を低下させることなく 1 台あたりのセンシングの負担を軽減する．

以下，2 章で関連研究について述べた後，3〜6 章で，桜センサのシステム構成，桜度合いの算出処理，実装，多段階センシングについてそれぞれ詳細を述べる．7 章で実験結果を報告し，最後に 8 章で結論を述べる．

2. 関連研究

2.1 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 [5] では，スマートフォンの加速度センサを用いて路面状況をセンシングし，道路の傷んだ場所などを自動的に収集するシステムが提案されている．文献 [6] では，加速度センサを用いた路面状況のセンシングに加え，マイクを用いてクラクションの音を検出することで道路の混雑状況を把握する方式が提案されている．文献 [7] では，車体側面に専用の超音波センサを取り付け，道路脇のパーキングエリアに車両が停車中かどうかをセンシングする方式が提案されている．文献 [8], [9] では，WiFi による屋外位置推定技術や GPS ログを用いて道路の混雑状況をセンシン

© 2016 Information Processing Society of Japan

グする方式が提案されている．

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 [10] 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 [11] 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．一般的なスマートフォンでは両サイドのカメラから同時に撮影を行うことが困難であるため，CarSafe では適切なタイミングで撮影を行うカメラを切り替えることで，警告すべきイベントの検知漏れを防ぐ方式を提案している．

2.2 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 [12] では，Flickr [*1]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く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 の検出精度を向上させている．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 [13] 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 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．

2.3 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 [14], [15]，道路を検出する方式 [16]，歩行者を検出する方式 [17]，路面標識を検出する方式 [18] などが提案されている．

[*1] https://www.flickr.com/

表 1 各手法が提供する機能
Table 1 Functions provided by each method.

手法	参加型センシング	リアルタイム性	動画からの PoI 抽出	共有範囲
提案手法	○	○	○	広域
文献 [5], [6]	○	○	△（路面，加速度・音）	-
文献 [7]	○	○	△（駐車場，超音波）	-
SignalGuru [10]	協調センシング	○	×（信号）	狭い
CarSafe [11]	×	○	×	-
GPSView [12]	×	×	△（画像）	-
文献 [14]～[18]	×	×	○	-

2.4 既存手法との比較

提案手法および既存手法に関して，参加型センシングであるかどうか，リアルタイム性，PoI の抽出方法，情報の共有範囲について，各機能の有無を**表 1** に示す．文献 [5], [6], [7] では，参加型センシングによりリアルタイムに PoI の抽出を行っている．具体的には，文献 [5], [6] は対象が路面状況や道路の混雑具合であり，PoI の抽出には加速度センサやマイクを使用している．また，文献 [7] では対象が駐車場の空き状況であり，PoI の抽出には超音波を使用している．一方，文献 [14], [15], [16], [17], [18] では動画から PoI の抽出を行っているが，参加型センシングやリアルタイム性をともなった手法ではない．以上より，参加型で情報を収集するものは動画情報を扱っておらず，動画から PoI を抽出する手法では，車両がリアルタイムにセンシングしそれを共有するような仕組みは提供されていない．提案手法では，参加型かつ複数車両による分散処理で動画から新たな PoI を取得する点に新規性がある．

本論文では，著者らにより文献 [19] で提案した内容に加え，車両 1 台あたりのセンシングコストを分散させるための多段階センシング法を新たに提案している．また，桜度合いの算出精度をより詳細に評価するため，10 秒動画の桜度合いの算出精度について，新たに実験結果を追加した．なお，評価に使用した動画は，2015 年 3～4 月に新たに複数台により撮影したものである．

3. 桜センサのシステム構成

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．収集の対象となる情報は GPS ログ，PoI の位置，および PoI 上で撮影された動画である．これらの情報は，景観ルートの検索やナビなどのサービスの実現のために利用される．

提案システムの構成を**図 1** に示す．提案システムはス

© 2016 Information Processing Society of Japan

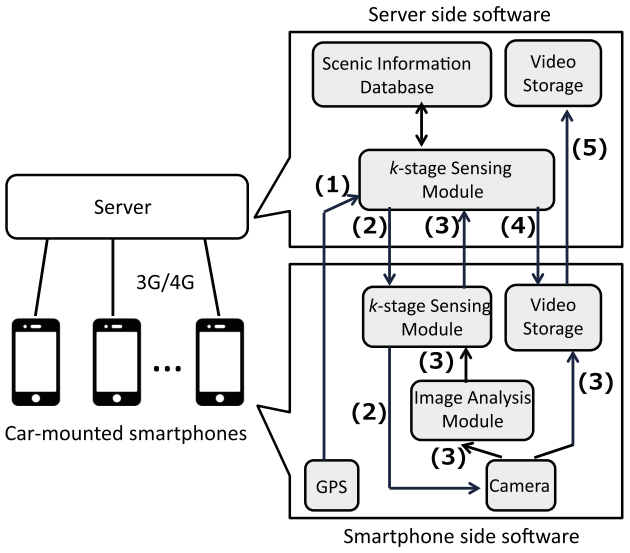


図 1 システム構成

Fig. 1 Overall architecture of proposed participatory sensing system.

