

論文

航空機リモートセンシング画像に写った雪の上の 野生動物の足跡の自動抽出とその利用

大石 優^{*1}・松永恒雄^{*2}・中杉修身^{*3}

Automatic Detection of the Tracks of Wild Animals in the Snow
in Airborne Remote Sensing Images and Its Use

Yu OISHI^{*1}, Tsuneo MATSUNAGA^{*2} and Osami NAKASUGI^{*3}

Abstract

While the human population continues to grow and the economy is developing, biodiversity is decreasing in the wake of land development, for instance. However, biodiversity is the essential for humans to obtain ecosystem services. Therefore it is required to preserve biodiversity and its sustainable development. Wildlife monitoring is necessary for its preservation. Recently we can obtain the accurate position of wildlife by GPS (Global Positioning System) telemetry. However the use of telemetry is allowed for a limited number of wildlife. Therefore it is expected to increase the ecological knowledge through our constructing the system which obtains ecological information from remote sensing images.

We developed DTR algorithm which is for computer aided detection of animal tracks in the snow using high spatial resolution remote sensing images. DTR algorithm reduces hard labor to find out directly the tracks by visually examination of remote sensing images and avoids overlooking the tracks. This time we apply DTR algorithm to the aerial images taken in Sarufutsu in Hokkaido. And we distinguished species which left the detected tracks by visual examination and discriminant analysis based on field investigation. As a result, animals which left detected tracks were interpreted as sika deer (*Cervus Nippon yesoensis*) according to length and width of one set of the footprints. Also we estimated population density of target animals by applying INTGEP (Intersection Points Counting Method Based on Geometrical Probability) method to lengths of sika deer's tracks. Comparisons of footprints from the DTR algorithm and from visually examination proved that 76% of the footprints in the snow could be detected using the DTR algorithm. It is shown that automatic detection of the tracks in the snow in remote sensing images is possible using the DTR algorithm.

*Keywords : Wild animals, tracks, DTR, INTGEP, sika deer (*Cervus nippon yesoensis*)*

1. はじめに

人間活動によって、野生生物の個体数減少といった遺伝的多様性の減少、種の絶滅といった種の多様性の減少、そして生態系全体の破壊といった生態系多様性の減少など、生物多様性が失われつつある現在、生物多様性の保全及びその持続可能な利用が必要である。そのため、1992年に「生物の多様性に関する条約（Convention on Biological Diversity）」が採択された（日本は1992年に批准、第10回締

約国会議は2010年に名古屋で行われる）。その中では、各國が協力して生物多様性に関する調査研究を行うことなどが求められている。これを受けて日本は、生物多様性の持続可能な利用のために、いかに人間が野生生物と共生するかという方策を示した「生物多様性国家戦略」を1995年に決定した。その後見直しが行われ、2007年に第3次生物多様性国家戦略が決定された。また2008年には生物多様性基本法が施行された。こういった戦略に沿って生物多様性の保護と管理を行う上では、まず個体数・分布といった対象種の生態学的な基礎情報が重要であり、そのために各種モ

(2009. 5. 25 受付, 2009. 12. 14 改訂受理)

*¹ 筑波大学大学院システム情報工学科
〒305-8577 茨城県つくば市天王台1-1-1

*² 国立環境研究所
〒305-8506 茨城県つくば市小野川16-2

*³ 上智大学大学院地球環境学研究科
〒102-8554 東京都千代田区紀尾井町7-1

*¹ University of Tsukuba, Graduate School of Systems & Information Engineering, 1-1-1 Tennodai, Tsukuba, Ibaraki 305-8577, Japan

*² National Institute for Environmental Studies, 16-2 Onogawa, Tsukuba, Ibaraki 305-8506, Japan

*³ Sophia University, Graduate School of Global Environmental Studies, 7-1 Kioityo, Chiyoda-ku, Tokyo 102-8554, Japan

ニタリングが行われている。また施策の効果の評価・施策の改善するためにも、モニタリングは必須である¹⁾。

現在、大型哺乳類については生物多様性保全に必要な対象種の個体数・生息域などの情報が不足している²⁾。これは、哺乳類では夜行性のものが多いことと、分布域が広いために観察することが困難であるためである³⁾。そこで、個体数を推定するためにいくつかの統計的手法が考案されているが、様々な誤差が含まれ難しい課題となっている。そのため各種推定法を併用したり、推定した個体数を絶対値と捉えずに個体数変化の指標として使用したりすることで年次変化などを把握している⁴⁾。また行動域や行動パターンについては、これまで個体を少し離れた場所から観測者が追跡することで情報を得ていたが、最近ではテレメトリー調査によって、より正確な情報を得ることができるようになってきた。しかし、テレメトリー調査は、限られた個体に対してしか行えない。また、発信機装着による影響が少なからずあることが懸念されている⁵⁾。

一方、人々との軋轢を深める哺乳類³⁾の問題もある。例えばクマの生息域とヒトの活動域が近い場所では、クマと人との接触による人的被害があり、それを防ぐために市や警察が、足跡などの目撲情報の提供を呼びかけている。また、最近ではシカによる高山植物の食害や樹木の皮剥が問題となっている⁶⁾。しかし高山植物の生育地は高所であり、頻繁に現地を訪れることが難しい。また冬場には雪に覆われる所が多いので、シカの冬の行動様式を知るための定期的な現地調査が難しい。

そこで筆者等は、航空機リモートセンシング画像に写っている雪の上の足跡に注目した。そして雪の上の足跡を自動抽出し、抽出した足跡を用いて個体数密度推定を行った。航空機リモートセンシングは、広域かつ、衛星に比べて高解像度の画像を得られるという利点がある。しかし、上空からの撮影のため、普段我々が目にするような横から見た景色とは異なるので、画像に写っているものが何であるかを日常と同じように認識するのが困難である。その結果、対象を見落してしまう可能性が高い。また、膨大な画像の目視判読作業には大変な工数を要するので、判読支援システムが必要となる。一方、雪の上の足跡からは足跡をつけた種の判別のほか、個体数密度を推定する統計手法の研究もされており⁸⁾、行動域や行動パターンについても新たな知見が得られる可能性があると考えられる。本論文は2つのテーマからなる。始めに、以下DTRアルゴリズム(Computer aided detection of the tracks of wild animals algorithm)と呼ぶ雪の上の足跡を自動抽出するアルゴリズムを開発し、それを航空機デジタル画像に写った雪の上の足跡に適用した結果を述べる。次に、抽出した足跡をつけた動物種の判別のために開発したアルゴリズムを利用して抽出した足跡に統計的個体数密度推定法を適用した結果を述べる。本論文の主張点は、DTRアルゴリズムが雪の上の足跡抽出法として有効であることと、抽出した足跡を用いて今回行った個体数密度推定法は、対象種の個体数変化の

指標として利用可能だという点である。

なおこれまで、現地調査で見つけた足跡、ヘリコプター調査による足跡、上空から撮影した雪面の写真の目視判読による足跡等に対して統計的個体数密度推定法を適用した例⁹⁾はあるが、航空機デジタル画像に写った雪面上の足跡に対して同様の統計手法を適用した例はない。

本論文では、2章で研究地域と使用データについて記載する。3章では、DTRアルゴリズムの説明と、航空機リモートセンシング画像に写った雪の上の足跡に対して適用した結果について述べる。4章では、3章で自動抽出した足跡を元に、目視判読で足跡線を引き、判別分析を適用して、足跡をつけた動物種の判別を行った結果を示す。更に、足跡をつけた動物種ごとの足跡線の総延長から対象種の個体数密度推定を試みた。5章は本論文のまとめと今後の課題について述べる。

