TUMSAT-OACIS Repository - Tokyo

University of Marine Science and Technology

(東京海洋大学)

継時的標識再捕データを用いたベイズ的状態空間モ デルによるミナミハンドウイルカTursiops aduncusの資源動態解析

メタデータ	言語: jpn
	出版者:
	公開日: 2021-06-21
	キーワード (Ja):
	キーワード (En):
	作成者: 片山, 佳実
	メールアドレス:
	所属:
URL	https://oacis.repo.nii.ac.jp/records/2163

修士学位論文

継時的標識再捕データを用いたベイズ的状態空間モデル によるミナミハンドウイルカ Tursiops aduncus の

資源動態解析

平成29年度

(2018年3月)

東京海洋大学大学院 海洋科学技術研究科 海洋管理政策学専攻

片山 佳実

目次

第1章 背景と目的1
1.1 標識再捕法による生存率推定·資源量推定1
1.2 ミナミハンドウイルカの生態学的背景2
1.3 御蔵島個体群2
1.4 目的
第2章 資料
2.1 御蔵島での個体識別調査5
2.2 発見履歴
2.3 変数定義11
第3章 方法12
3.1 標識再捕記録を用いた生存率推定; CJS モデル12
3.2 標識再捕記録を用いた資源量・生存率・移住率推定 ; JS モデル14
3.3 モデル定義(生活史ステージ、性別、年変動)16
3.4 ベイズ推定の方法と事前分布18
3.5 モデル診断
第4章 結果
4.1 生存率の推定結果
4.2 モデル診断の結果
4.3JS 資源量・移住率の推定結果
第5章.考察
5.1 御蔵島ミナミハンドウイルカの年間生存率推定値について
5.2 生活史ステージによる生存率の差の検証41
5.3 性別による生存率の差の検証
5.4 生存率の年変動に関する検証
5.5 他海域等における先行研究との比較43
5.6 生息地の利用と環境収容力 44
5.7 本研究の意義:資源保護への貢献
5.8 今後の課題
謝辞
参考文献
付録

第1章 背景と目的

1.1 標識再捕法による生存率推定・資源量推定

海棲哺乳類の個体群動態に関して、最も基本的且つ重要な役割をもつパラメータの一つが生存 率である.生存率は個体群動態への影響力が大きく、生態学的に重要であるにも関わらず、海棲 哺乳類特有の生息域の広さや寿命の長さ、加えて調査を行う際の政治的・経済的な問題など様々 な理由から、長期的なモニタリングが困難であり、生存率の推定や個体群動態に関する研究が十 分でないことが多い.生存率は性別や生活史ステージによって異なると考えられ、さらに同一個 体群中においても年変動や周期的な変動の傾向を示すことも考えられる(Stanton and Mann 2012).特に複雑な個体群を構成し、集団内での個体の役割分担などといった高度な社会構造をも つと言われている小型鯨類などにおいては、どのような要因によって生存率が異なるかを明らか にすることで、繁殖生態や分布などの理解にも役立つと考えられる.さらに生存率や個体群動態、 資源量の解明は、個体群の管理手法や保護政策を設定する際にも、より適切な選択をするのに役 立つと考えられる(Gimenez *et al.* 2007; Kery and Schaub 2012).

原則として,最も簡易的に考えると生存率とは,ある時点での発見個体数に対する後の時点で の発見個体数の割合である.発見が完全であれば発見個体数=生存個体数と言えるため,一定時 間のあいだにどれだけの個体が死亡したかを観察することによって生存率を表すことができる. しかしながら野生鯨類などを対象とした場合,発見は完全でないため,生存しているのに発見で きない個体が存在し,「非発見の生存」と「死亡」を区別することができない.

そこで、鳥類や哺乳類の個体群に対して標識再捕法という資源量や生存率、発見率、個体群の 成長率などを推定する方法が開発・利用されてきた.特に Cormack-Jolly-Seber (CJS) model と いうモデルは閉鎖空間での個体ごとの複数回の発見記録が得られる状況を仮定して、生存率を推 定するモデルである (Kery and Schaub 2012).個体ごとの記録を用いるには群れの中の個体を 識別する必要があり、一般的に標識再補法が用いられる.

標識再捕獲法の枠組みとは、基本的にある時点に個体を捕獲し標識を付与した後、即時に放流 する.標識は個体ごとに異なる固有のものを用いる.その後の調査で再捕獲(再発見)された個体に 関して、標識から個体を識別し再捕獲の情報を記録、再び放流することを繰り返すことである. この方法により、標識個体の複数回の記録から資源量や生存率を推定する.海棲哺乳類を対象に 標識再捕獲法を適用した例では、Banks Peninsula (New Zealand)のセッパリイルカ (Gormley *et al.* 2012) やGulf of St. Lawrence(Canada)のナガスクジラ (Ramp *et al.* 2014)の生存率推定 に関する研究などがある.

CJS モデルに加え,閉鎖集団に対する推定方法の発展により,出産や移出入がある場合を仮定 して生存率と加入率の両方を同時に推定する,Jolly-Seber (JS) model が開発された (Schwarz, 2001).制限つき占有モデルや多状態モデルなどが適用され、個体群にどのタイミングでどの個体が加入したかを、推定により求めることができる.このモデルでは標識がついた個体のみを扱う CJS モデルと異なり、新たに未標識個体をモデリングすることで資源量推定を可能にした (Schwarz, 2001).

1.2 ミナミハンドウイルカの生態学的背景

本研究における対象生物はミナミハンドウイルカ Tursiops aduncus である.分布は東アフリ カ,インド洋から太平洋西部にかけての温暖な海域から熱帯の海域の特に沿岸部や島嶼部である (Reeves and Horokou NDF Workshop WG5-CASE STUDY).日本やその近隣海域では、小笠原 諸島,伊豆諸島の鳥島や御蔵島,沖縄,奄美大島,天草下島,鹿児島湾,京都府の栗田湾,石川 県の能登島,台湾,香港,中国,東シナ海などの海域で発見されている (Brownell and Funahashi SC/65a/SM26; Shirakihara *et al.* 2002; Kogi *et al.* 2004; Wang *et al.* 2000).資源量は海域ごと に大きく異なり、例えば現段階での最大の個体数といわれるバングラデシュで 2239 頭 (95%CI: 1985-2524)と推定されている (Mansur *et al.* 2012)が、一方で比較的小さい個体群に関して、 南ザンジバル周辺に生息する個体群は 120 頭 (95%CI: 97-149)と推定されている.

