

シカ目撃情報を活用したシカ出現予測手法の検討

江口則和（愛知県森林・林業技術センター，愛知県新城設楽農林水産事務所，
北海道大学大学院農学研究院）

石田 朗・釜田淳志・栗田 悟（愛知県森林・林業技術センター）

高橋 啓（特定 NPO 法人穂の国森林探偵事務所）

中西敬宏・佐藤亮介（株式会社マップクエスト）

筆者らは先行研究でシカがどこで捕獲しやすいかという「シカ出現予測モデル」を開発した。しかしながら、モデルの構築には調査に労力や費用のかかる GPS 首輪データが不可欠である。そのため、今後予測されるシカ個体数の増加や生育環境の変化に対応するための継続的なモデル更新が困難であった。そこで本研究では、低コスト広範囲にシカ存在データを収集することのできる地域住民からのシカ目撃情報に着目し、シカ目撃情報を活用したモデル更新手法を開発することを目的とした。GPS 首輪データと目撃情報データを、階層ベイズ法を用いて複合的に解析することで、GPS 首輪のみを用いたモデルよりも高精度な出現予測が可能となった。低コストモデル更新技術の可能性が高まったため、本成果は今後の効率的なシカ害対策に貢献できると考えられる。

キーワード：GPS 首輪，情報通信技術（ICT），階層ベイズ法，web アンケート

I はじめに

深刻化するニホンジカ (*Cervus nippon*, 以下、シカ) の森林被害対策として、捕獲駆除は必要不可欠である (10)。効率的な捕獲駆除を実現するため、筆者らはシカの存在しやすい箇所を推定できるモデルを構築し (以下、シカ出現予測モデル) (3)，この成果を地図上に表示できる無料アプリ「やるシカない！」として一般公開している (1)。このアプリは被害対策に有用であるものの、今後予測される個体数の増加や生息環境の変化に伴うシカ行動パターンの変化に対応できるように、モデルを定期的に更新しなければならない。2017 年 10 月現在、「やるシカない！」は GPS 首輪を用いたシカ追跡データで構築したモデル (以下、GPS モデル) を基盤としている。しかしながら、GPS 首輪による調査は労力的・費用的にコストがかかるため、GPS モデルを長期にわたって定期的に更新していくことは難しい。他の調査データを利用したモデル更新手法の構築が求められる。

モデルの更新には広範囲のシカ存在データが必要となるが、広範囲のシカ存在データを収集する方法として、地域住民からのシカ目撃の聞き取り調査が知られている。このシカ目撃情報を活用できれば、低コストにモデル更新を行うことが可能になると考えられる。しかしながら、目撃情報は回答者ごとのシカ識別力の違いによる影響を受けたり、同一の個体の情報を複数名から報告される可能性もあったりするなど、多くの誤差を含む可能性が高い。目撃情報を活用した新たなシカ出現予測更新モデル (以下、目撃更新モデル) を

構築するためには、これら誤差の問題を解決する必要がある。

誤差項を含むデータのモデリング手法として、一般化線形混合モデル (GLMM) が知られている。しかしながら、本研究では GPS モデルによる推定値を、誤差の多い目撃情報によって更新することを目指すため、既存の GLMM では対応できない。ところで、動物の個体数推定に近年よく利用される状態空間モデルの「観測方程式」では、それぞれ観測誤差の異なる複数の調査データ (例えば、区画法でのシカ発見数、糞塊法での糞塊発見数、出猟カレンダーでのシカ目撃数等) を従属変数、またそれらに共通する説明変数 (例えば、調査区域内のシカ密度)、さらに各観測誤差で連立のモデル式を組み、同時解析を行う (2,5)。その結果、各観測誤差を考慮に入れた係数推定を行うことができる。本研究でも、GPS データ及び目撃情報を従属変数として連立のモデルを作り、同様の解析を行うことで、目撃更新モデルを構築できるのではないかと考えた。本研究では、この手法によって目撃更新モデルを構築するとともに、GPS モデルとの精度の違いについて評価することを目的とした。