2. 使用データ

日本最北端の村である猿払村は、稚内から南東に約40kmの場所にある(Fig. 1)。本研究ではその南に流れる猿払川流域の約20平方キロメートルの航空機デジタル画像を用いた。Plate 1にオホーツク海側から見た、撮影範囲の鳥瞰図(2002年6月30日に撮影されたASTERレベル3A 01プロダクトから作成)を示す。本地域は標高約100±60mで、高低差が少なく、川の蛇行が多いのが特徴である。また森林に覆われており、そのうち人工林が占める割合が多い。なお、猿払に生息する野生動物のうち、足跡を残す可能性のあるものは、シカ、キツネ、タヌキ、イタチ、ウサギ、リス、モモンガ、ネズミ、ヒグマなどである。

用いた画像は、約600m×1kmの範囲の画像68枚である。バンド数は、B(青)・G(緑)・R(赤)・NIR(近赤外)の4バンドで、2006年の5月3日に約9分間で海拔約750mから撮影した。アメダスによると、この年の最終降雪日

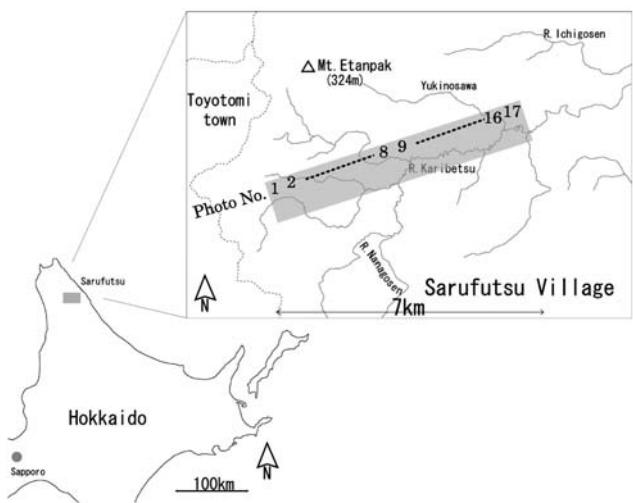


Fig. 1 The study area in Sarufutsu, Hokkaido (A gray rectangle is the area of aerial photographs).



Fig. 2 A photograph of the area of field investigation (from March 19 to 21, 2008).

は4月17日であり、雪解けを考慮しなければ、それ以降の足跡が残っていると考えられる。またヒグマの冬ごもり時期は11月下旬から4月下旬なので、撮影時には冬ごもりは終わっていると考えられる¹⁰⁾。

画像中の自動車の大きさより画素サイズは、約8cmとした。これより、ネズミのように足跡の大きさが8cmに満たない野生動物の足跡の認識は困難である。しかしながら、シカやヒグマのように足跡の大きさが大きいものや、足跡は小さいが、4本の足で接地するため、足跡全体としては50cmになるウサギの足跡は認識できる可能性がある⁷⁾。更に実際には雪解けにより足跡の大きさは広がる。そのため、ヒグマ、シカ、キツネ、ウサギの4種を本研究の対象種とした。2008年3月19日～21日に行った現地調査では、シカ、キツネ、ウサギの足跡を見つけ、計測を行ったので、これらの調査結果も用いた。現地調査地点周辺の風景をFig. 2に示す。

3. DTRアルゴリズム

3.1 DTRアルゴリズムのフロー

今回開発したアルゴリズムのフローを以下に述べる(Fig. 3)。今回用いた航空機デジタル画像において、以下のような特徴を持つ足跡を対象とした。

- ・周辺に比べてDN値が低い
- ・雪の上にあって、樹木や河川の上はない
- ・周辺の雪面との輪郭がはっきりしている
- ・連続した点である

これらの特徴を用いた処理を行うことで、周辺に比べて暗く写っている足跡の抽出を試みた。

(1) BMPフォーマットへの変換

ノイズのような小さなピーカーを除き最小値を0、最大値を255にしてその間は線形変換し、4バンドそれぞれを0から255のDN値を持つBMPファイルに変換した。

(2) 足跡候補2値化画像の作成

4バンドのDN値の平均をとったものを「元画像」とし

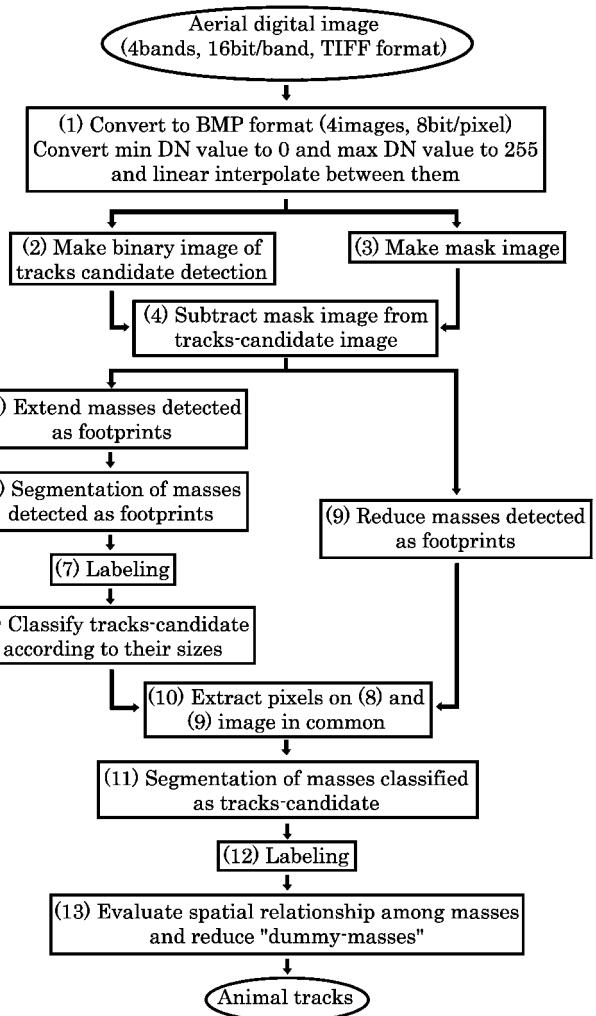


Fig. 3 Flowchart of DTR algorithm.

た。この元画像について、2値化処理を行い、「足跡候補画像」とした。検討した2値化処理方法を以下に示す。

(2a) 移動平均

「移動平均」は画像を正方形の小領域に区切り、小領域内のDN値の平均値を求める。その平均値を閾値として2値化する。

小領域の中に足跡が複数ある場合、足跡自体が小領域の平均値を下げてしまうため、対象野生動物の「足跡長」(足跡が次の足跡とどのくらい縦に離れているか)を小領域の大きさとした。

小領域ごとに平均値を求め、閾値とすると、小領域と小領域の境目において抽出がうまくいかない。そのため、閾値を滑らかにつなぐ必要がある。これには、画像を小領域に区切っていくのではなく、小領域自体を1画素ずつ移動する方法と、画像を小領域に区切って平均値を求めてから、滑らかにする処理を行って、閾値とする方法が考えられる。目視で足跡を探す際、探索範囲を1画素ずつずらしながら探すのではなく、区画に区切って見ていると考えたので今回は、平滑化フィルターを利用した後者の方法を用

いた。

また、周りに比べて暗く写っている点を抽出するには、小領域内の DN 値の平均値が最適な閾値とは限らず、平均値よりも低いところに最適な閾値があるかもしれない。そこで、平均値より X 小さい DN 値を閾値とする方法についても検討した。

(2b) ガウシアンフィルター、メディアンフィルター、上位 X% フィルター

ノイズ除去に使われるガウシアンフィルターやメディアンフィルターをかけて元画像との DN 値の差をとることで、足跡を含むノイズのようなものだけが抽出できるのではないかと考えた。メディアンフィルターは、中央値を用いているので、画像全体の明るさにあまり影響しない。しかし、今回は足跡抽出が目的であり、必ずしも中央値を用いる必要はないので、小領域内の DN 値のうち、上位 X% の値を閾値とする「上位 X% フィルター」も作成し、検討した。