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．サーバが動画を収集するための単純な方法として，各車両は走行中に常時動画を撮影し，撮影した動画を継続的にサーバへアップロードする方法が考えられる．しかし，継続的に動画をサーバへアップロードすることは 3G/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，動画の撮影にはスマートフォンのバッテリを大きく消費してしまうため，車両走行中につねに撮影を行うことは望ましくない．対策として，車両から電源をとることも考えられるが，近年 Google Glass のようなウェアラブルデバイスが普及してきており，そのようなデバイスにより撮影を行う場合には，車両からの電力供給が可能であることを容易には仮定できない．さらに，車両が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，景観の大部分については撮影やサーバへの送信を行っても，単にバッテリや帯域を浪費するだけとなってしまう．

以上の問題点に対し提案システムでは，撮影した景観をスマートフォン側で画像解析することで，動画をサーバへアップロードすることなく PoI を検出する．PoI 付近で撮影された動画のみを切り出してサーバへアップロードすることで，景観の良くない場所の動画のアップロードにより 3G/4G の帯域が浪費されることを防ぐ．また PoI の検出によるバッテリの消費をできるだけ少なくするため，サーバ側とスマートフォン側が連携して多段階センシング法により PoI の検出を段階的に行う．これは，ある PoI の付近には別の PoI が存在する確率が高いという仮定に基づき，その車両が走行する道路について，すでに検出された PoI の密度が高いところほどより重点的に PoI の検出を行う，という手法である．

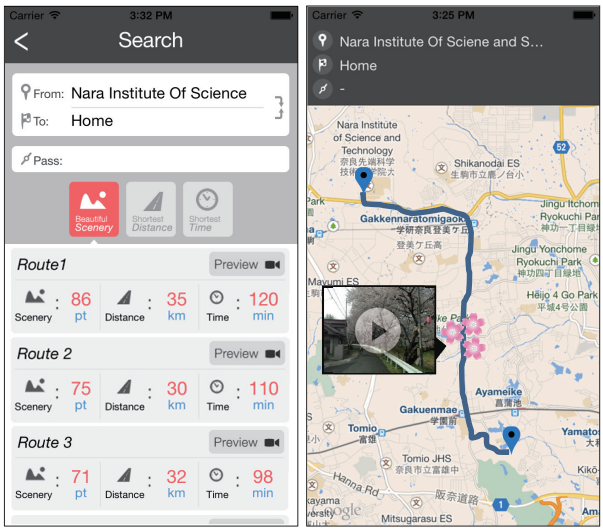
多段階センシングとスマートフォン側での画像解析に基づく景観情報の収集は図 1 に示す手順で行われる．

- まず，スマートフォン側の GPS ログをサーバが継続的に取得し，サーバでは，車両が現在走行中の道路と，その道路上ですでに発見された PoI の位置と密度を把握する（図 1 (1) の矢印）．道路情報は，交差点をノード，交差点間を接続する道路をエッジとしたグラフ構造で表現されており，サーバは，車両が現在走行中のエッジについて，そのエッジ上ですでに発見された PoI の情報を取得する．
- 次に，サーバ側の多段階センシングモジュールが車両による PoI 検出頻度（またはセンシング間隔）を決定しスマートフォン側の多段階センシングモジュールへ指示することで，スマートフォンは特定の頻度で PoI の検出を行う（図 1 (2) の矢印）．
- PoI の検出は，4 章で提案する画像解析手法を用いて，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ことで行う．また，桜度合いはサーバへ送信される．さらに PoI の検出のため撮影された動画は，後でサーバへアップロードされる可能性があるため，一定時間スマートフォン側のストレージへ保存される（図 1 (3) の矢印）．
- サーバ側では，既存の PoI の位置と新たに受信した桜度合いから新規 PoI の位置を特定し，新規 PoI 付近で撮影された動画のアップロードをスマートフォンへ指示する（図 1 (4) の矢印）．
- スマートフォン側では，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，サーバへアップロードする（図 1 (5) の矢印）．

収集された景観情報を用いたサービスとして，たと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の良さ，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．図の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 の位置とその付近で撮影された動画を閲覧することができる．

このようなサービスを提供するうえで，PoI を高精度に検出できることはサービスの品質上重要であり，そのためには撮影された動画から高精度に桜度合いを算出できる必要がある．また，各車両でのセンシングにともなう負担（バッテリの消費や 3G/4G の帯域の消費）を軽減するためには，多段階センシングにより PoI を効率的に検出できることが重要である．以降では，4 章で桜度合い算出のための画像解析手法についての詳細を述べ，6 章で多段階セン

© 2016 Information Processing Society of Japan



(a) Route Selection View　(b) Route Information View

図 2　景観を考慮した経路探索サービス

Fig. 2　User interface for scenic routes search service.

シング手法についての詳細を述べる．

4.　桜度合いの算出

桜センサの画像解析モジュールは動画を入力とし，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．画像解析モジュールは大きく，桜の花びらに似た色の画素（**桜画素**とよぶ）を検出する色解析部と，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部から構成される．それぞれの詳細について以下で述べる．

4.1　桜画素の検出

色解析部では，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と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（たとえば，48 × 48 のサイズ）を切り出す．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．抽出する領域を選択する際には，桜の花びらが矩形領域全体に

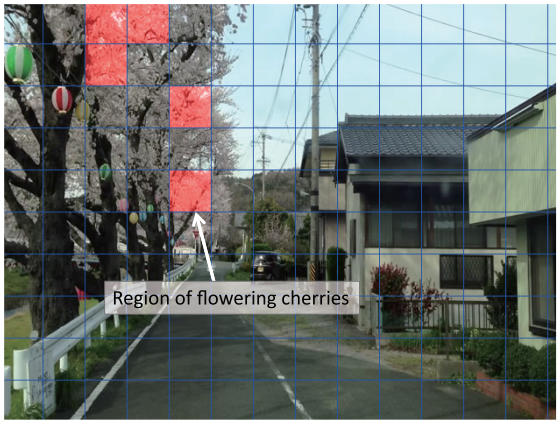


図 3　桜領域の抽出ツール

Fig. 3　A tool for extracting image regions of flowering cherries.