ミナミハンドウイルカの個体群動態的パラメータの生態学的な特徴について、生活史ステージ や性別による差の有無に関する研究もなされている.ライフスパンに関する研究は多くは無いが、 Fernandez and Hohn (1998) による歯の成長層を用いた年齢査定に関する研究から、最高齢の雄 が 33歳、雌が 41歳とされている.また、最も近縁種とされるハンドウイルカを対象とした研究 において、生存率の性差に関して複数の海域の研究により、雌の方が雄よりも高い生存率を持つ という結果が示されている(Stolen and Barlow 2003).さらに Currey et al. (2009) の研究より、 生活史ステージによる生存率の差が示された.

1.3 御蔵島個体群

御蔵島では、1994年に発足した御蔵島バンドウイルカ研究会によって個体識別調査が開始された.調査体制が変わりながらも、個体識別調査そのものは現在まで続いており、御蔵島周辺で観察された個体に関する23年分の情報が蓄積されている.本海域で行われている調査では、水中でシュノーケリングを行いながら、直接観察及びビデオ撮影により、体表面の傷など自然標識を手がかりに発見個体や撮影個体を記録する.鯨類調査の最も一般的な手法とも言える船上からの観察を主な方法とする調査などでは、背びれの自然標識しか観察できず、ひれや背面の観察だけでは個体識別はできるが雌雄を判別することはできない.一方で、御蔵島ミナミハンドウイルカの調査では水中での直接観察が可能なため、性別に加え生活史ステージの情報も得ることができる.

図 1 は個体識別調査で記録された 2003 年から 2016 年の年毎かつ Adult, Subadult, Juvenile, Neonate という 4 つの生活史ステージごとの合計識別個体数である.

同海域での 20 年以上にわたる継続した個体識別調査により,例えば近年 8 年間で毎年再発見さ れた個体数は個体群中で 36.7%に上るなど,御蔵島周辺海域において,ある年に識別された個体 が後の年に連続して記録されることが多いことも分かっている.冬の期間(およそ 11 月~2 月)は 個体識別調査や観光ドルフィンウォッチングが行われないため,同海域にいるという証拠の記録 は無いが,少なくとも冬以外の季節は複数年にわたり同一個体を含む群が御蔵島周辺海域に分布 している.

しかしながら、御蔵島からの個体の移出も発生しており、本個体群は地理的に閉鎖していると は言えない. 個体識別により移出個体の把握が可能なことから、過去 20 年の間に複数回,移出が 確認されており、年でまとめると 2008 年,2010 年には少なくともそれぞれ 16 頭,10 頭の大規 模な移出が確認されている(Tsuji *et al.* 2017).



図1. 2003~2016年の個体識別調査で記録された合計識別個体数と4つの生活史ステージ毎の識 別個体数

1.4 目的

1994年から御蔵島で行われている個体識別調査より,1年間に発見され識別される個体数は毎年あまり変わらず,さらに 2003 年から 2016 年までに発見された 286 頭のうち 29 個体は全 14

年で毎年連続して観察されていることが分かっている.しかし,このように経時的な調査努力と 観察記録の蓄積がありながら,同個体群に関する個体群動態的パラメータの解析などは十分に行 われていない.

そこで、個体群動態及びそれに作用するパラメータを明らかにするため、本研究では個体識別 調査による豊富な個体ごとの標識再発見データを用いて、御蔵島周辺に定住していると考えられ るミナミハンドウイルカ個体群の個体数および生存率を推定することを目的とした.調査におけ る観察は完全ではなく、CJSモデルにおいての永久的な移出と死亡は区別できないため、今回扱 う生存率は全て移出などを含む「見かけの生存率」となる.また、ミナミハンドウイルカの生態 学的な観点から性別や生活史ステージごとに寿命や生存率が異なるといった知見があるため、本 研究では生活史ステージおよび性別ごとの生存率を推定し、生態学的カテゴリーの違いによる生 存率の差についての検証を行うことも目的とした.また、14年間で生存率に継時的な変動が見ら れるかについて、年ごとに生存率を推定し、その挙動を明らかにすることを目的とした.

資源量推定については、JSモデルを用いて資源量や生存率、加入率も同時に推定し、個体識別 調査により得られた総識別個体数との比較やCJSモデルにより推定された生存率との比較を行う ことを目的とした.

第2章 資料

2.1 御蔵島での個体識別調査

調査海域は,東京都の伊豆諸島御蔵島の周辺海域である. 御蔵島は東京から南に約 200km 離れた,太平洋に浮かぶ一周約 17km,面積約 20.6km²の休止火山島である(北緯 33-52', 東経 139-43'; 図 2).

1994年、観光ドルフィンウォッチングの影響を評価するため、個体数の把握を目的として個体 識別調査が開始された.一連の野外調査の流れおよび調査で得られる映像データの記録様式につ いて以下に紹介する.調査の時期は、御蔵島での観光ドルフィンウォッチングが行われる時期に 準じており, その期間は3月下旬から 11 月上旬である.そのうち, 実際に調査を行う期間は詳細 に定められていない. 年毎に参加する調査者の都合によって異なるが,およそ5,6月から10月 までの間で天候など考慮し、断続的に行われる.調査範囲は岸から約 300m以内の御蔵島の外周 であり、出港から帰港までを1回の調査とする.近年では、1出航あたり約2時間を目安として 調査が行われている.調査が行われる時間帯は大きく分けて3つであり,早朝(6~8時),午前(9 ~11時),午後(2~4時)がある.天候や海況が許す場合でも1日最大出航回数は3回までと定め られている. 調査に用いられる船は定員 10 名ほどの小型漁船(図 3)で, 調査者は商業イルカウォ ッチング船に便乗して調査を行う.航行中にイルカの群れを発見した際,船上からの観察だけで なく、海に入り直接観察とビデオ撮影を行う.シュノーケリングでイルカを観察し、一頭一頭ひ れの欠けや体表面の傷などの自然標識を撮影する. イルカが去った後は船に戻り, 同じ群れまた は別の群れを捜し、多い時で8回ほど入水を繰り返す.帰港後は、調査ごとに撮影したビデオ映 像の解析を行う.調査航路は天候や海況,他船の状況などを考慮して決められるため日によって 様々であり、イルカの発見も日和見的である.また、調査の時間帯もランダムであり、時間帯に よる行動の違いはあると考えられるが、発見のしやすさには大きな影響が無いと仮定する、御蔵 島で発見されるイルカの群は、多くの場合 2、3 頭から 10 頭前後であり、個体群全体に対する 1 回の調査で発見できる個体数の割合はたいてい小さくなる.