ガウシアンフィルター、メディアンフィルター、上位 X% フィルターのいずれかをかけることで、ノイズのような DN 値の低い塊は、周辺の雪面と同じ高い DN 値に置き換わるので、元画像を引き、差に対して 1 以上の閾値を用いることで、足跡を抽出できると考えた。

但し、上位 X% フィルターについては、何 % にするかを与えてやる必要があり、今回は 5% 刻みで検討した。

(2c) 最大 DN 値に対する比

画像を小領域に分けて、各小領域における最大 DN 値を求めて、小領域内の全ての画素について最大 DN 値に対する比を計算した。そして、この割合について画像全体のヒストグラムを作成し、上位 X% に含まれるかどうかで 2 値化した。

但し、X の値を与えてやる必要があり、今回は 5% 刻みで検討した。

(3) マスク画像の作成

足跡候補画像には、足跡ではないのに足跡候補として抽出された「擬似塊」がある。擬似塊の中には樹木や河川上に存在するものもある。そこで、これらを取り除くために「マスク画像」を作成する必要がある。検討したマスク画像作成法を以下に示す。

(3a) NDVI (正規化植生指標)

樹木や河川を抽出するために、NDVI を計算し、適当な閾値を与えて 2 値化を行った。

(3b) Kittler の閾値選定法¹¹⁾、ラプラシアンヒストグラム法

自動閾値選定法を用いることで、画像の中で高い DN 値を示す雪面と、低い DN 値を示す河川や樹木を分けることを考えた。

ラプラシアンヒストグラム法は、ラプラシアンフィルターを用いて、ラプラシアンの絶対値のヒストグラムを作成し、P-タイル法と大津の閾値選定法¹¹⁾を適用することで自動的に閾値を選定した。

(3c) 移動標準偏差

画像を小領域に分けて、小領域ごとに標準偏差を求めた。雪面や河川といった領域については標準偏差が低くなり、枝が密集している場所や足跡がある場所は標準偏差が高くなるため、閾値を与えることで両者を分けられると考えた。

(3d) 上位 X% フィルター、最大 DN 値に対する比

足跡もマスクすべき対象も、サイズの違いはあるが、画像中では暗く写るという点で共通している。そのため、移動窓を使用せずにこれらの処理を画像全体に適用することでマスク画像を作成できる可能性があると考えた。

(3e) R と NIR の差

B, G, R, NIR の 4 バンドの「スペクトルの形」より、マスク画像を作成できるのではないかと考えた。Fig. 4 に画像中の雪、影、枝、葉、足跡のスペクトルの形を示す。影、枝、葉は R に比べて NIR の DN 値が大きいのに対して、雪や足跡は小さい若しくはわずかに大きいことがわかる。そのため、R と NIR の差をとって閾値を設定することで、両者を分けられると考えた。

ここで雪と足跡のスペクトルの形について考察する。雪と足跡のスペクトルの形の違いの原因として、雪の汚れと密度の違いが考えられる。雪は一般に可視域では不純物濃度の増加によって反射率が低くなり¹²⁾、近赤外では粒径が

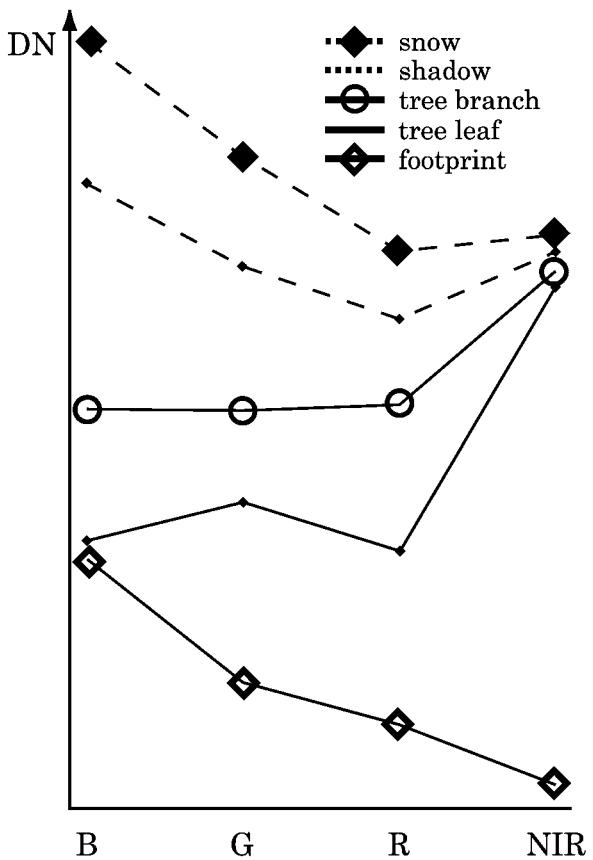


Fig. 4 Typical DN spectra obtained from aerial photographs. Vertical offsets are added for clarity.

大きくなると反射率が低くなり¹³⁾、更に密度が高い雪は粒径が大きい¹⁴⁾ことが知られている。現地調査で確認したところ、足跡による雪面の汚れは見られなかった。しかし踏み固められて密度が高くなっているので、それが原因でNIRのDN値が低めになったと考えられる。

(4) 足跡候補画像からマスク画像を引く

足跡候補画像において、マスク領域を消去することで、雪面における足跡候補のみが残る。

マスク画像を引いてから2値化処理をする方法もあるが、2値化処理とマスク画像作成には多くの処理時間がかかる。両者をパラレルで処理することにより、2値化処理を行っている間にマスク画像を作成した。

(5)～(9) 足跡として抽出された塊の領域の拡大・縮小

今回対象としている足跡は面積が小さいので輪郭抽出はできないが、雪面との境が明確である。そこでこの特徴を利用して、擬似塊の削減を試みた。

(5)～(8) 足跡として抽出された塊の領域の拡大

(4)の段階で、足跡として抽出された塊は、足跡の一部分しか抽出されていない可能性がある。そこで、足跡として抽出された塊の領域を広げることで、足跡全体が一つの塊として抽出されるようにした。同様に、(4)の段階では枝の一部だけが擬似塊として抽出されていても、この処理によって枝全体が抽出される。これによって、抽出された塊の面積を用いて両者を分けることができる。

足跡として抽出された画素のDN値と、塊の隣接画素のDN値との差が「下限値」以下であれば該当画素も同じ領域であるとして拡大した。下限値を5以上に設定すると、雪面全体が選択され不適当だったので、0～4のうち適当な値を用いた。拡大された塊のうち、今回の対象動物の足の大きさを考慮して、2～15画素の塊のみを足跡とした。

(9) 足跡として抽出された塊の領域の縮小

(4)の段階では、多くの擬似塊が樹木の周辺にある。これは、枝の一部や枝の影が擬似塊として抽出されるためである。足跡は周辺から孤立した暗い点であるのに対して、枝や影は比較的、周辺画素と連続したDN値である。そこで、足跡として抽出された塊のDN値と、8方向のいずれかで隣接する画素のDN値の差が小さい場合は抽出された塊を縮小することで、擬似塊を減らすことができる。

足跡として抽出された画素のDN値と、塊の隣接画素のDN値との差が「下限値」以下であれば、足跡として抽出された画素を縮小した。下限値を5以上に設定すると足跡が消失してしまい不適当だったので、0～4のうち適当な値を用いた。これによって消滅しなかった塊を足跡とした。

領域の縮小と(5)～(8)の領域拡大は多くの処理時間がかかるので、両者を並列に処理することにより、DTRアルゴリズム全体の処理時間を短縮した。

(10) 共通画素の抽出

(8)と(9)の処理により、擬似塊の多くは消滅するが、足跡の多くは残ると考えられるので、(4)で足跡として抽出された塊のうち(8)と(9)両方の基準を満たした画素

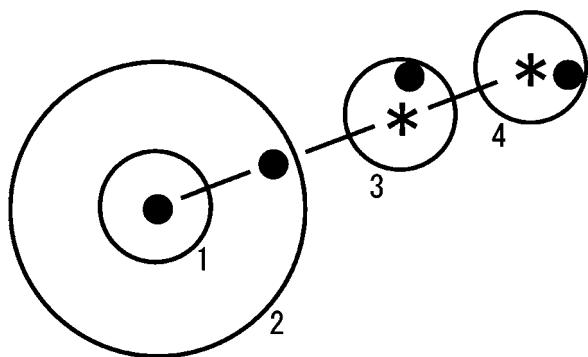


Fig. 5 Continuity of 4 footprints. An area between Circle 1 and 2 is a search range based on the length of one set of footprints of a target animal. Areas inside Circles 3 and 4 are permissible error ranges.