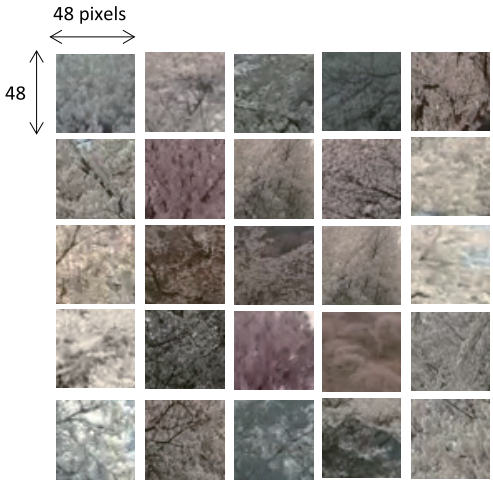


図 4　抽出された桜領域の例

Fig. 4　25 examples of extracted cherry regions.

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する．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の例（計 25 個）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すべての画素について，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とりうることが事前実験により分かった．そこで，桜度合いの算出精度の向上のため，V の値は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

© 2016 Information Processing Society of Japan

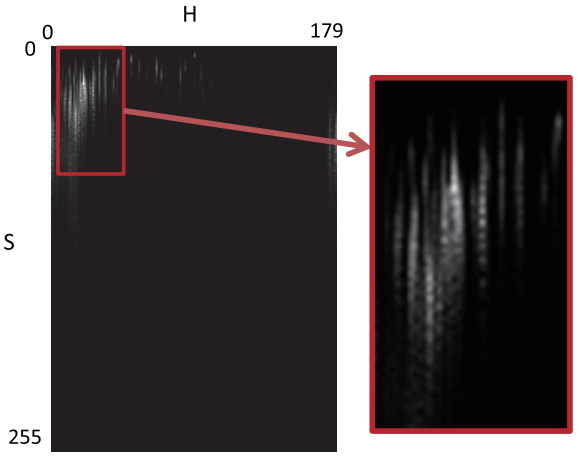


図 5　複数の桜領域より作成された H-S ヒストグラムの例
Fig. 5　An example of H-S histogram generated from multiple cherry regions.

のである（桜領域の抽出元の動画の詳細については 7 章で述べる）．図 5 より分かるように，桜の花びらがとる色の範囲は，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 次元ベクトルがと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 以上 1 以下の実数値とな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) に対応する正規化後の度数の値を $F(h, s)$ 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 [20] 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，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度数の値 $F(H(I_{i,j}), S(I_{i,j}))$ 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，

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

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

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

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とっている．

図 6　入力画像
Fig. 6　An input image.

図 7　バックプロジェクション法の適用結果
Fig. 7　A resulting grayscale image of the backprojection method.

4.2　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（たと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，桜の花びらが存在す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（あるパターンの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）を有する図形はフラクタルとよばれ，たとえば海岸線の形はフラクタルの 1 つであることが知られている [4]．フラクタルを定量化する数値の 1 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 [21]．

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 [4] を用いた．

© 2016 Information Processing Society of Japan

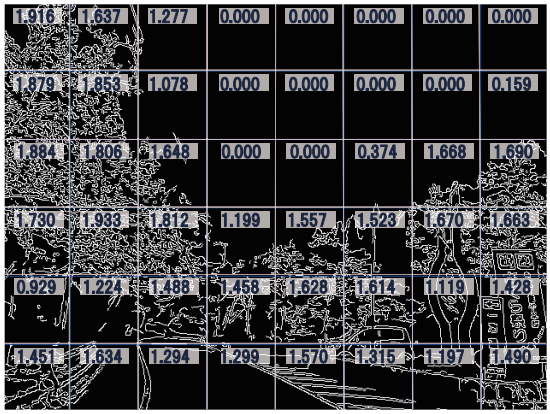


図 8 フラクタル次元解析の結果
Fig. 8 A result of the fractal dimension analysis.

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，提案方式ではエッジ検出のアルゴリズムとして Canny 法 [22] 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，桜の花びらが存在す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．

4.3 動画の桜度合いの算出

動画 M が与えられたとき，動画 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：

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

5. 実装

本章では，桜センサの実装の詳細について述べる．

5.1 実装概要

スマートフォン側のソフトウェアは iOS デバイス上で動作するアプリとして実装し，サーバ側ソフトウェアは Linux の動作する PC 上に実装した．具体的には，サーバ側ソフトウェアは Node.js [23] を用いて JavaScript により実装した．スマートフォン側との通信には WebSocket [24] を用い，WebSocket 用のライブラリとして ws [25] を用いた．スマートフォン側ソフトウェアは WebSocket 用のライブラリとして SocketRocket [26] を用いた．

5.2 ショート動画アップロード機能

ショートビデオのアップロードのためにどの程度の遅延が生じるかを調査するため，車載スマートフォンで撮影された 10 秒の動画を，車両走行中にサーバへ 3G または 4G を介してアップロードする実験を行った．実験では，2 台の車両（v_1，v_2 とする）を用いた．v_1 では 640×480 の動画を 3G を用いてアップロードし，v_2 では $1{,}280 \times 720$ の動画を 4G（LTE）を用いてアップロードした．また各車とも，同一日に異なる場所で複数回アップロードを行った．v_1 は計 20 個の動画を，v_2 は計 13 個の動画をアップロードした．640×480 の 10 秒の動画の平均バイト数は 4.3 MB であり，$1{,}280 \times 720$ の 10 秒の動画の平均バイト数は 14.0 MB であった．

実験の結果，v_1 の平均アップロード時間は 112.8 秒であり，平均スループットとしては 318.6 kbps となった．また，v_2 の平均アップロード時間は 41.9 秒であり，平均スループットとしては 3.8 Mbps となった．この結果より，3G に比べ 4G はスループットが 10 倍程度高いことが分かる．また，v_1，v_2 のいずれにおいても 10 秒動画のアップロードにかかる時間は数十秒から数百秒であり，経路推薦のようなサービスを提供するにあたっては，アップロード時間による遅延時間がサービスのリアルタイム性の品質を損なうことはないと考えられる．