 $\mathbf{5}$



図2. 御蔵島および伊豆諸島周辺地図



図3. 個体識別調査時に使用した船(例)



図 4. 御蔵島周辺のミナミハンドウイルカ個体群に見られる自然標識

御蔵島周辺で観察されるミナミハンドウイルカの体表面にはダルマザメの食痕と考えられる円 形の傷がよく見られる(図 4). これらの傷痕は個体識別や鯨類の系群構造の研究において自然標 識としてしばしば用いられる (e.g. Bando *et al.* 2010; Moore *et al.* 2003). したがって,本個体 群における個体識別は人工のタグなどとは異なり,自然についた食痕やひれの欠けなどを手がか りに行われる. 御蔵島での調査方法により,イルカ1頭に対し,3 つ以上の異なる自然標識を確 認された個体が識別可能な個体とされ,その時点で個体ごとの傷の箇所や個数,様子などが詳細 に描かれたカタログが作成される. 識別可能な個体に新たに食痕などの自然標識がついた場合は, その時までについていた自然標識を注意深く確認し,新たな傷をもつ個体と同一個体であること が判断できたらカタログを更新する. 調査者が帰港後に行う映像解析では,カタログを用いて映 像に映っていた個体を識別して記録する. 個体によっては 20 年以上前から蓄積・更新されてきた カタログが存在する. このようにして各個体の自然標識を手がかりに標識再捕法のフレームワー クを適用する.

一般的に、鯨類の観察や目視調査では、船上からの観察しか行うことができない場合が多い. そのため、自然標識として利用することができるのは、ひれの欠けや背面の一部のみである.こ れに対し、自然標識による個体識別に加え水中での直接観察が可能なことから、生殖器官部分な どの観察により性別が判明したり、体の色や大きさ、同伴個体の有無・行動の違いなども併せて 観察できることから、生活史ステージを定めたりすることができる(Kogi *et al.* 2004 の定義参 照).生活史ステージは経年的に変化するが、個体識別が可能であるため同一個体の情報を、年 をまたいでも確実に参照することができる. 年齢は, 調査初年が 1994 年であるため, 94 年以降 に生まれた出生年が分かる個体に関しては有効だが, そのほかの個体には用いることができない. そこでステージという分類を用いることで, 御蔵島での調査初年度から発見されていて年齢がわ からない個体に関しても振り分けることができるようになり, 全個体への適用が可能となる.

2.2 発見履歴

解析に用いたデータは、2003 年から 2016 年までの 14 年間で行われた計 889 日の調査で得ら れた 286 頭の総識別個体ごとの発見履歴である.年ごとの合計調査日数と合計識別個体数は表 1 の通りである.

表1. 年間合計調査日数及び合計識別個体数

年	調査日数	識別個体数
2003	32	155
2004	42	136
2005	92	162
2006	79	159
2007	88	164
2008	65	143
2009	62	141
2010	61	133
2011	53	107
2012	61	116
2013	69	118
2014	61	124
2015	64	132
2016	60	142

発見される頻度は個体によって異なっており, 複数年にわたって見つかっている個体の中でも, 散らばりが見られた.調査開始年である 1994 年から 2002 年までのデータは, 調査努力量の違い や個体識別の質的影響,出生から1年以内の Neonate 個体に関する記録方法の違いなど複数の要因を考慮し今回の解析からは取り除いた.

CJS モデルの解析に用いた資料として,調査者によるビデオ映像の解析の際に記録された,個体ごとの発見/非発見の情報を用いて,調査日ごとにまとめ,発見履歴を作成した.表2のように,発見履歴は行列型のデータであり,各行には個体ごとの情報,各列には調査日ごとの情報を記録した.ある個体がある調査日に発見されたら対応する行列のマスに1を,発見されなかった場合は0を記録した.調査者による映像解析の時点で,映像に映っている個体が識別できなかったり,曖昧な記録しか無かったりした場合は,発見履歴では非発見とした.発見個体の識別と同時に,発見時点での各個体の性別や生活史ステージも解析に用いた.

	1日目	2日目	3日目	4日目	
個体1	1	1	0	0	1
個体 2	0	1	0	1	0
個体 3	1	0	1	0	0
個体 4	1	0	1	1	0
個体 5	0	1	1	0	1
	1	1	1	0	0

表 2. CJS モデルの解析に用いた発見履歴の様式(個体ごと調査日ごとの発見/非発見)

調査における仮定及びモデル上でのしたがうべき仮定として、以下の6点が挙げられる.

- 標識は失われない.これは自然標識を用いているため食痕や欠けなどの標識は復元される こと無く生涯残り、一度ついた標識が失われることを考慮する必要は無い.さらに、標識 再捕法のフレームワークを適用する際に注意すべき点の一つである、標識をつけたことに よる生存率の低下の影響も無視することができる.
- 発見はランダムである.これは調査航路が決まっていないことからランダムといえるが、
 実際は発見された(撮影された)個体のうち識別しやすさが一様ではない.したがって,発見
 履歴上では潜在的に外見の特徴による識別しやすさ,行動や群のパターンによって発見率
 が左右される.
- 3. 全ての個体は同じ発見率をもつ.特に JS モデルでは標識個体も非標識個体も同じ発見率で あることが重要である.
- 4. 対象の個体群は開放集団である.調査期間中の14年間の間に出生や移出が確認されている.