を足跡とした。

(11)～(13) 連續性評価¹⁵⁾

足跡を目視で探す際には、まず雪面の上にあり、周辺に比べて暗い画素の集まりを探す。次に点の集まりが連続的に直線上に並んでいるかどうかで足跡として認識している。(1)～(10)の処理では、周辺に比べて暗く写っている点の集まりを抽出したに過ぎない。そこで更に抽出した点と点の連続性を評価した。今回は、塊と塊が連続的に直線上に並んでいる場合、足跡とした(Fig. 5)。

この場合、ウサギのように4つの足跡が一組になる動物やヒグマのように左右に2つずつの足跡になる動物は、4つの足のうち2つしか抽出されないと、足跡全てをうまく抽出することができない。ヒグマの足跡全体を抽出するには、連続性評価を2個ずつの足跡パターンに対応した評価に変更する必要があると考えられる。

連続性評価のフローを以下に示す。

(i) (10)の評価をパスした各点について、対象動物の歩幅の範囲内の別の塊の有無を確認する(円1と2の間の範囲)。対象動物の足跡長の最小値(3)と最大値(15)を閾値とした。

(ii) もしあれば、その2点を結ぶ直線上に、歩幅と同じ距離ごとに2点とる(*マーク)。

(iii) *マークの周辺に(円3と4)、塊が存在するかどうかを確認する。対象動物のうち、「振れ幅」(足跡が中心線から左右にどのくらい離れているか)の平均が最も大きい種はシカであり⁷⁾、現地調査よりシカの足跡の振れ幅は1画素程度なので、(ii)で結んだ2点から、*マークは2画素程度左右のどちらかにずれていると考えられる。そのため、ミクセルも考慮して円3と4の範囲は3画素とした。

(iv) (i)～(iii)の条件全てを満たす場合、それらを足跡とした。

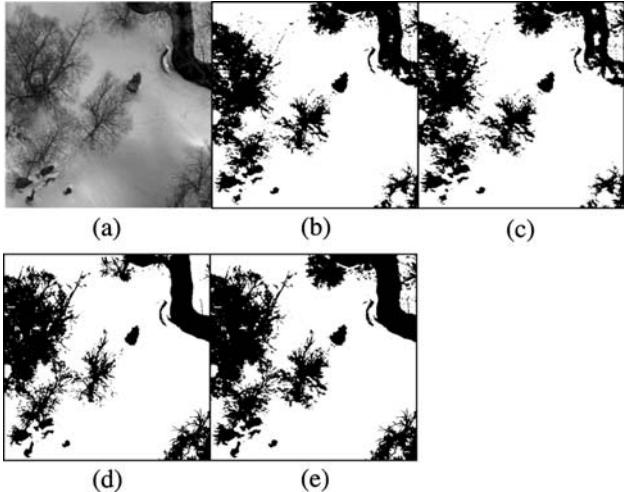
(i)～(iv)の処理を(10)を通過した全ての塊に適用した。

3.2 2値化処理方法とマスク画像作成方法

足跡候補画像作成のための2値化処理方法(2)とマスク

Table 1 Number of detected footprints and dummy-masses among footprints detected by visually examining.

	Number of detected footprints	Number of dummy-masses
Moving-average	235	8127
Median	235	2139
Median + moving-average	230	696

Fig. 6 Mask images using three methods. A upward direction is north and these images are 600 x 600 pixels.
a) : Original image, b) : NDVI, c) : R-NIR,
d) : Laplacian histogram,
e) : Laplacian histogram + R-NIR.

画像作成方法(3)について比較検証した。

2値化処理方法については、DTRアルゴリズムの最終結果と、目視判読による足跡抽出結果を比較することで評価した。このうち 2000×2000 画素の画像に移動平均、メディアンフィルターを適用したものが適当であった。移動平均、メディアンフィルターを適用した個別結果、更に両者共に足跡として抽出されたもののみを足跡とした複合結果を Plate 2 に示す。また、各方法を適用した結果、目視判読で抽出された足跡(303 個)のうち抽出できた足跡の数と、擬似塊の数を Table 1 に示す。個別結果では移動平均を用いた方法(Plate 2 (a))が抽出できた足跡が多く、擬似塊が少ないとから最も良いことがわかった。但し、閾値の DN 値が大きい程、擬似塊を抽出してしまい、閾値が小さい程、はっきり写っていない足跡を抽出できない。今回は、平均値よりも 9 小さい DN 値を閾値とした。更に移動平均とメディアンフィルターを併用することで、抽出できた足跡は若干減ったが擬似塊が大幅に減少し、判読補助という観点から最も適当な足跡候補画像を作成できた(Plate 2 (c))。

マスク画像は、樹木、影、河川の領域を選択できているかを目視判読で評価した。その結果、ラプラシアンヒストグラム法、NDVI、R と NIR の差を用いたものが適当であった(Fig. 6)。但し、ラプラシアンヒストグラム法と

Table 2 Values of parameter thresholds. Parameters with '*' are used in DTR and '@' are decided automatically.

	Processing	Parameter	Value
1*	Moving-average	mesh-size	@ 5
2*		average - x	9
3	Gaussian	mesh-size	@ 5
4		sigma	1, 2, ...
5		subtraction1	1, 2, ...
6*	Median	mesh-size	@ 5
7*		subtraction2	3
8	Top x %	mesh-size	@ 5
9		subtraction3	1, 2, ...
10		x	5, 10, ...
11	Ratio to Max DN-value	mesh-size	@ 5
12		ratio	5, 10, ...
13	NDVI	threshold	1, 2, ...
14	Kittler		
15*	Laplacian histogram	mesh-size	@ 5
16*		P-tile	10
17	Moving-standard-deviation	mesh-size	@ 5
18		threshold	1, 2, ...
19*	R - NIR	threshold	5
20*	Expansion of masses	lowest_limit	1
21*	Contraction of masses	lowest_limit	1
22*	Evaluation of areas	min ~ max	@ 2~15
23*	Continuity	searching length	@ 15
24*		not searching length	@ 3
25*		permissible range	@ 3

NDVI については、枝などが含まれないため、(5) と同様の方法で領域を拡大した。また NDVI を用いたものと R と NIR の差を用いたものは、ほぼ同じ結果になることがわかった。前者は後者に比べて領域を拡大する処理分、処理時間が長いので R と NIR の差を用いた方が適当である。更に、R と NIR の差を用いて作成した画像と、ラプラシアンヒストグラム法による画像のマスク領域を足し合わせることで、より妥当なマスク画像を作成できた。

3.3 閾値の設定

今回用いた閾値の多くは、対象とする動物種の大きさなどから自動的に決まるが、ユーザーが決定すべき閾値もある。3.1 節に記した各処理において用いた閾値を Table 2 に示す。このうち *印のついているものが、最終的に DTR アルゴリズムに用いた閾値で、@印のついているものが、自動的に決まる閾値である。

移動平均における小領域の大きさ(mesh-size)は、対象動物の足跡長の平均値を用いた。小領域内に 2 つ以上の足跡が入ると、足跡自体が小領域内の平均 DN 値を下げるるので、現地調査結果(Table 2) や文献から足跡長の平均値を求め、 5×5 pixel (40×40 cm) とした。また、3.2 節で述べたように、平均値よりも 9 小さい DN 値を閾値とした。