5.3 画像解析モジュール

次に，桜センサの実機上での計算速度を調査するため，iPhone 5s 上で OpenCV [27] を用いて桜センサの画像解析モジュールを実装し，様々な場所で撮影された計 30 個の 1 秒動画（解像度は 640×480）に対し，処理速度（fps）の平均値を求めた．その結果，約 11.3 fps で桜度合いを算出可能なことを確認した．車両の走行速度にもよるが，実用上は 1 秒間隔程度で桜度合いを算出できれば，走行経路上の PoI の検出には十分であると考えられる．

6. 多段階センシング手法の適用

ある区間を単一の端末でセンシングする場合，桜度合いの算出に必要な計算リソースや動画のアップロードに必要な通信量が膨大になる．そこで，以下で提案する多段階センシング手法を用いて，同一道路区間を複数端末の協力によりセンシングさせることで，端末あたりの負荷を軽減させる．具体的には，各端末には通常比較的低い頻度（長い距離間隔）で PoI の検出（センシング）をさせるが，先行車両によりすでに発見された PoI の情報からより多くの新たな PoI が存在すると予想される道路区間については，動的にセンシング間隔を短く（頻度を高く）する．これにより，端末あたりのセンシングにかかる負荷を下げつつ，高い PoI 発見率を達成する．

多段階（k 段階）センシング手法では，センシング間隔

© 2016 Information Processing Society of Japan

とセンシング半径の 2 つのパラメータを用いて，各車両のセンシング粒度を制御する．センシング間隔は，車両が何メートルおきにセンシングを行うかを表すパラメータであり，とりうる値の集合を，$I = \{int_1, \ldots, int_k\}$ とする．ただし，$int_1 > \ldots > int_k$ である．センシング半径は，すでに発見された PoI に対して，その PoI の半径何メートル以内を多段階センシングの対象とするかを表すパラメータであり，とりうる値の集合を $R = \{rad_1, \ldots, rad_k\}$ とする．ただし，$rad_1 = undefined$（使用されない）ものとし，また，$rad_2 > \ldots > rad_k$ とする．ここで，センシング半径外の道路区間では，センシング間隔としてつねに int_1 を用いる．

提案手法では，車両 c のセンシング間隔 $int(c)$ とセンシング半径 $rad(c)$ を次のように決定する．まず，センシングを行う際，c は自身の現在位置をサーバへ送信する．サーバでは，c が現在走行中の道路に対し，同じ道路を過去 d 日以内に走行した車両がセンシングした際に発見した PoI の集合を検索し，$PoI(c) = \{p_1, p_2, \ldots, p_m\}$ とする．d はあらかじめ与えておくシステムパラメータであり，サービス提供者がセンシング対象ごとに経験的に決める（桜の花の場合，7 日程度に設定することが考えられる）．ここで，$PoI(c) = \emptyset$ の場合，最も大きな粒度でセンシングを行う．すなわち，$int(c) = int_1$，$rad(c) = rad_1$ とする（ただし rad_1 の値は使用されない）．$PoI(c) \neq \emptyset$ の場合，$PoI(c)$ に属する PoI を発見した車両の中で，最後にセンシングを行った先行車両を c' とし，c' が用いていたセンシング間隔 $int(c') = int_j$ とセンシング半径 $rad(c') = rad_j$ に対し，センシングの粒度を 1 段階小さくし，$int(c) = int_{j+1}$ および $rad(c) = rad_{j+1}$ とする．ただし，$int(c') = int_k$，$rad(c') = rad_k$ の場合は，すでに当該区間のセンシングは完了していると見なし，粒度を初期化（$int(c) = int_1$，$rad(c) = rad_1$）する．

以上により決定された車両 c のセンシング間隔とセンシング半径を用いて，c は次のようにセンシングを行う．c は $PoI(c)$ の要素の中で最も近い PoI（p_i とする）について，p_i の半径 $rad(c)$ 以内を走行する間，現在位置から一定間隔 $int(c)$ メートル走行するごとにセンシングを行い，新たな PoI を発見したら，その PoI の情報をサーバへ送信する．例として，車両 c の先行車両 c' が int_1 でセンシングを行い，その後 c が int_2，rad_2 でセンシングを行う様子を**図 9** に示す．なお，サーバは車両へセンシング粒度と既発見 PoI の位置を通知する際，センシングの対象となる既発見 PoI を通過後に通知してしまうことがないよう，車両がこれから向かう道路に対し，情報をある程度先読みして通知するようにする．

7.　評価

提案システムを評価するため，桜度合いの精度と多段階センシングの有効性を調査する実験を行った．

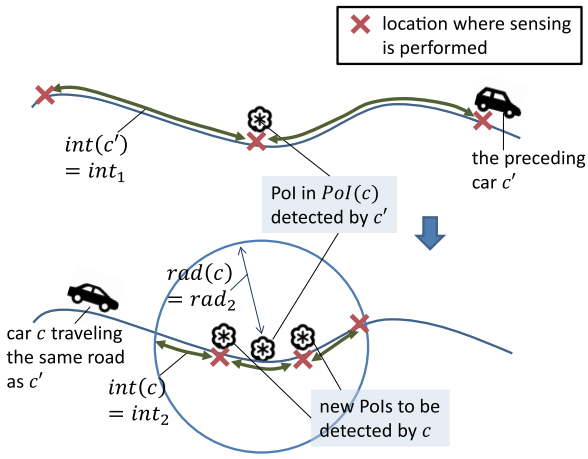


図 9　多段階センシング手法
Fig. 9　k-stage sensing method.