CJS モデルでは閉鎖個体群への適用を仮定しているため,移出をモデリングできず発見率の過小推定すなわち生存率の過大推定を引き起こす.

- 識別はいつも間違いなく記録される.部分的な識別番号の記録ミス等は本研究の解析の際に訂正し、取り除くデータの数が少なくなるようにした.また、ビデオ映像の解析を行う人物による個体識別の質が偏らないよう、調査者間での確認を念入りに行った.
- 調査海域は一定である.当然の仮定のようではあるが,調査航路は一定でなく厳密な調査 海域面積は一定でない.しかし,御蔵島周辺に生息する個体群を対象にした解析としては 十分であると考えられる.

これらの仮定が崩れると推定結果に偏りがもたらされる.今回扱うモデルにおいては特に条件付 確率が用いられているため、あるパラメータが偏りを持つと他のパラメータに負の影響が及ぶ.

また,JSモデルでは調査日ごとの発見履歴ではなく,年単位の発見履歴を別途作成し,解析に 用いた.生存率や資源量,加入率の推定において,日ごとの確率を表す各パラメータよりも,年 毎のパラメータに焦点を当て,推定を行った.年ごと個体ごとの発見履歴は,調査日ごとの発見 履歴の情報を要約し作成した.ある年に行われた複数回の調査のうち,少なくとも1回発見され た個体はその発見頻度に関わらず,その年に見つかったとして,対応する個体の対応する年に1 を記入した.調査期間の途中の年で新たに出生や加入があった場合,新規個体として初めて発見 された年からの発見履歴を組み込んだ.したがって,CJSモデルに用いた行列型の発見履歴と同 様に,解析に用いた14年間のデータを用いて286頭の総識別個体を行に,2003年から2016年 を列に与え年毎の発見履歴を作成した(表3).

	2003	2004	2005		2016
個体1	1	1	0	0	1
個体 2	0	1	0	1	0
個体 3	1	0	1	0	0
個体 4	1	0	1	1	0
個体 5	0	1	1	0	1
個体 6	0	0	0	1	0
	1	1	1	0	0

表 3. JS モデルの解析に用いた発見履歴の様式(個体ごと年ごとの発見/非発見)

2.3 変数定義

まず始めに,2003 年から 2016 年にわたる複数年の調査により得られる個体ごとの発見履歴デ ータに加え,対応する個体・調査日ごとに性別や生活史ステージに関する情報が得られる.この ことから,本研究では生存率において(1)生活史ステージ,(2)性別という2つの生態学的カテゴ リーごとに層化して推定を行った.また,経年変動についても,各年で層化して推定を行った. 性別は個体ごと,生活史ステージは個体と調査日ごとに異なるため,カテゴリー変数を以下のよ うに定義した.

 $t(d) \in \{1, 2, \dots, 14\}$ $x_i(d) \in \{1, 2, 3, 4\}$ $g_i \in \{1, 2\}$

調査日d が属する年t(d)は 2003-2016 年の 14 年間のデータを用いた. 個体iの調査日dのとき の生活史ステージ $x_i(d)$ については kogi et al. (2004)の定義にしたがい、4 つのグループ(Adult, Subadult, Juvenile and Neonate)を用いた. 個体iの性別は g_i (雄と雌)で表し、生殖器官部分の観 察により判断される. 出生後すぐは合計観察時間の少なさから、生殖器官部分の観察が十分に行 えず、性別が判断できない場合が多いが、その期間は性別不明として記録する. 性別は経年変化 しないため、後の観察で個体識別により同一個体の性別が判明した時に、それまでの発見時の性 別情報を補完した.

第3章 方法

3.1 標識再捕記録を用いた生存率推定; CJS モデル

調査日ごと個体ごとの発見履歴をデータとし、個体の初発見以降の記録を用いて生存率を推定 するため、CJS モデルを用いた.発見履歴における非発見の場合の、「生存」と「死亡」を区別す るため、確率的なモデルが適用される.状態空間モデルは近年特に、有用で柔軟な推定のフレー ムワークとして野生生物の動態を推定する方法として利用・発展が進んでいる (Buckland *et al.* 2004; Gimenez *et al.* 2007). CJS モデルには、個体識別では無く調査ごとの合計発見数や再発 見のタイミングをデータとして用いて、M-array という型に当てはめて推定する方法もある.こ の方法の特徴は多項分布を仮定して推定する点である.しかし、この方法は集約されたデータを 扱うため、柔軟性は低い.本研究では、豊富な調査努力量と個体識別情報の蓄積を活かし、標識 再捕記録を適用した.具体的には、個体ごと調査日ごとの発見履歴を用い、ベイズ的状態空間モ デルを仮定し御蔵島ミナミハンドウイルカ個体群の生存率を推定した.

状態空間モデルは、状態過程と観察過程から構成されている.状態過程は私たちが観察できな い生物の真の状態,つまり生存か死亡かを表す時系列的な過程であり,潜在変数 Z を用いて表す. 潜在変数 Z は行列型で個体ごと調査日ごとに与えられ、個体iが調査日dのとき生存なら 1,死亡 なら0の2数のみをとる変数である.ある個体が発見された時点の状態は必ず生存であるが、実 際の場合では、調査期間中の全調査日のうち全て発見ということは少なく、何回かしか発見され ないという場合がほとんどである.したがって、複数回の発見の間においては、一度死んで再び 生き返り発見されることはあり得ないため、個体の最初の発見から最後の発見までの間は必ず生 存していることが分かる.しかしながら、ある個体の最後の発見以降は、調査期間の最終日まで の状態を判断することはできない.そこで潜在変数を用い、非発見の生存と死亡を推定する.