また、元画像との差が 3 よりも大きいものを出力したメディアンフィルターについては、最終結果を比較した結果なので、別の条件で撮られた画像に適用する場合は、任意

に使用する画像の一部をトレーニングエリアとして設定し、閾値を1から1ずつ上げていき結果を確認することで閾値を設定する。

ラプラシアンヒストグラム法では、今回はP-タイル法と大津の閾値選定法を併用している。P-タイル法では、10%を閾値として用いた。

面積評価では、対象動物の足の大きさから2~15を用いた。

連続性評価では、3.1で示したように3つの閾値を用いた。3.1(5)~(8)では、足跡として抽出した塊を拡大し過ぎると雪面まで選択されてしまうが、3.1(9)では縮小し過ぎると足跡が消えてしまう。同様にラプラシアンフィルターも拡大し過ぎると雪面まで選択されてしまう。また、RとNIRの差についても同様なので、それぞれの手前を閾値に設定する必要がある。

平均値よりも9小さいDN値を閾値とした移動平均についてもメディアンフィルターと同様に別の条件で撮られた画像に適用する場合は、トレーニングエリアを設定し、閾値を0から1ずつ上げていき結果を確認することで閾値を設定する。

3.4 処理時間

DTRアルゴリズムは、C言語とOpenMPを用いてソフトウェアを作成し、スカラ処理用計算機(Xeon 3.0GHz×4core、メモリ8GB)を用いて4並列で処理した。OpenMPを用いることで、処理時間が半分になった。その結果、600m×1kmの範囲の画像1枚につき、2値化処理に9時間、塊の領域拡大・縮小に12時間、連続性評価に1時間であった。マスク画像作成は、別のCPUを用いて2値化処理と並行して行ったので、全体の処理時間に影響を与えたかった。

3.5 足跡抽出結果

メディアンフィルターと移動平均を併用した2000×2000画素の結果画像(Plate 3)において足跡として抽出された塊(926個)のうち、目視判読(303個)でも足跡となった割合は25%、目視判読で足跡となった塊のうち、自動抽出できた割合は76%だった。

今回の処理は、その後に目視判読することを考慮して足跡候補となる特徴を抽出したものであり、足跡かどうか判別が微妙な特徴については足跡として抽出することにした。そのため、目視判読の個数よりもDTRアルゴリズムの個数が多くなっている。

抽出した塊が擬似塊ではなく足跡だった割合(25%)の低下は、ざらざらしているように写っている雪面と枝と枝の影が入り組んだ領域において擬似塊が多かったためである。前者は融雪による、ざらざらした雪だと考えられる。このような雪の状態では足跡もつきにくいので、ざらざらした雪面をマスクすることで精度が上がると考えられる。このような雪面は、足跡のつきやすい雪面と、ヒストグラムの形に違いはない。しかし、テクスチャ解析によってざらざらしている雪面をマスクできると考えられる。目視判

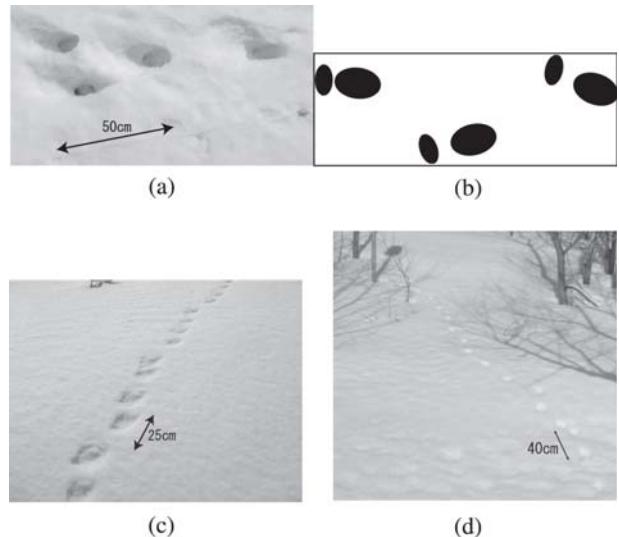


Fig. 7 (a) Footprints of a rabbit. Its moving direction was right to left. Two forward footprints were left by hind-legs and two backward footprints were left by fore-legs.
 (b) Footprints of a brown bear³⁾.
 (c) Footprints of a sika deer (in Koishi, March 20, 2008).
 (d) Footprints of a fox (in Onishibetsu, March 20, 2008).

読でざらざらした雪面をマスクした結果、抽出した塊が擬似塊ではなく足跡だった割合は34%に上がった。

自動抽出された割合(76%)の低下の原因も、枝と枝の影が入り組んだ領域において抽出できていない足跡があつたためであり、目視判読で枝と枝の影が入り組んだ領域を除いた結果、自動抽出できた割合は87%に上がった。

4. 抽出した足跡の利用

抽出した足跡には様々な動物種の足跡が混在している。足跡をつけた動物種の判別は、対象種の生態を知る上で有用である。そこで我々は、航空機リモートセンシング画像から得られる情報を用いて、足跡をつけた動物種の判別手法を開発した。本章では、足跡をつけた動物種の判別を行うために開発した方法を説明すると共に、個体数密度推定を行った結果を述べる。

4.1 判別分析による足跡をつけた動物種の判別

今回抽出した足跡には、ヒグマ、シカ、ウサギ、キツネの足跡が混在している可能性がある。しかし、ウサギは足跡のつき方が特徴的なので画像から直接判別が可能である(Fig. 7(a))。また、ヒグマの歩様では左右に2つずつ足跡が付く¹⁶⁾ので(Fig. 7(b))、同様に区別できる。しかし航空機画像では足跡の形や爪の痕を確認できないので、足跡のつき方がほぼ一直線であるシカとキツネ(Fig. 7(c)と(d))については、目視判読では区別しにくい。そこで、現

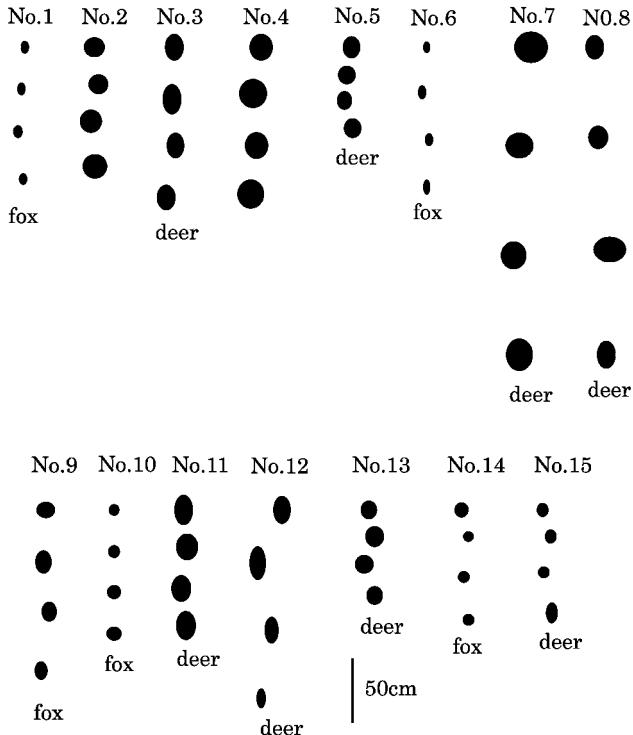


Fig. 8 Tracks from a field investigation in 2008.