- 桜度合いの精度については，まず基礎的な性能を調査するため，多数の 1 秒動画について目視により桜の有無を分類した結果と，桜センサによる桜度合いから機械的に桜の有無を分類した結果とを比較し，分類精度を求めた．
- また，実用上は 10 秒程度のショート動画として動画を収集するため，ショート動画全体に含まれる桜の多さを桜度合いに基づき機械的に判定可能かについても調査した．
- 多段階センシングの有効性については，実データに基づくシミュレーションにより，ある経路を走行する場合の PoI の発見率とセンシング回数について，センシング間隔を固定した場合と多段階センシングによる場合とで比較を行い，多段階センシングが少ないセンシング回数で高い PoI 発見率を達成できるかを調査した．

本研究における桜の検出では，たとえ検出が失敗した場合でも安全性に関わるものではないため，低い精度であってもサービスを提供することは可能である．しかし，桜があると判定された場所に桜がなかったり，逆に桜があるのにないと判定されるとユーザのサービスに対する満足度は低下する．そのため，ユーザがある程度満足可能と思われる水準として，目標とする精度（適合率と再現率）をそれぞれ 80%とした．また，多段階センシングによる PoI 発見率に関しては，桜の検出精度と同様に最低限の目標値として，すべての PoI のうち 80%以上の PoI を発見できることを目標とした．

すべての実験を通して，走行動画の撮影時には，**図 10** のように進行方向が撮影できるようにスマートフォンを設置した．また，カメラの向きについては，垂直方向に関しては画面上部半分が地上より上，下半分が道路を含むように調整し，水平方向に関しては両側路側の景色が均等に入るよう調整した．

© 2016 Information Processing Society of Japan

図 10　スマートフォンの設置の様子
Fig. 10　Placement of in-vehicle smart phone.

表 2　シーン一覧
Table 2　List of scenes.

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 3　各クラスの判定基準（1 秒動画）
Table 3　Classification criteria for 1 second movie.

クラス	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

7.1　1 秒動画での桜度合いの精度

実験に使用した動画は，2014 年 3 月～4 月に複数日にわた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 2** 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，すべての 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 3** の基準に基づき 3 つのクラスへ分類を行った．なお，クラス数を 3 とした理由は，目視で桜の量の多さを判断する際に，3 よりも多いクラス数の場合にはクラス間の違いが小さく，どのクラスに属するかを正確に判断することが難しかったためである．各クラスの動画例を**図 11** に示す．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，各動画あたり 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 2 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 4** 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 3 の 3 つのクラスへ分類する方法について述べる．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 4 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．なお，48×48 とした理由は，それよりも大きいと桜の花のみが写っている領域を選択することが難しく（余計な領域を含んでしまう），また，それよりも小さいと選択すべき領域の数が増加し，手間がかかるためである．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 に示したとおりである．

C_1　C_2　C_3

図 11　各クラスの動画例
Fig. 11　Example videos of each class.

表 4　目視での分類による各クラスの動画数
Table 4　Number of videos in each class by manual classification.

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	1,613	96	45
S_5	1,167	6	0
S_6	261	47	72
S_7	888	1	0
S_8	521	10	7
合計	4,994	230	154

次に，表 4 の各クラスの動画を訓練集合とテスト集合へ 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．そして，テスト集合に属する動画 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，前半分と後ろ半分に 2 分割してそれぞれ訓

© 2016 Information Processing Society of Japan

Actual class \ Predicted class	C_1	C_2	C_3
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 12 桜度合いに基づく分類結果の混同行列
Fig. 12 Confusion matrix of classification results by SakuraSensor.

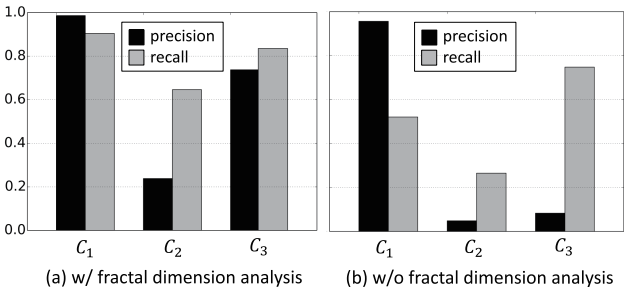


図 13 桜度合いに基づく分類結果の適合率と再現率
Fig. 13 Precision and recall of classification results by SakuraSensor.

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条件を考慮したうえで，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とることで評価を行った．

実験における各種のパラメータは次のとおりである．1 秒動画のフレームサイズは 640 × 480，フレームレートは 29.97 fps とした．また，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．なお，これらの値は予備実験により経験的に求めた．フラクタル次元解析の際に必要となる Canny 法によるエッジ検出には OpenCV の `cvCanny` 関数を用い，Canny 法のパラメータを表す第 3 引数と第 4 引数の値はそれぞれ 100 と 200 に設定した．

図 12 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 13** (a) は，図 12 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．また，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，**表 5** のようになった．

図 12，図 13 (a) より，クラス C_1 については，適合率 0.97，再現率 0.90 と，目標精度である 80%を上回る良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

表 5 各クラスの桜度合いの中央値
Table 5 Median of cherry intensity values of each class.

C_1	C_2	C_3
0.00033	0.00791	0.03326

図 14 C_3 へ誤って分類された C_1 の動画の例
Fig. 14 Example of a class C_1 video classified to class C_3.