生存率 φ は $\varphi_{t(d),g_ix_i(d)}$ としてt年の生活史ステージx性別gの個体iが調査日dからd+1まで生き 残る確率を表す.私たちは、1日当たりの生存率よりも年間生存率の推定に最も興味があったた め、日ごとの記録を用いて年間生存率を求めるため以下のように定義した.

$$\widetilde{\varphi} = \varphi^{\frac{1}{365}}$$

ここで,調査日dからd+1まで生き残る確率(1日当たりの生存率)を $\varphi^{\frac{1}{365}}$ とした.したがって状態過程における個体iの調査日d+1の状態 $Z_{i,d+1}$ の条件付確率は調査日dの状態と生存率の積を確率としたベルヌーイ分布に従うとする(式(1)).

$$Z_{i,d} \in \{0,1\}$$

年間生存率は0から1の間をとり、ベルヌーイ分布の確率を表す部分には潜在変数 $Z_{i,d}$ との積を 用いることによって、個体が生存していれば確率 $\varphi^{\frac{1}{365}}$ がかかり、死亡していれば0になる、一度 死亡するとその後も0が続くように定義されており、式の定義においても死亡した個体が生き返 ることは確率的に0である. CJS モデルでは個体の初発見からそれ以降の状態について、1日前 までの状態を条件付として生存率および生存か死亡かという状態を推定する. 初発見日は個体に よって異なる. したがって、ある個体についてのモデリングは初発見の日が調査期間の中盤であ ったとしても、その時期や年に関わらず、初発見日からそれ以降に対して行われる.

ベルヌーイ分布とはコイントスのように、1回の確率的な試行における結果が2通りしかない (表か裏のみ)ような、ベルヌーイ試行と呼ばれる試行において、どちらかが起こる確率が従う分 布である.2項分布の、ある確率変数1個についてそれが従う分布とも言える.

$$Z_1, Z_2, \dots, Z_n \sim Bern(p)$$
$$Y = \sum_{i=1}^n Z_i = Z_1 + Z_2 + \dots + Z_n \sim Bin(n, p)$$
$$P(Y = y) = \binom{n}{y} p^y (1 - p)^{n-y}$$

例えば確率変数Zはそれぞれが確率pのベルヌーイ分布に従い,確率変数Yは全てのZの合計で表 され,Yはサンプル数n,確率pの二項分布に従う.

ベルヌーイ試行の結果は 1 と 0 のみを用いて表され,例えば成功する確率(y = 1) を p とする と失敗する確率(y = 0) は q = (1 - p)となり,一般的に次のように表される.

$$p(y) = p^{y}(1-p)^{1-y} = \begin{cases} p & (y=1) \\ 1-p & (y=0) \end{cases}$$

続いて, 観察過程は人間による調査などにおいて, ある調査日にある個体を発見できるか否か, を表す過程である.時系列的な状況を表す状態過程とは異なり, 観察過程はある同一の時点にお ける真の状態に対して, とり得る観察データを確率的に表した過程である.発見データYは潜在変 数 Z と同様に 0 か 1 のみを取る変数であり, 個体iが調査日dに発見されたら 1, 非発見なら 0 で 表される.したがって発見履歴の中身は 0 または 1 のみで表される.観察過程は状態過程の条件 付で表され, これもベルヌーイ分布に従うとする (式(2)). それぞれの日ごとの発見は独立である が、その日の状態には依存する.その確率は個体が生存している場合には発見率pで発見され、死亡の場合には確率1で発見されないように定義する. $p_{t(d),g_ix_i(d)}$ はt年の生活史ステージx性別gの個体iが調査日dに発見される確率である.

$$Y_{i,d} \in \{0,1\}$$

$$Y_{i,d} | Z_{i,d} \sim Bern(Z_{i,d} \cdot p_{t(d),g_i,x_i(d)})$$
(2)

以上のモデルでベイズ推定を行うときの事後分布は

$$p(\varphi, p, Z|Y) = \frac{\prod_{t} P(Y_t|Z_t, p) P(Z_t|Z_{t-1}, \varphi) P(p) P(\varphi)}{\iint \cdots \int P(Y_t|Z_t, p) P(Z_t|Z_{t-1}, \varphi) P(p) P(\varphi) \, d\varphi dp dZ_1 \cdots}$$
(3)

と定義される. ベイズの定理に従い,発見データYを与えたときのパラメータφ, p, Zの事後分布は, 事前分布と尤度の積に比例する. 尤度関数には,上記の状態空間モデルの定義を用いる. 式(1), (2)より,ベルヌーイ分布の尤度関数は

$$P(Y_t|Z_t, p) = Z_{i,d} p_{t(d),g_i,x_i(d)}^{Y_t} \left(1 - Z_{i,d} \cdot p_{t(d),g_i,x_i(d)}\right)^{1-Y_t}$$
(4)

$$P(Z_t|Z_{t-1},\varphi) = Z_{i,d}\tilde{\varphi}_{t(d),g_i,x_i(d)}^{Z_t} \left(1 - Z_{i,d} \cdot \tilde{\varphi}_{t(d),g_i,x_i(d)}\right)^{1-Z_t}$$
(5)

となる.一つの行列型発見履歴データを与え、パラメータだけでなくすべての個体ごと調査日ご との潜在変数に関して積分が行われる.そのため、計算の負荷は比較的大きくなる.

3.2 標識再捕記録を用いた資源量・生存率・移住率推定; JS モデル

CJS モデルと同様の仮定のもとで、個体ごと年ごとの発見履歴を用いた拡張モデルとして、資源量の推定に焦点を当てたモデルが JS モデルである.自然な状態で個体群が存在するとき、不特定のタイミングで、新たな個体が加わったり対象個体群から消えたりする.新たに加わる場合は出生や他の海域からの移入が考えられ、消える場合は死亡や永久的な移出として説明される.それらの個体の由来や行き先は識別して明らかにすることができないが、柔軟なパラメータ化によりそれらの事象をモデリングに組み込むことができる.調査期間中に一度も発見されなかった個体についても、移住率が同時に推定されることにより、資源量推定に含まれる.御蔵島ミナミハンドウイルカ個体群の調査においても、出生後一度も発見されずに死亡した Neonate は潜在的に

+分存在しうるが、CJS モデルでは一度も発見されなかった個体は発見履歴に含まれないため、 そのような Neonate の存在は解析の際考慮されていなかった.しかし、JS モデルは開放個体群 を扱うことができるため、特に見落としが起こりやすいと考えられる Neonate についても、考慮 して個体数を推定することができる.