II 材料と方法

1. 対象地とデータ収集

対象地はシカ被害が深刻化している愛知県東部～長野県南部地域の里山地域とした。

シカの行動特性の把握するため、GPS 首輪を利用した行動調査を行った。愛知県新城市 (34.99°N, 137.50

EGUCHI Norikazu*, ISHIDA Akira, KAMATA Atsushi, KURITA Satoru, TAKAHASHI Akira, NAKANISHI Takahiro, SATO Ryosuke

Examination of a method in prediction for sika deer appearance by using a questionnaire of sika deer witness.
norikazu_eguchi@pref.aichi.lg.jp

°E) および豊根村 (35.12°N, 137.71°E) において, 2013 年 12 月～2017 年 2 月にかけて, 全方位解放型のオリ付囲いワナで推定 1-2 歳のシカ 13 頭を捕獲した (新城 8 個体, 豊根 5 個体)。GPS 首輪 (Tellus1D, Followit, AB, Sweden) を 2 個体に, GPS-アルゴス首輪

(TGW-4583-3 GPS/ARGOS, Tellonics, USA) を 9 個体に, GPS-イリジウム首輪 (GPS Iridium TrackM, Lotek, USA) を 2 個体に装着させ, 放獣後に測位間隔 2 時間で GPS データを取得した。調査期間は少なくとも 1 ヶ月以上とした。

シカ目撃情報を収集するため, 対象地域内の行政職員を対象としたシカ目撃 web アンケートを実施した。目撃時間, 箇所 (緯度経度), 頭数等を送信できるアンケートシステム (現在は <https://shikadoko.jp/> として運用中) を構築し, 2015 年 1 月から 2017 年 7 月末まで合計 849 頭分のデータを収集した。

2. モデル解析

(1) モデルの構成と利用データ

250×250m メッシュを単位としたシカの出現しやすさを推定できるモデルを以下のとおり構成した。

まず, GPS で測位した全時間に対する i 番目のメッシュにとどまっていた時間の長さを, メッシュ i におけるシカ s の存在確率 (ProbGPS [s, i], 以下, GPS 率) として,

$\text{ProbGPS}[s, i] = \text{GPSCount}[s, i] / \text{TotalGPSCount}[s]$... (1)
と定義した。ここで, $\text{GPSCount}[s, i]$ はシカ s のメッシュ i 内での測位数 (以下, 測位数), $\text{TotalGPSCount}[s]$ は調査期間内でのシカ s の全測位数 (以下, 全測位数) を示す。ただし, 測位情報がなかったメッシュは評価が難しいため解析から除いた。次に, メッシュ i におけるアンケートデータを基としたシカ の目撃確率 (ProbQ [i], 以下, 目撃率) を,

$\text{ProbQ}[i] = \text{CountQ}[i] / \text{TotalQ}$... (2)
と定義した。ここで, $\text{CountQ}[i]$ はメッシュ i 内でのシカ目撃数 (以下, 目撃数), TotalQ は目撃数合計を示す。目撃情報のなかったメッシュは評価が難しいため解析から除いた。最後に, メッシュ i でのシカの出現しやすさ (シカ出現期待値) は, 異なる調査法の間でも同一であると仮定し,

$\text{ProbGPS}[i]$ の期待値 = $\text{ProbQ}[i]$ の期待値 ... (3)
とした。なお, 日中と夜間でシカの行動パターンは異なる可能性があるため (3), 日中 (7:00-19:00) と夜間 (19:00-7:00) で別々にモデル化を行った。なお, TotalQ の値は日中で 549, 夜間で 300 だった。

各期待値を決定するパラメータとして, 地形及び植生を用いた。地形データはメッシュ内の最低傾斜 (degree) 及び平均標高 (m) とし, 「国土数値情報・標高傾斜度 5 次メッシュ」の GIS データ (<http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/jpgis/datalist/KsjTmplt-G04-b.htm>, 2017/8/1 アクセス) を利用した。植生データは, メ

ッシュ内の森林率, 農地率, 牧草地等率 (牧草地とゴルフ場を含む。) (いずれも%) とし, 「自然環境情報 GIS 提供システム・植生調査 (1/50,000 縮尺)」の GIS データを利用した (<http://www.biodic.go.jp/trialSystem/shpddl.html>, 2017/8/1 アクセス)。データはフリーの GIS ソフト「QGIS (8)」を用いて数値化した。