はあ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 0.84 と目標値を超えているが，適合率については 0.74 となり，目標にはわずかに届かなかった．主な原因としては，本来 C_1 であるにもかかわらず 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 14** 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 13 (b) に示す．図 13 (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．

7.2 10 秒動画での桜度合いの精度

前節では，1 秒の動画に対する桜度合いの精度を求めた．システムの実用の際には，10 秒程度の長さのショート動画として動画の収集を行うため，各ショート動画の良さを自動的に判定し最も適切なショート動画をユーザに提示することが求められる．本節では，10 秒のショート動画に対する桜度合いの算出結果の精度について，人手での判断との比較により評価を行った結果を述べる．動画の長さは，景観の良い場所の様子をユーザが短時間で直感的に把握できるのに適度な長さとして 10 秒とした．

表 6 に，10 秒動画を人手で分類する場合の各クラスの判断基準を示す．なお，表の「C_2 か C_3」について，実際にどちらのクラスへ分類するかについては動画を見た人の

© 2016 Information Processing Society of Japan

表 6　各クラスの判定基準（10 秒動画）
Table 6　Classification criteria for 10 seconds movie.

	動画中の秒数		
フレーム内に写る桜の割合	3 秒未満	5 秒未満	5 秒以上
5%未満	C_1	C_1	C_1
25%未満	C_1	C_2	C_2
25%以上	C_2	C_2 か C_3	C_3

直感に任せた．

実験で使用した 10 秒動画の総数は，186 個である．各動画は，2015 年 4 月に 3 台の車両を用いて，近畿地方周辺を異なった日に異なる経路を走行中に撮影した動画から抽出したものである．抽出の際には，撮影されたすべての動画について，桜が写っている区間を含む区間（計 7 区間）を対象として，各区間で連続的に撮影された動画を 10 秒ごとに区切ったものである．また，各区間で撮影された動画の長さは約 5 分である．各区間の 10 秒動画の各々について，2 名により表 6 に基づき 3 つのクラスへの分類を行い，2 名ともが同一のクラスへ分類した結果を分類の真値とした．

提案手法による分類精度を求めるため，各 10 秒動画を提案手法に従い 3 つのクラスへ分類した．分類の際の手順は次のとおりである．まず，各 10 秒動画から 1 秒ごとに 1 つのフレームを抽出し，計 10 個の各フレームについて，前節での実験で用いた分類のための中央値（表 5）に基づき 3 つのクラスへの分類を行う．次に，10 フレームに対する各クラスの出現回数をカウントし，表 6 の判断基準における秒数に従い 10 秒動画を各クラスへ分類した．たとえば，C3 の出現回数が 5 以上の動画であれば C3 へ分類され，C1，C2，C3 の出現回数がそれぞれ 4，3，3 の動画であれば C2 へ分類される．また，表の「C_2 か C_3」については，C_2 と C_3 の出現回数の多い方を採用した．

分類結果の混同行列を**図 15** に示す．C3 であるものを C1 に分類してしまう場合，または C2 であるものを C3 に分類してしまう場合があり，精度が悪化している．前節の結果と同様，中間的なクラスである C_2 も含めた検出については，改善の余地が残されている．

次に，C2 へ分類されたものを C3 へ分類されたものと見なし，C_f（桜なし）と C_t（桜あり）の 2 クラスへの分類を行った場合の結果を**図 16** に示す．C_t への分類の適合率は約 0.93，再現率は約 0.53，f 値は約 0.67 となった．桜の検出精度の目標値を 80%としていたため，再現率については不十分であるものの，桜がないのに桜であると判定してしまう確率は低い方が望ましいため，再現率が 50%程度である一方，90%以上の高い適合率を示す結果であったことは実用上望ましい結果であるといえる．再現率低下の原因としては，7 つの区間のうちの 1 つの区間において，C3 であるものを C1 へ誤分類した場合が多く出現したためである．この区間で撮影された動画は逆光の状態で撮影されており，桜の花びらの色が比較的暗い色で写っていることが原因であると考えられる．

Predicted class

Actual class	C_1	C_2	C_3
C_1	61	2	3
C_2	13	2	20
C_3	44	4	37

図 15　桜度合いに基づく分類結果の混同行列（10 秒動画）
Fig. 15　Confusion matrix of classification results by SakuraSensor for 10 seconds movie.

Predicted class

Actual class	C_f	C_t
C_f	61	5
C_t	57	63

図 16　2 クラスへの分類の場合の混同行列（10 秒動画）
Fig. 16　Confusion matrix of 2 classes classification results by SakuraSensor for 10 seconds movie.

図 17　シミュレーションに使用した経路
Fig. 17　Routes used in simulation.

7.3　多段階センシングの効果

多段階センシングによる計算量削減の効果を検証するため，2014 年 3 月に実際に走行し撮影した経路を使用して，全車両のセンシング間隔をそれぞれ 100 m，200 m，500 m に固定する場合と $I, R = \{300, 150, 50\}$ として多段階センシングする場合のシミュレーションをそれぞれ行い，得られた結果を比較した．

シミュレーションで使用する経路は，**図 17** に示すような奈良県吉野郡吉野町の県道 167 号線の一部で，国土交通省が公表している交通量データ（9:00–17:00 の走行台数 569）に基づき走行台数を 600 台に，著者らが同経路を複数台で走行したときの平均速度 23.5 [km/h] に基づき走行速度を 23.5 km/h に設定した．また，各車両のセンシング開始地点は 0–600 秒までの乱数によりずらした．

同経路を走行中に撮影した動画を 1 秒ごとに区切り，各動画区間に含まれるフレームの桜度合いの平均がクラス

© 2016 Information Processing Society of Japan

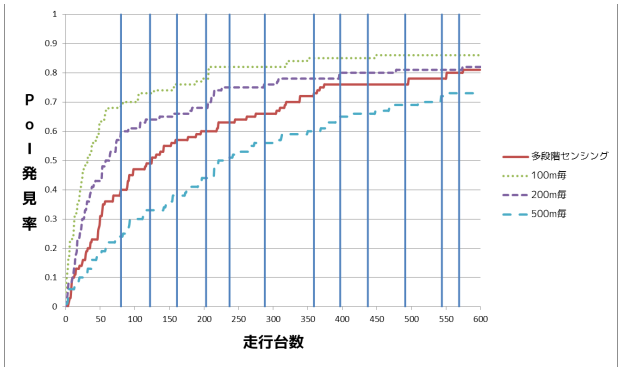


図 18　走行台数に対する PoI 発見率
Fig. 18　PoI discovery rate vs. number of vehicles.