一方で,野生の海棲哺乳類の標識再捕調査などにおいては,発見個体数が調査時ごとに大きく 異なり,個体間での合計発見回数のばらつきもしばしば見られることから,標識再捕獲記録を用 いた JS モデルは資源量推定にはあまり用いられないことも議論されている(Pace *et al.* 2017). 本研究では,御蔵島ミナミハンドウイルカの豊富な個体識別記録を用いて,ベイズ的アプローチ で生存率および資源量の推定を行った.

状態空間 JS モデルでは, 調査期間中に一度も発見されなくとも, 個体群に存在しうる個体数を M 頭と仮定し, 1 年目に発見される個体は全て初発見とされ, 2 年目以降に発見される個体は初 発見の個体と再発見の個体の両方が存在することを考慮して, ある個体が調査海域で初めて発見 される(加入)タイミングを確率的に表すモデルを作成する.発見履歴上の初発見の年を加入とし, 加入以降の発見/非発見の情報は CJS モデルと同様に生存率の推定に用いられる.

状態空間モデルを用い、1年目の状態過程は加入率のみで表される. 年t = 1における加入率を γ_1 とすると個体iの状態の確率分布は

$$Z_{i,1} \sim Bern(\gamma_1) \tag{6}$$

と表される.したがって、年t = 1に加入するか否かは加入する場合は1、しない場合は0で表され、その確率は γ_1 である(式(6)).2年目以降は、調査期間内のどこかの時点で1回は発見される 個体も、1回も発見されない個体も一つの式を用いて以下のように表される.

$$z_{i,t+1}|z_{i,1}, z_{i,2}, \cdots, z_{i,t} \sim Bern\left(z_{i,t} \cdot \tilde{\varphi}_{i,t} + \gamma_{t+1} \cdot \prod_{k=1}^{t} (1 - z_{i,k})\right)$$
(7)

状態過程は時系列的な変化を表しており,次の状態は前の状態に応じて変化するため,ある年t+1の状態は、年tまでの状態が全て条件となっている.したがって、過去に発見されたことがある個体の状態 $z_{i,t+1}$ の確率分布は、生存か死亡を表す潜在変数 $Z_{i,t}$ に生存率を掛け合わせたものがベルヌーイ分布の確率として用いられる.また、年t+1に初めて発見された個体の状態についての確率は、式(7)のベルヌーイ分布の確率、2つの項の和で表された部分の第1項は $z_{i,t} = 0$ になるため無効となり、第2項において加入率に、 $1 - z_{i,k}$ を1年目からt年目まで掛け合わせることにより加入

率が用いられるように定義されている. 潜在変数Z_{i,t}が0または1しかとらない性質を用い,状況 に応じてベルヌーイ分布の確率の項がどちらかしか効かないようになっている.

観察過程は CJS モデルと同様,発見か否かを1と0で表し,状態過程の条件付確率が用いられる.

$$Y_{i,t} \in \{0,1\}$$

$$Y_{i,t} | Z_{i,t} \sim Bern(Z_{i,t} \cdot p_{i,t})$$
(8)

ある個体のある年の発見か否か,は同時点の状態 $Z_{i,t}$ の条件付確率で表され,発見率 $p_{i,t}$ と状態 $Z_{i,t}$ の積を確率に持つベルヌーイ分布に従う.

以上のモデルを用いてベイズ推定を行い,資源量や生存率,加入率を推定する.実際には見逃 したが,調査期間内に移入または出生した個体を推定するため,御蔵島個体群の潜在的な個体数 は観測された識別個体数よりも大きくなるのが自然である.調査期間終了時に生存している・い ないに関わらず,全調査期間の内に対象個体群への加入があったと推定された個体数を資源量 (Superpopulation size) とする.

3.3 モデル定義(生活史ステージ、性別、年変動)

本研究では、複数年の発見履歴を用いて見かけの年間生存率を推定するため、まずベイズ型状 態空間 CJS モデルの拡張として、生活史ステージや性別で生存率が異なるかどうかや経年変動の 有無に関して検証を行った.生活史ステージと性別という2つの生態学的カテゴリーによる層化 と、経年変動に関して層化やランダム効果の組み合わせで合計9つのモデルを構築し、ベイズ推 定により解析を行った.それぞれのモデルの定義及びパラメータ数を表4に示す.

model	在亦動	出江中マテージ	사는 다니	パラメ	ータ数
model	干烫到	生活文//-/	1生方1	φ	р
1	なし	共通	共通	1	1
2	なし	層化	共通	4	4
3	なし	共通	層化	2	2
4	なし	層化	層化	6	6
5	層化	共通	共通	14	1
6	ランダム	共通	共通	2	2
7	ランダム	層化	共通	8	8
8	ランダム	共通	層化	4	4
9	ランダム	層化	層化	12	12

表4. 仮定した9通りのモデル定義及び推定するパラメータ数

解析の流れはモデル番号の順番に沿っており、はじめに生存率が全ての年で共通であると仮定 して推定を行った.その中で、生活史ステージや性別による差がどれくらいであるかをモデル2 から4で検証した.次に、年毎の発見履歴を用いて2003年から2016年でどのように生存率の変 化が見られるかをモデル5から9で検証した.生存率の経年変化に関して、モデル5では単純に 年で層化し、生存率の推定を行った.このとき、生存率は年によってのみ異なり、生活史ステー ジや性別間では共通であると仮定した.経年変化モデルの拡張として、御蔵島での観察において、 安定した識別個体数や重大な環境変化が起こっていないことを考慮して、生存率の年変動に関し て層化だけでなく、各年の生存率がある期待値の周りで散らばるようなモデルを仮定した.これ をランダム効果と呼び、全ての年の生存率が、共通の期待値のもと散らばるようなモデルを用い て解析を行った.ランダム効果モデルの生存率の経年変化構造を以下に示す.