なお本研究での推定は, 階層ベイズモデルとして構築し, マルコフ連鎖モンテカルロ法 (以下, MCMC 法) で事後分布を推定する手法を用いた (以下, 階層ベイズ法)。

(2) GPS モデル

式中の「=」は不確実性のない決定論的過程を示し, 「～」は確率分布からの確率論的過程 (無作為抽出) を示す。

$$\text{GPSCount}[s, i] \sim \text{Bin}(p\text{GPSCount}[s, i], \text{TotalGPSCount}[s]) \quad \dots (4)$$

$\text{GPSCount}[s, i]$ は, $p\text{GPSCount}[s, i]$ ($\text{ProbGPS}[i]$ の期待値) を確率とする二項分布に従うと仮定。

$$\text{logit}(p\text{GPSCount}[s, i]) = \text{EnvironF}[i] + r\text{Sika}[s] \quad \dots (5)$$

$p\text{GPSCount}[s, i]$ はメッシュごとの $\text{EnvironF}[i]$, シカ ID 毎のランダム項 $r\text{Sika}[s]$ (=シカ個体毎の行動特性や GPS 首輪による誤差を表現) からなる関数と仮定。リンク関数は logit とした。

$$\begin{aligned} \text{EnvironF}[i] = & a[0] + a[1]*\text{森林率}[i] + a[2]*\text{農地率}[i] \\ & + a[3]*\text{牧場等率}[i] + a[4]*\text{最低傾斜}[i] \\ & + a[5]*\text{平均標高}[i] \quad \dots (6) \end{aligned}$$

$\text{EnvironF}[i]$ は植生及び地形 GIS データからなる関数と仮定。

$$a[j] \sim \text{Normal}(0, 100) \quad \dots (7)$$

$a[j]$ は平均 0, 標準偏差 100 の正規分布からの抽出であり, $j=0, 1, 2, 3, 4, 5$ である。

$$r\text{Sika}[s] \sim \text{Normal}(0, \sigma\text{Sika}) \quad \dots (8)$$

$r\text{Sika}[s]$ は平均 0, 標準偏差 σSika の正規分布からの抽出。

$$\sigma\text{Sika} \sim \text{Uniform}(0, 100) \quad \dots (9)$$

σSika は 0-100 の一様分布から抽出し, 幅の広い超事前分布を設定。

(3) 目撃更新モデル

式(4)～(9)に加えて以下を追加する。

$$\text{CountQ}[i] \sim \text{Bin}(p\text{CountQ}[i], \text{TotalQ}) \quad \dots (10)$$

$\text{CountQ}[i]$ は, $p\text{CountQ}[i]$ ($\text{ProbQ}[i]$ の期待値) を確率とする二項分布に従うと仮定。

$$\text{logit}(p\text{CountQ}[i]) = \text{EnvironF}[i] + r\text{Mesh}[i] \quad \dots (11)$$

$p\text{CountQ}[i]$ は, メッシュごとの $\text{EnvironF}[i]$ (式 (6) と共通), メッシュ番号毎のランダム項 $r\text{Mesh}[i]$ (=メッシュ毎に回答者数や意識等が異なるとし, 誤差として表現) からなる関数と仮定。リンク関数は logit とした。

$$r\text{Mesh}[i] \sim \text{Normal}(0, \sigma\text{Mesh}) \quad \dots (12)$$

$r\text{Mesh}[i]$ は平均 0, 標準偏差 σMesh の正規分布から

の抽出。

$\sigma \sim \text{Uniform}(0, 100)$... (13)

σMesh は 0-100 の一様分布から抽出し、幅の広い超事前分布を設定。

(4) MCMC 法による推定と収束診断

パラメータ推定のためのソフトウェアとして「JAGS3.4.0 (7)」を用い、フリーの統計ソフト「R (9)」内で計算した。初期値の影響や自己相関を避けるため、最初の 1 万回の試行データを切り捨て、以後 1 万回の試行データから 100 回毎にサンプルを抽出した。推定は異なる初期値を用いて 3 連鎖計算を行い、 $R\text{-hat}$ 値が 1.1 未満となっているときに連鎖が定常状態に収束していると判断した (4)。また、各係数の効果について、推定値の 95%信用区間 (CI) 下限が 0 より大きければ正の効果、95%CI 上限が 0 未満ならば負の効果があると判断した。