地調査で計測したデータのうち、航空機画像からも確認できる判断基準で両者を分けられれば、抽出した足跡に対して判別分析を行い、足跡をつけた動物種を判別できると考えた。

今回の航空機画像の画素サイズが8 cmであり、足跡の形状や大きさによる判別は困難である。また、足跡は雪解けによって広がるため、足跡の形状や大きさを、足跡をつけた動物種の判別に使うことは難しい。しかし、振れ幅と足跡長を読み取ることはできるため、現地調査データを用いて判別分析を行い、足跡線をシカとキツネに分けた。

判別手順は以下の通りである。

- (1) 航空機画像に対して足跡線を引く
- (2) ウサギとヒグマの足跡線を画像から直接判別して除く
- (3) (2)以外の足跡線、それぞれに対して足跡の振れ幅の平均値と足跡長の平均値を求める
- (4) 求めた数値に対して判別分析を行いシカかキツネかを判別する

但し、ヒグマの走行時の足跡のつき方はウサギの足跡のつき方に似ているため、ヒグマの走行時の足跡をウサギの足跡として誤判別する可能性がある。しかし、今回の現地調査ではヒグマの足跡を発見できなかったため、ヒグマの走行時の足跡とウサギの足跡についての判別分析は行っていない。

4.2 足跡線

DTRアルゴリズムの適用結果を判読補助として、目視で足跡線を引いた。樹木の下にある足跡については抽出できないため、樹木を横断するような足跡がある場合、同一

Table 3 Lengths and widths of one set of footprints of sika deer and fox from a field investigation in 2008.

Track No.	Species	Length of one set of footprints[cm]	Width of one set of footprints[cm]
1	Fox	38.5	1.9
2	Deer	35.3	3.3
3	Deer	44.5	2.5
4	Deer	42.5	3.0
5	Deer	24.5	3.3
6	Fox	40.5	1.5
7	Deer	86.3	3.8
8	Deer	90.3	5.0
9	Fox	43.8	2.3
10	Fox	35.8	0.0
11	Deer	32.5	1.8
12	Deer	51.3	9.5
13	Deer	24.8	3.5
14	Fox	32.5	3.5
15	Deer	25.0	4.0

個体の足跡と考え、直線で結んだ。但し、同一個体かどうかがはっきりしない場合は、森林の前後における足跡線は切れたままにした。更に、DTRアルゴリズムは、周りに比べて暗く写っている足跡のみを対象としているので、明るく写っている足跡は抽出されていない。2000×2000画素の画像について足跡線を引いた結果をPlate 4に示す。川沿いに、足跡抽出された赤い点がある。しかし目視判読では、足跡かどうかはっきりしなかったものについては足跡線を引いていない。また、画像左下の雪面にも赤い点が多くあるが、これは融雪によって凸凹になった雪面と思われるため、足跡線を引いていない。

4.3 振れ幅と足跡長

2008年3月19～21日に行った現地調査では、15本の足跡線について、足型による種の判別、足跡の深さ・長さ・幅と、振れ幅・足跡長を計測した。これを元に作成した足跡図をFig. 8に示す。このうちNo. 2とNo. 4については雪解けによって足型からは種を判別できなかったが、振れ幅が大きいことから、シカであることがわかる。但し、No. 14のキツネの足跡とNo. 15のシカの足跡のように足跡図からだけでは種を判別しにくいケースもあった。

4.4 判別分析

現地調査で計測したシカとキツネの振れ幅と足跡長をTable 3に示す。この値を用いて(1)式を作成した。そして4.1で引いた足跡線について、足跡線が直線的で、且つ振れ幅と足跡長が計測できる程はっきりと写っている連続した足跡15個を取り出し（はっきりした足跡が15個に満たない足跡線については可能な限り多くの足跡を用いた）、振れ幅の平均値と足跡長の平均値を求めた。これを(1)式に代入して、シカとキツネについてマハラノビスの汎距離(D^2)を計算することで、判別を行った。

但し、数個体分の足跡が重なり合っていると考えられる足跡線については、分岐して1個体になっている部分を用いた。

$$D^2 = \frac{1}{1-\rho^2} \left\{ \frac{(x_1 - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x_1 - \mu_1)(x_2 - \mu_2)}{\sigma_1 \sigma_2} + \frac{(x_2 - \mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right\} \quad (1)$$

ρ : 現地調査における振れ幅と足跡長の相関係数
 x_1 : 足跡線の振れ幅
 μ_1, σ_1 : 現地調査における振れ幅の平均値と分散
 x_2 : 足跡線の足跡長
 μ_2, σ_2 : 現地調査における足跡長の平均値と分散
シカとキツネ、それぞれについてマハラノビスの汎距離 (D^2) を計算し、短い方が足跡をつけた動物であると判別した。

Fig. 8 に本判別を適用した結果、シカの足跡線 10 本は全てシカと判別されたのに対して、キツネの足跡線 5 本のうち 3 本はキツネと判別されたが、No. 9 と No. 14 はシカと誤判別された。

No. 9 と No. 14 は他のキツネの足跡線に比べて振れ幅が大きい。振れ幅と足跡長を用いて目視判読でシカとキツネの足跡線を判別する際、直線的に足跡がついているものをキツネ、左右の振れが大きいものをシカと判別する。本判別でも同様の理由により振れ幅が大きいキツネの足跡線をシカの足跡線と誤判別されたと考えられる。特に、4.3 でも述べたように振れ幅と足跡長を用いた目視判読では No. 14 のキツネの足跡と No. 15 のシカの足跡の判別は難しい。2008 年の現地調査では 15 本の足跡線のうち、比較的輪郭がはっきりしている 4 つの連続した足跡について計測を行った。今後 1 本の足跡線についてより多くの足跡の計測をすることによって、部分的に振れ幅が大きい箇所を用いることによる誤判別を減らすことができると考えられる。

隣接画像は 60% の重複領域を持っているため、重複領域の少ない 2 枚の航空機画像 (Table 4 の Photo No. 1 と 3) に本判別を適応した結果、No. 1 については足跡線 9 本 (分岐しているものも 1 本としてカウント) 中、8 本がシカ、1 本がウサギ、No. 3 については足跡線 17 本中、16 本がシカ、1 本がキツネと判別された。今回目視で確認した結果と判別結果は一致したが、より詳細に判別分析の精度評価を行うには、航空機撮影と現地調査を同時に実行する必要がある。

4.5 INTGEP 法

INTGEP 法 (Intersection Points Counting Method Based on Geometrical Probability) は足跡総延長 (Xm) を対象種 1 頭の 1 日の平均移動距離 (X) で割ることで総数 (N) を推定するものである⁸⁾。

$$N = \frac{Xm}{X} \quad (2)$$

Table 4 Lengths of track lines detected from aerial images. The lengths of lines were short for Photo No. 11-17, because snow surfaces in those scenes were strongly disturbed.

Photo No.	Lengths of track lines[m]	Photo No.	Lengths of track lines[m]
1	2588	10	2387
2	2290	11	808
3	2206	12	475
4	2386	13	843
5	1564	14	293
6	2602	15	180
7	3314	16	1033
8	4430	17	978
9	1597		

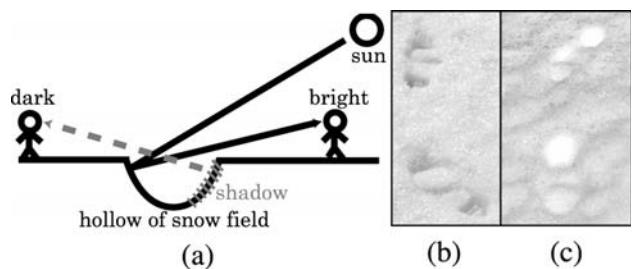


Fig. 9 (a) Brightness of footprints on the snow surface and sun-camera geometry.
(b) A picture of human footprints on snow taken from against the sun direction.
(c) A picture of human footprints on snow taken from the sun direction.