 $\bar{\varphi} \sim U(0,1)$ $\varphi_t \sim Beta(\alpha,\beta)$ $\bar{\varphi} = \frac{\alpha}{\alpha+\beta}$

2003 年から 2016 年までの 14 年間のデータを用い, 各年について生存率を推定した. 生存率

は 0 から 1 の間の値をとるため,各年の生存率はベータ分布に従うと仮定した.ベータ分布の期 待値は $\alpha/(\alpha + \beta)$ で表されるため,これが各年の生存率が従う分布の期待値になるように定義した.

また、ベイズ型状態空間 JS モデルを用いた資源量・生存率・移住率の推定に関しては、複雑な 構造を仮定しておらず、全てのパラメータに関して各年で層化したモデルを用いて推定を行い、 生存率や資源量、加入率を推定した.

3.4 ベイズ推定の方法と事前分布

状態空間 CJS モデル, JS モデルでは、個体ごとかつ調査日ごとの尤度を扱うため、高次元の 積分が必要となり、推定の複雑さが増す.生存率や発見率、および 286 個体 889 日分の潜在変数 を同時に扱うため、本研究ではベイズ法を用いた.

ベイズ法の特徴は、データを与えたときのパラメータがとりうる値を、データと事前分布を使って更新し、事後分布として返すところである。つまり、パラメータの推定に関して確率的に評価するということである。事前分布が不適切な場合はその影響を受けるが、データ数が多ければ事前分布による悪影響を薄めることができる。パラメータと潜在変数の推定は、両方に関して同時にマルコフ連鎖モンテカルロ(Markov chain Monte Carlo; (MCMC))シミュレーションを用いて、事後分布を得た。高次元の積分を回避する対処法として、MCMC はアルゴリズムを利用して近似的に推定結果のサンプルをだす。Gimenez et al. (2007) によると、MCMC はその柔軟性の高さと効率の良さから、現在多くの生物の個体群動態的パラメータの推定に用いられている。

Excel ファイルに記録された発見履歴データと統計解析ソフト R を用い,状態空間 CJS モデル で 5 つのモデルを構築し,また年毎の発見履歴に対する資源量推定を行うモデルとして,状態空間 JS モデルを作成し,推定を行った.ベイズ推定のために R から R2WinBUGS というパッケー ジを通して WinBUGS という MCMC 計算用アプリケーションを利用した.

WinBUGS による推定では、3 本の MCMC チェーンを用いて結果が収束しているかを確認した.3 本のチェーンはそれぞれ3回の独立な試行を表しており、異なる初期値を用いて計算を繰り返した.WinBUGS の計算を行う際、その結果を用いて収束したかどうかを示す決定的な証拠は今のところ無いと言われているが、今回は計算を実行した際に得られる収束を判断する指標の一つとして、Â値を参照した(The BUGS Book).ここで用いられるÂ値はBrooks and Gelman (1998)の定義に従い、各チェーンの事後分布の80%信用区間の幅(最大値一最小値)をチェーンの本数で平均したものに対する、全チェーンの80%信用区間の幅の割合で表される.一般的に、Â < 1.05となっていれば、実用的な範囲で収束と言われている.MCMC 計算の各繰り返し回数は、推定するパラメータ数に応じてその回数を増やすなどの調整を行ったが、少なくとも10万回の繰り返しを行った。始めの5万回まではバーンインとして結果に含めず、さらにシミュレーション内

の自己相関が薄まるように、100回に1回のサンプリングを行うと設定した.したがって、チェ ーン1本あたりのサンプル数は少なくとも500個となる.

ベイズ法による推定を行う際、ベイズの定理より事前分布と尤度の積は事後分布に比例する. 計算を行う際、推定するパラメータには何らかの事前分布を仮定する必要がある.本研究ではパ ラメータの事前分布に、それぞれ無情報の分布として0から1の一様分布を仮定した.

$\varphi \sim U(0,1)$ $p \sim U(0,1)$

また, ランダム効果を仮定した場合に使用したベータ分布のパラメータについては, $\alpha \epsilon \bar{\varphi} \geq \beta \epsilon$ 用いて表した.したがって, 推定を行う際は $\bar{\varphi} \geq \beta$ に事前分布を与えた.ベータ分布の性質を考慮 し, β には1以上の範囲で十分広い一様分布を仮定した.

$\bar{\varphi} \sim U(0,1)$ $\beta \sim U(1,5)$

潜在変数に関して,発見履歴データから各個体の最初の発見から最後の発見までの,状態が分かる範囲は確率1で生存していること,また各個体の初発見以前に関しては解析に用いないことが分かるため,部分的に情報を与えた.

3.5 モデル診断

モデルの診断は Bayesian p-values を指標とした. 観測データと仮定されたモデルの食い違い を評価する統計量の一つに残差があるが,その食い違いの大きさを決めるのは難しい.そこで, シミュレーションで得られた複製データを用いて Bayesian p-values によりモデルを診断する.

あるデータが与えられたとき、同じデータのもとで推定されたパラメータを用いて予測を行い、 その予測精度を測る.シミュレーションによって生成された複製データの予測分布の値が観測デ ータより小さくなる確率が 0.5 に近いほど良いとされる.モデルがデータの挙動を表せない構造 であったり、モデルを使って予測した結果が元のデータにフィットしていなかったりした場合、 その確率は0や1に近づく.

$$p(y_{pred} < y_{obs} | y_{obs}) = \iint (y_{pred} < y_{obs} | p, z, y_{obs})(p, z | y_{obs}) dp dz$$

$$y_{pred_i} \sim Bern(z_i \cdot p_i)$$
(9)

状態空間モデルの観察過程の確率分布の定義と同様,予測される発見データは同じ時点の状態 を条件とする条件付確率, *z_{i,d}とp*の積であるベルヌーイ分布にしたがう.発見率*p*と潜在変数 Z の事後サンプルを用いて 0 から 1 を範囲とする二項分布にしたがう乱数を生成し,複製データと した.発見履歴データに対応する同じ行列型の予測分布を得た.年毎の合計発見数を統計量とし, 予測から集計した予測合計発見数と,実際の観察合計発見数を年で平均し比較した.観察合計発 見数が予測を上回る確率を算出した.