(5) モデルの評価

調査誤差を除いたシカ出現期待値 (すなわち $\text{logistic}(\text{EnvironF})$) と、GPS 率及び目撃率のあてはまりを、平均平方二乗誤差率 (RMSPE) で評価した。

III 結果

推定パラメータは全て収束した。GPS モデルの各パラメータについて、日中モデル、夜間モデルともにすべてのパラメータで正の効果 (森林率、農地率、牧場等率) もしくは負の効果 (最低傾斜、平均標高) が認められた (表-1)。また、目撃更新モデルの各パラメータについても、GPS モデル同様、日中モデル、夜間

モデルともにすべてのパラメータで正の効果 (森林率、農地率、牧場等率) もしくは負の効果 (最低傾斜、平均標高) が認められた (表-2)。各パラメータに関する正負の効果は GPS モデルと目撃更新モデルとで変わらなかったが、各パラメータの効果の大きさが GPS モデルと目撃更新モデルとで異なった (表-1,2)。

推定値の当てはまりを GPS モデルと目撃更新モデルとを比較したところ、GPS モデルよりも目撃更新モデルで誤差が小さかった (表-3)。

IV 考察

シカ目撃アンケートは全国各地で実施されているものの、回答結果は報告者の能力や意識、報告者数によって偏るなど、結果の利用については誤差に注意を扱う必要がある。特に、環境教育などでよく作成される目撃情報を基とした野生動物出現マップでは、特定の回答者からの大量の情報によって偏りが生じ、対象動物の本来の分布とは異なるマップになってしまう可能性もある。しかしながら、本研究で示した既存の GPS 首輪データと目撃情報とを、誤差を含めて複合的に階層ベイズ法で解析する手法では、GPS モデルで示された各パラメータの正負の効果も変わらないまま (表-1,2)、推定精度をより高くすることができた (表-3)。GPS 首輪調査を実施した時に発生するシカ個体毎の誤差と、目撃情報で発生する人による誤差とを、互いに相殺することができた可能性が考えられる。すなわち、本手法を用いれば、今後 GPS モデルを補完する形で目撃情報を活用できることが期待できる。前述の無料ア

表-1. GPS モデルのパラメータ推定値

パラメータ		日中モデル	夜間モデル
切片	a[0]	-3.61 (-4.12, -3.27)	-4.86 (-5.36, -4.29)
森林率	a[1]	0.07 (0.06, 0.07)	0.02 (0.02, 0.03)
農地率	a[2]	0.06 (0.05, 0.06)	0.03 (0.03, 0.03)
牧場等率	a[3]	0.08 (0.07, 0.08)	0.05 (0.05, 0.06)
最低傾斜	a[4]	-0.06 (-0.06, -0.05)	-0.04 (-0.04, -0.03)
平均標高	a[5] ($\times 10^{-2}$)	-0.05 (-0.06, -0.03)	-0.12 (-0.14, -0.10)

値は中央値 (95%信用区間 (CI) 下限, 95%CI 上限)。

表-3. 平均平方二乗誤差率 (RMSPE) による推定値の評価

モデル		対GPS率	対目撃率
GPSモデル	(日中)	495.10	208.99
	(夜間)	492.68	370.00
目撃更新モデル	(日中)	1.49	1.77
	(夜間)	1.42	3.55

表-2. 目撃更新モデルのパラメータ推定値

パラメータ		日中モデル	夜間モデル
切片	a[0]	-9.91 (-10.50, -9.24)	-6.56 (-6.97, -6.11)
森林率	a[1]	0.05 (0.04, 0.06)	0.02 (0.02, 0.02)
農地率	a[2]	0.04 (0.03, 0.04)	0.03 (0.02, 0.03)
牧場等率	a[3]	0.06 (0.05, 0.06)	0.05 (0.05, 0.05)
最低傾斜	a[4]	-0.05 (-0.06, -0.05)	-0.04 (-0.04, -0.03)
平均標高	a[5] ($\times 10^{-2}$)	-0.03 (-0.05, -0.02)	-0.11 (-0.12, -0.09)