今回は、4.2 で引いた足跡線の足跡総延長をシカ 1 頭の 1 日の平均移動距離で割ることで総数を求め、更に画像面積で割ることで個体数密度を推定した。

4.5.1 足跡総延長

今回撮影した画像のうち、完全に他の画像と重複しているものを除き、順光で撮影された画像 17 枚について足跡総延長 [m] を求めた結果を Table. 4 に示す。このうち Photo No. 11~17 は雪が解けて氷に近い状態など、足跡が残りにくく雪面状態であったために値が小さくなかったと考えられる。Photo No. 11~17 を除くと足跡線は 1 画像あたり 2581 m になった (但しこれは 17 日分の足跡なので 1 日あたり 152 m)。

これに INTGEP 法を適用する際、下記の点を考慮した。

(1) 同じ足跡でも順光か逆光か等によって周囲より明るく見えたり暗く見えたりすることがある (Fig. 9 (a)~(c))。今回の DTR アルゴリズムでは周囲より暗い足跡のみを対象としているため、画像に写っている足跡のうち、半分が抽出されていると仮定し、長さを 2 倍にした。今回は暗い足跡のみを対象としているが、DTR アルゴリズムの閾値を変更し、さらに周辺に比べて暗い画素を抽出する代わりに明るい画素を抽出するように符号を変更すること

Table 5 Population density of sika deer in previous studies.

Study area	Head/square km
Tomakomai Experimental Forest ¹⁵⁾	3.8
Tomakomai National Forest ¹⁵⁾	3.4
Itoi National Forest ¹⁵⁾	1.9
Akan ¹⁶⁾	2
Shiranuka ¹⁶⁾	10
Onbetsu ¹⁶⁾	10
Hokkaido*	8.2~11

*1 The estimated number of sika deer in Hokkaido is from 300 thousand to 400 thousand.
The area of Hokkaido is 78,420 square km.
The ratio of habitat patch of sika deer is 46.8% in Hokkaido.
From the above, we estimated the population density in Hokkaido as 8.2-11.

で周辺に比べて明るい足跡を抽出可能だと考えられる。

(2) 上空から確認できる足跡は樹木などがない雪面に限定されるので、画像中の雪面の割合を補正する必要がある。今回は、3.1 (3) で作成したマスク領域を除く領域を雪面としたところ、全体の 60% が雪面だったので、足跡の長さを 10/6 倍した。

4.5.2 個体数密度推定結果

足跡総延長には、対象種ごとの足跡線の長さの総和を用いる必要がある。4.4 章に記したように、今回用いた画像にもシカ、ウサギ、キツネの足跡が混在していた。しかしあシカに比べてウサギ、キツネの足跡線の本数が少なかったことと、足跡線の長さが短かったことから、今回は画像上の足跡を全てシカのものと仮定して個体数密度推定を試みた。

シカ 1 頭の 1 日の平均移動距離¹⁷⁾ 約 2.1 km~18.6 km を用いて、INTGEP 法により個体数密度推定を行った結果、1 平方 kmあたり 0.04~0.4 頭となった。これは既存研究^{18) 19)}において別の方法で行われた結果 (Table 5) より 1 ~2 枝小さい値である。足跡線を引いた画像を見ると、足跡線が分岐して所がある。今回は群れでの移動や、同一個体が同じルートを通ったことにより、重なった足跡を分離できていない。また、4.5.1 (2) において足跡が残りにくいため、雪面領域を取り除けていない。これらが原因で推定密度が過小評価になっていると考えられる。これについては、降雪日の翌日の航空機画像を用いたり、その地域のシカの群れの平均頭数で補正したりする必要がある。更に、シカの個体数密度や 1 日の移動距離は季節や場所によって異なるので、猿払における別の方による個体数密度推定との比較や、テレメトリー調査との併用が必要と考えられる。

5.まとめと今後

今回開発した DTR アルゴリズムによって、航空機デジ

タルリモートセンシング画像に写った雪の上の野生動物の足跡を抽出できることがわかった。また、抽出した足跡に対して目視で足跡線を引き、判別分析を適用した結果、ほとんどはシカのものと判別された。画像上の足跡をシカのものとして INTGEP 法を適用した結果、推定個体数密度は既存研究に比べて過小評価になった。

同様の解析を高山植物が分布する所で行うことで、シカの足跡の増減を把握でき、増加傾向にあれば将来的な食害の可能性を予見できるため、シカによる食害の予防措置をとれると考えられる。更に、高山植物が分布する所は、樹木がなく、DTR アルゴリズムによる足跡抽出精度も高いと考えられる。

今回は連続的に直線上に並んだ足跡を対象としたため、特定の種の足跡だけを抽出したわけではない。しかしながら、判別分析も足跡判読支援アルゴリズムに組み込むことで、例えヒグマの足跡だけの抽出も可能だと考えられる。これにより、クマ被害の多い市町村で行われているクマの足跡などの目撃情報の提供の要望にも寄与できると考えられる。

開けた滑らかな雪面の足跡の抽出に比べて、足跡がはっきり残らないざらざらした雪面や樹木の周辺では、枝、枝の影、雪面などが入り組んでおり、足跡がうまく抽出されていなかったり、擬似塊が多くなったりした。ざらざらした雪面については、テクスチャ解析を行いマスクすることで、足跡抽出精度を向上させられる可能性があり、枝の周辺については、予め雪面と樹木と影などの領域分割が行えれば足跡抽出精度を向上させられる可能性がある。

また、融雪などによって広がった足跡や元々浅い足跡は周辺に比べて明るく見えたり、周辺の雪面との輪郭がはっきりしなかったりといった問題があることがわかっている。これらへの対応は今後の課題としたい²⁰⁾。

DTR アルゴリズムは、足跡抽出精度の向上や、処理時間の短縮等、実用化に向けた課題はあるものの、生態学的情報を得るための技術として有用であると考えられる。今回は抽出した足跡の応用の一つの試みとして種の判別や生息密度を推定したが、今後は対象種の行動域や行動パターンについても検討する。

謝辞：航空機画像の提供及び助言をして下さった国立環境研究所の福島路生博士、亀山哲博士、島崎彦人博士、助言をして下さった山野博哉博士、小熊宏之博士、北海道環境科学研究所センターの高田雅之博士、日立中央研究所の風間頼子博士、ポスター発表の際、多くのコメントを下さった皆様、猿払村の皆様、そして有益なコメントを下さった二人の査読者に感謝致します。



Plate 1 A bird's-eye view image of the study area from Sea of Okhotsk (A black rectangle is the area of aerial photographs).

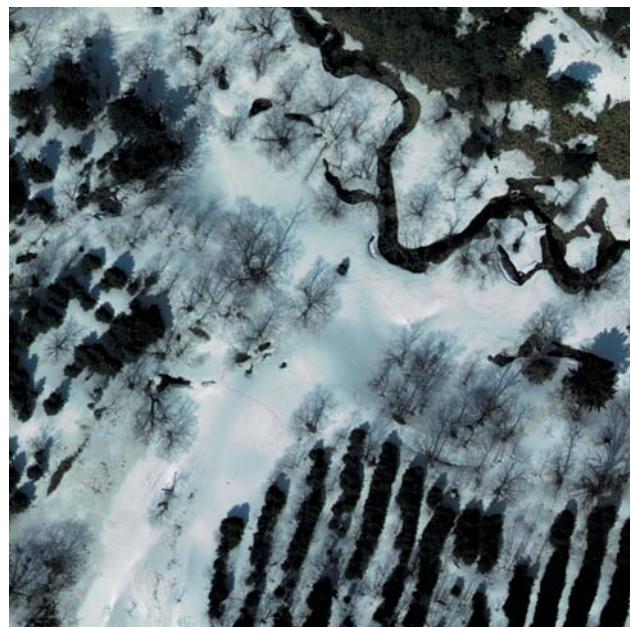


Plate 3 The result of detected tracks using Median + Moving-average. A upward direction is north and this image is 2000 x 2000 pixels.