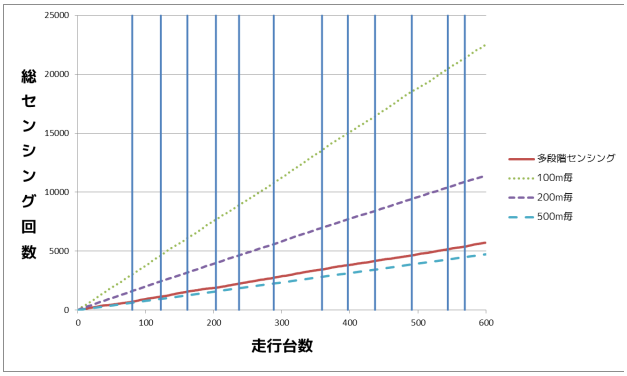


図 19　走行台数に対する総センシング回数
Fig. 19　Number of sensings vs. number of vehicles.

C3 となった地点を PoI とした．今回の実験では，全 PoI 数は 824 である．評価には，全 PoI のうち何パーセントが発見されたかを表す指標（PoI 発見率）を用いる．

走行台数に対する PoI 発見率と総センシング回数を，それぞれ，**図 18** および**図 19** に示す．センシング間隔 100 m の場合が，最も高い PoI 発見率を達成しているが，他の場合に比べて 2 倍以上のセンシング回数を要している．多段階センシングを用いた場合は，走行台数が少ないうちはセンシング間隔 200 m より低い PoI 発見率にとどまっているが，走行台数が増えるにつれ，センシング間隔 200 m に迫る PoI 発見率を達成している．本研究における多段階センシングによる PoI 発見率として，すべての PoI のうち 80%以上の PoI を発見できることを目標値としたが，図 18 より，走行台数が 550 台を超えたあたりで PoI 発見率が 80%を超えており，目標値を達成できている．また，総センシング回数はセンシング間隔 500 m と同程度に収まっており，センシングの効率が良いことが見て取れる．

最後に，走行台数 600 台のときの PoI 発見率と 1 台あたりのセンシング回数を**表 7** に示す．

多段階センシングでは 1 台あたり 9.47 回というセンシング回数となり，センシング間隔 200 m のセンシング回数 19.0 回の約半分のセンシング回数でほぼ同等の PoI 発見率を達成できていることが分かる．

表 7　PoI 発見率と 1 台あたりのセンシング回数（走行台数 600）
Table 7　PoI ddiscovery rate and number of sensings per vehicle.

条件	全 PoI 数	多段階センシング	100 m 間隔	200 m 間隔	500 m 間隔
PoI 発見率 (%)	–	81	86	82	73
センシング回数/台	824	9.53	37.48	19.00	7.89

8.　おわりに

本論文では，車載スマートフォンを用いた参加型センシングに基づき，道路脇の桜の花の量（桜度合い）を検出し，動画を撮影・共有するシステム，桜センサを提案した．動画から桜の花の有無と量を定量的に検出し，かつ，同様の色を持った人工物の誤検出を軽減するため，色ヒストグラムおよびフラクタル次元解析に基づく手法を考案した．また，複数の車両が同じ道路区間を共同でセンシングすることで，車両 1 台あたりのセンシングの負担を軽減するため，既発見の PoI の情報をもとにセンシング間隔を動的に調整する多段階センシング法を考案した．これらの手法により，7 カ所で収集した合計 1,860 秒の動画を 10 秒ごとに区切った動画 186 個に対して，桜の花のあり・なしを適合率 0.91，再現率 0.53 で認識でき，また，固定距離間隔でセンシングを行う手法と比べて約半分のセンシング回数で同程度の PoI 発見率を達成できた．

今後の課題として，精度改善に向けた桜度合いの算出方法の調整や多段階センシングにおけるパラメータ値の最適化などがあげられる．

謝辞　本研究の一部は，JSPS 科研費 25280031 および 26220001 の助成のもと行った．

参考文献

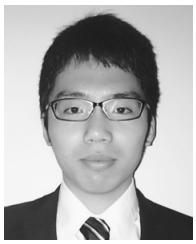
[1] NAVITIME, available from ⟨http://products.navitime.co.jp/function/2519.html⟩
[2] Honda: Internavi LINC, available from ⟨http://www.honda.co.jp/internavi/service/scenic/⟩
[3] Burke, J., Estrin, D., Hansen, M., Parker, A., Ramanathan, N., Reddy, S. and Srivastava M.B.: Participatory Sensing, *Proc. World Sensor Web Workshop (WSW'06)* (2006).
[4] Falconer, K.: *Fractal Geometry: Mathematical Foundations and Applications*, John Wiley & Sons (1992).
[5] Eriksson, J., Girod, L., Hull, B., Newton, R., Madden, S. and Balakrishnan, H.: The Pothole Patrol: Using a Mobile Sensor Network for Road Surface Monitoring, *Proc. MobiSys'08*, pp.29–39 (2008).
[6] Mohan, P., Padmanabhan, V.N. and Ramjee, R.: Nericell: Rich Monitoring of Road and Traffic Conditions using Mobile Smartphones, *Proc. SenSys'08*, pp.323–336 (2008).
[7] Mathur, S., Jin, T., Kasturirangan, N.,