値は中央値 (95%信用区間 (CI) 下限, 95%CI 上限)。

プリ「やるシカない！」(I)を将来にわたって低コストに更新していくためにも、本成果は有用なものになるだろう。

本研究では GPS 首輪データと目撃情報を基にしてモデルを構築したのだが、シカ存在確率を示すことのできる他の調査データがあれば、さらにモデルの精度が高まる可能性がある。例えば、国内の各地域で実施されているライトセンサス調査 (6) は、夜間のシカの出現場所を示す重要なデータとなる。特に深夜は目撃情報の報告数も少なくなったため、本研究でも夜間モデルの係数の更新は切片以外ほとんど認められなかった (表-1,2)。ここでライトセンサスデータをモデルに組み込めば、夜間モデルの精度が高まり、主に夜間に実施されるワナ捕獲に貢献できる可能性がある。先行研究で、GPS 首輪データとライトセンサスデータと組み合わせた手法について検討しているため (3)、今後は、GPS 首輪データ、目撃情報データ、ライトセンサスデータを活用する手法を検討することも必要と考えられた。

本研究により、シカ目撃情報を利用した目撃更新モデルを構築することができた。このモデルを用いることで、シカ出現予測モデルの更新を低コストに実施できる可能性がある。また、地域住民との協同によって効率的なシカ害対策が可能となるため、被害対策として欠かすことのできない地域住民の意識向上にも貢献できるだろう。以上の点から、本成果は、今後の効率的なシカ害対策に貢献できると考えられる。

謝辞

本研究は、平成 28 年度農林水産省委託プロジェクト研究・農林水産分野における気候変動対応のための研究開発、2016 年度住友財団環境研究助成、平成 29 年度戦略的情報通信研究開発事業 (SCOPE) 地域 ICT 振興型研究開発、第 28 期プロ・ナトゥーラ・フアンド助成の支援を受けて実施しました。

引用文献

- (1) 江口則和 (2016) シカ出現予測マップの開発：シカ害対策支援アプリ「やるシカない！」. 森林技術 894: 8–10
- (2) 江口則和・石田朗・山下昇・高橋啓・鈴木千秋・岡田良平・佐藤亮介 (2015) 愛知県東部地域におけるニホンジカの個体数指標の推定. 中森研 63: 21–26
- (3) 江口則和・石田朗・山下昇・高橋啓・鈴木千秋・佐藤亮介 (2016) GPS-アルゴス首輪を用いたニホンジカの行動特性の評価. 中森研 64: 25–28
- (4) Gelman A, Carlin JB, Stern HS, Dunson DB, Vehtari A, Rubin DB (2013) Bayesian Data Analysis, Third Edition. Chapman & Hall/CRC Texts in Statistical Science
- (5) Iijima H, Nagaike T, Honda T (2013) Estimation of deer population dynamics using a bayesian state-space model with multiple abundance indices. J Wildl Manage 77: 1038–1047
- (6) 石田朗・江口則和・山下昇・高橋啓 (2015) 愛知県三河山間地におけるニホンジカのライトセンサス—秋と春の調査結果から—. 中森研 63: 19–20
- (7) Plummer M (2003) JAGS: A program for analysis of Bayesian graphical models using Gibbs sampling. Proc. 3rd Int. Work. Distrib. Stat. Comput. (Dsc): 1–10
- (8) QGIS Development Team (2015) QGIS Geographic Information System. v 2.18.7- Las Palmas. Open Source Geospatial Found. Proj
- (9) R Core Team (2015) R Development Core Team. R A Lang. Environ. Stat. Comput. Vienna, Austria
- (10) Simard MA, Dussault C, Huot J, Côté SD (2013) Is hunting an effective tool to control overabundant deer? A test using and experimental approach. J Wildl Manage 77: 254–269.