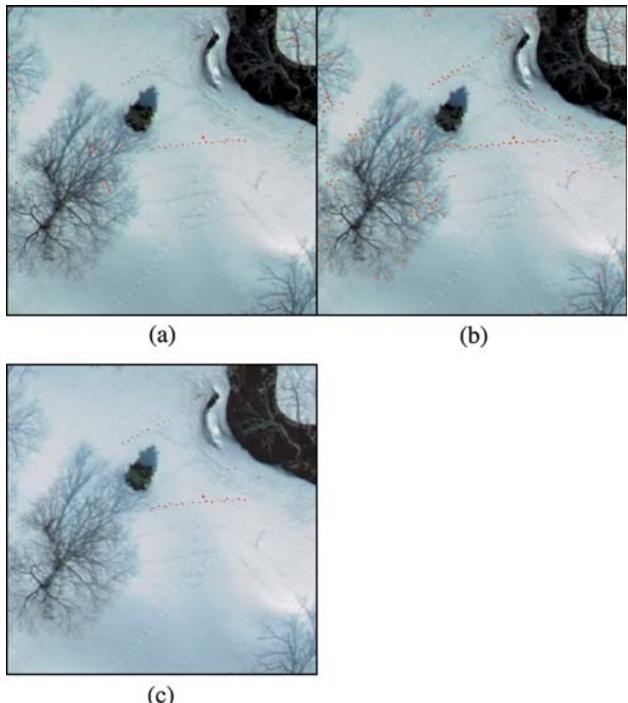


Plate 2 The results of detected tracks using three methods. A upward direction is north and these images are 400 x 400 pixels.
 a) : Moving-average, b) : Median,
 c) : Median + moving-average.

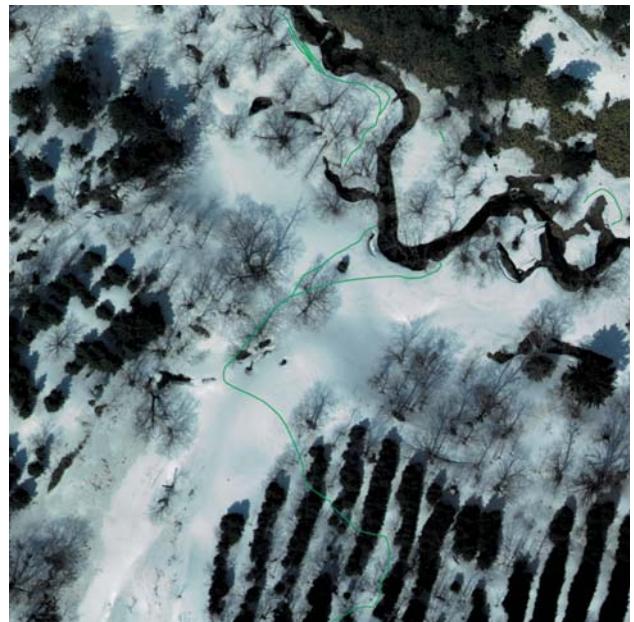


Plate 4 Track lines drawn manually with the help of DTR algorithm (Image size : 2000 x 2000 pixels).

参考文献

- 1) 驚谷いづみ・鬼頭秀一：生物多様性モニタリング，東京，東京大学出版会，2007。
- 2) 土肥昭夫・岩本俊孝・三浦慎悟・池田 啓：哺乳類の生態学，東京，東京大学出版会，1997。
- 3) 高槻成紀・山極寿一：日本の哺乳類学 2，東京，東京大学出版会，2008。
- 4) 宇野裕之・横山真弓・坂田宏志：ニホンジカ個体群の保全管理の現状と課題，哺乳類科学，47 (1)，pp. 25-38, 2007.
- 5) 佐伯 緑・早稲田宏一：ラジオテレメトリーを用いた個体追跡技術とデータ解析法，哺乳類科学，46 (2)，pp. 193-210, 2006.
- 6) 日本山岳会自然保護委員会：「いま、高山植物が危ない！」—高山帯におけるシカの食害について考える— 報告書, p. 75, 日本山岳会自然保護委員会, 2008.
- 7) 今泉忠明：アニマルトラック & バードトラックハンドブック，東京，自由国民社，2006。
- 8) 森林野生動物研究会編：フィールド必携 森林野生動物の調査 一生息数推定法と環境解析一，東京，共立出版，1997。
- 9) 矢竹一穂・梨本 真・島野光司・松本吏弓・白木彩子：ノウサギの生息密度推定法の現状と課題，哺乳類科学，42 (1), pp. 23-34, 2002.
- 10) 門崎允昭・犬飼哲夫：ヒグマ，北海道，北海道新聞社，2000.
- 11) 昌達慶仁：詳解 画像処理プログラミング，東京，ソフトバンククリエイティブ，2008.
- 12) Stephen G. and Warren J. : A Model for the Spectral Albedo of Snow. II : Snow Containing Atmospheric Aerosols, Journal of the Atmospheric Sciences, 37, pp. 2734-2745, 1980.
- 13) Warren J. and Stephen G. : A Model for the Spectral Albedo of Snow. I : Pure Snow, Journal of the Atmospheric Sciences, 37, pp. 2712-2733, 1980.
- 14) 菊地勝弘・大畑哲夫・東浦將夫：降雪現象と積雪現象，東京，古今書院，1995。
- 15) 大石 優・松永恒雄・中杉修身：航空機リモートセンシング画像に写った雪の上の足跡を用いた野生動物の個体数推定についての考察，日本リモートセンシング学会第44回学術講演会論文集, pp. 185-186, 2008.
- 16) 小宮輝之：日本の哺乳類，東京，GAKKEN, 2002.
- 17) Michael E et al. : Tracking of White-tailed Deer Migration by Global Positioning System, Journal of Mammalogy, 85 (3), pp. 505-510, 2004.
- 18) 揚妻直樹ほか：西北道胆振地方の森林内におけるエゾシカ生息密度，北海道大学演習林研究報告, 59 (2), pp. 61-66, 2002.
- 19) 梶 光一・宮木雅美・宇野裕之：エゾシカの保全と管理，北海道，北海道大学出版，2006。
- 20) 大石 優・松永恒雄：融雪により広がった野生動物の足跡抽出のための足跡判読支援アルゴリズムの改良とその有効性，日本リモートセンシング学会第46回学術講演会論文集, pp. 23-24, 2009.

〔著者紹介〕

●大石 優（オオイシ ユウ）



所属：筑波大学大学院システム情報工学研究科。1979年生。2003年日本大学生産工学部卒業。同年三菱スペース・ソフトウエア株式会社入社。2005年退社。2006年東京理科大学理学部二部卒業。2008年上智大学大学院地球環境学研究科修士課程修了。同年筑波大学大学院システム情報工学研究科入学。リモートセンシング画像を用いた野生動物及びその生息環境の調査手法に関する研究に従事。日本リモートセンシング学会、日本生態学会に所属。

E-mail : oishi.yu@nies.go.jp

●松永 恒雄（マツナガ ツネオ）



所属：国立環境研究所。1966年5月生。1990年東京大学工学部卒業。1992年同大学院工学系研究科修士課程修了。1997年同研究科より博士（工学）号授与。通商産業省工業技術院地質調査所研究員、東京工業大学大学院総合理工学研究科専任講師を経て、2001年10月より国立環境研究所社会環境システム領域主任研究員、2006年4月より同地球環境研究センター地球環境データベース推進室長。熱赤外域における温度放射率分離、珊瑚礁及び閉鎖性水域の環境モニタリング、月周回衛星用可視近赤外分光計の開発、広域植生変動解析の研究等に従事。1994年日本リモートセンシング学会論文奨励賞、2007年同論文賞受賞、日本リモートセンシング学会、日本海洋学会、物理探査学会、AGU、SPIE等に所属。E-mail : matsunag@nies.go.jp

●中杉 修身（ナカスギ オサミ）

国立環境研究所を経て、上智大学に奉職し、2009年3月で退職。化学物質、土壤・地下水汚染、廃棄物を中心に幅広い環境問題を対象としている。