© 2016 Information Processing Society of Japan

Chandrashekharan, J., Xue, W., Gruteser, M. and Trappe, W.: ParkNet: Drive-by Sensing of Road-Side Parking Statistics, *Proc. MobiSys'10*, pp.123–136 (2010).
[8] Yoon, J., Noble, B. and Liu, M.: Surface Street Traffic Estimation, *Porc. MobiSys'07*, pp.220–232 (2007).
[9] Thiagarajan, A., Ravindranath, L., LaCurts, K., Madden, S., Balakrishnan, H., Toledo, S. and Eriksson, J.: VTrack: Accurate, Energy-aware Road Traffic Delay Estimation Using Mobile Phones, *Proc. SenSys'09*, pp.85–98 (2009).
[10] Koukoumidis, E., Peh, L.-S. and Martonosi, M.: SignalGuru: Leveraging Mobile Phones for Collaborative Traffic Signal Schedule Advisory, *Proc. MobiSys'11*, pp.127–140 (2011).
[11] You, C.-W., Lane, N.D., Chen, F., Wang, R., Chen, Z., Bao, T.J., Montes-de-Oca, M., Cheng, Y., Lin, M., Torresani, L. and Campbell, A.T.: CarSafe App: Alerting Drowsy and Distracted Drivers using Dual Cameras on Smartphones, *Proc. MobiSys'13*, pp.13–26 (2013).
[12] Zheng, Y.-T., Yan, S., Zha, Z.-J., Li, Y., Zhou, X., Chua, T.-S. and Jain, R.: GPSView: A Scenic Driving Route Planner, *ACM Trans. Multimedia Computing, Communications and Applications*, Vol.9, No.1, Article No.3 (2013).
[13] Kawai, Y., Zhang, J. and Kawasaki, H.: Tour recommendation system based on web information and GIS, *Proc. ICME'09*, pp.990–993 (2009).
[14] Jazayeri, A., Cai, H., Zheng, J.Y. and Tuceryan, M.: Vehicle Detection and Tracking in Car Video Based on Motion Model, *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.12, No.2, pp.583–595 (2011).
[15] Sivaraman, S. and Trivedi, M.M.: Looking at Vehicles on the Road: A Survey of Vision-Based Vehicle Detection, Tracking, and Behavior Analysis, *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.14, No.4, pp.1773–1795 (2013).
[16] Alvarez, J.M. and Lopez, A.M.: Road Detection Based on Illuminant Invariance, *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, Vol.12, No.1, pp.184–193 (2011).
[17] Geronimo, D., Lopez, A.M., Sappa, A.D. and Graf, T.: Survey of Pedestrian Detection for Advanced Driver Assistance Systems, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.32, No.7, pp.1239–1258 (2010).
[18] Wu, T. and Ranganathan, A.: A Practical System for Road Marking Detection and Recognition, *Proc. IV'12*, pp.25–30 (2012).
[19] 玉井森彦，永田大地，前中省吾，森下慈也，安本慶一，福倉寿信，佐藤啓太：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，情報処理学会研究報告，Vol.2014-MBL-6, No.19, pp.1–8 (2014).
[20] Swain, M.J. and Ballard, D.H.: Color indexing, *Int'l Journal of Computer Vision*, Vol.7, No.1, pp.11–32 (1991).
[21] Lopes, R. and Betrouni, N.: Fractal and multifractal analysis: A review, *Medical Image Analysis*, Vol.14, No.4, pp.634–649 (2009).
[22] Canny, J.: A Computational Approach to Edge Detection, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.8, No.6, pp.679–698 (1986).
[23] Node.js, available from ⟨http://nodejs.org⟩
[24] Fette, I. and Melnikov, A.: The WebSocket Protocol, RFC 6455 (2011).
[25] ws: a node.js websocket implementation, available from ⟨http://einaros.github.com/ws/⟩
[26] SocketRocket, available from ⟨https://github.com/square/SocketRocket⟩
[27] OpenCV, available from ⟨http://opencv.org/⟩

前中 省吾 （学生会員）

2014 年鳥取大学工学部電気電子工学科卒業．現在，奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程在学中．ユビキタスコンピューティングに関する研究に従事．

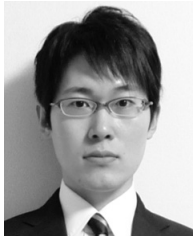


森下 慈也 （学生会員）

2012 年奈良工業高等専門学校情報工学科卒業．2014 年奈良工業高等専門学校専攻科電子情報工学専攻修了．現在，奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程在学中．ユビキタスコンピューティングに関する研究に従事．

永田 大地

2013 年兵庫県立大学工学部電子情報電気工学科卒業．2015 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了．現在，トヨタ自動車株式会社で IT システム開発に従事．



玉井 森彦 （正会員）

2002 年岡山県立大学情報工学部卒業．2004 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了．2007 年同博士後期課程修了，ならびに，博士（工学）取得．現在，株式会社国際電気通信基礎技術研究所研究員．モバイルコンピューティング，無線通信システム，分散システムに興味を持つ．

© 2016 Information Processing Society of Japan

安本 慶一　（正会員）

1991 年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業．1995 年同大学大学院博士後期課程退学後，滋賀大学経済学部助手．2002 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助教授，2011 年より同研究科教授．博士（工学）．モバイルコンピューティング，ユビキタスコンピューティングに関する研究に従事．電子情報通信学会，ACM，IEEE 各会員．

福倉 寿信

株式会社デンソーに入社後，生産技術システム，カーナビゲーションシステム等の設計開発を経て，現在，ソフトウェア基盤技術の研究開発に従事．

佐藤 啓太

株式会社デンソーに入社後，ソフトウェア工学研究を経て，現在，サービス技術に関する研究に従事．

© 2016 Information Processing Society of Japan