第4章 結果

4.1 生存率の推定結果

御蔵島周辺海域のミナミハンドウイルカ個体群に関して,生存率を推定するため状態空間 CJS モデルにおいて 8 通りのモデルを作成し,解析を行った.ベイズ法の計算において MCMC より 得られた生存率の事後分布の結果を示す.

まず,モデル1からモデル4の結果について紹介する.モデル1の生活史ステージや性別など 生態学的カテゴリーによって層化しなかった場合の,見かけの年間生存率の平均は0.87 (SD=0.01, 95%CI=0.848-0.889)と推定された.平均値と中央値が同じであることや信用区間の幅が0.04と 小さいことなどが特徴として挙げられる.

モデル2は4つの生活史ステージについて生存率をそれぞれ推定した. Adult の見かけの年間 生存率は0.863 (SD=0.017, 95%CI=0.827-0.896), さらに Subadult, Juvenile, Neonate の生存率 はそれぞれ0.903 (SD=0.016, 95%CI=0.87-0.931), 0.895 (SD=0.026, 95%CI=0.84-0.943), 0.251 (SD=0.074, 95%CI=0.12-0.411) と推定された. 生存率の事後分布の平均値は4つのカテゴリー でそれぞれ異なるが、特に Neonate が明らかに低く、それ以上の生活史ステージでは生存率がい ずれも高い水準になっていると言える.

モデル 3 は雌雄別に生存率を推定するモデルである. 雄の年間生存率は 0.878 (SD=0.014, 95%CI=0.848-0.906), 雌は 0.908 (SD=0.013, 95%CI=0.88-0.933) と推定された. 観察から得ら れた性別記録によると, 14 年間の合計識別個体の雌雄比は雄対雌が 0.52:0.48 とほぼ半々であ るが, 生存率の平均は若干異なると推定された.

モデル 4 は生活史ステージと雌雄の層化を部分的に組み合わせたもので, Adult と Subadult については雌雄別, Juvenile と Neonate には雌雄共通の生存率を仮定した. Adult の雄と雌の生 存率はそれぞれ 0.751 (SD=0.035, 95%CI=0.68-0.814), 0.918 (SD=0.017, 95%CI=0.881-0.948) と推定された. Subadult の雄と雌の生存率はそれぞれ 0.943 (SD=0.015, 95%CI=0.909-0.969), 0.826 (SD=0.035, 95%CI=0.754-0.888) と推定された. Juvenile と Neonate の結果は、単純に生 活史ステージで層化したモデル 2 の結果と、ほとんど同じ結果が得られた.

21



図 5. 生存率の事後分布 モデル1の結果:全個体共通(上),モデル2の結果:生活史ステージごと(下)



図 6. 生存率の事後分布 モデル3の結果:性別ごと(上),モデル4の結果:生活史ステージ と性別(下)

表5. モデル1;生存率推定結果(事後分布の要約)

mean n		median	95%CI	Rhat
φ	0.870	0.870	0.848-0.889	1.003

表 6. モデル 2;生活史ステージ毎の生存率推定結果(事後分布の要約)

	mean	median	95%CI	Rhat
ϕ_{Adult}	0.863	0.864	0.827-0.896	1.001
$\phi_{Subadult}$	0.903	0.904	0.870-0.931	1.002
$\phi_{Juvenile}$	0.895	0.896	0.840-0.943	1.002
$\phi_{Neonate}$	0.251	0.246	0.120-0.411	1.001

表 7. モデル 3; 性別毎の生存率推定結果(事後分布の要約)

-		mean	median	95%CI	Rhat
	ϕ_{Male}	0.878	0.878	0.848-0.906	1.000
	ϕ_{Female}	0.908	0.908	0.880-0.933	1.003

表 8. モデル4;生活史ステージ・性別毎の生存率推定結果(事後分布の要約)

	mean	median	95%CI	Rhat
$\phi_{M-Adult}$	0.751	0.752	0.680-0.814	1.002
$\phi_{F-Adult}$	0.918	0.919	0.881-0.948	1.003
ϕ_{M} -Subadult	0.943	0.944	0.909-0.969	1.008
ϕ_{F} -Suadult	0.826	0.828	0.754-0.888	1.001
φJuvenile	0.905	0.906	0.854-0.947	1.001
$\phi_{Neonate}$	0.245	0.239	0.119-0.404	1.000

続いて,2003から2016年までの14年間で生存率の経年変動を仮定したモデルの結果を示す. モデル5と6では経年変化の有無のみを検証するために構築したモデルであり、モデル7から9 は生態学的カテゴリーによる差と,経年変化を同時に考慮し複雑さが増したモデルとなっている.

モデル5はいずれの生態学的カテゴリーでも層化をせず,年でのみ層化したモデルである.14 年間の変動の中で最も低い年は 2003 年で生存率の平均値は 0.809 (SD=0.152, 95%CI=0.436-0.992),最も高い年は 2016 年で生存率の平均値は 0.988 (SD=0.011, 95%CI=0.958-1.000)であった.14年間で生存率に大幅な増減の傾向などは見られず,多少のば らつきを示しながら高い生存率を保って推移しているという結果となった.年により事後分布の 分散の大きさが異なっており,特に1年目の 2003 年の事後分布の範囲が最も広く,事後平均よ りも小さい値の散らばりが大きい結果となった.各年の努力量の違いや,発見のばらつきによる 影響が見られた.

モデル6はモデル5と同様にいずれの生態学的カテゴリーによっても層化をせず,経年変化の 構造にランダム効果を仮定したモデルである.推定の結果,最も生存率の事後分布の平均値が低 かったのは2007年で,その大きさは0.825 (SD=0.034,95%CI=0.751-0.885)であり,最も高かっ たのは2016年で0.987 (SD=0.011,95%CI=0.959-1.00)であった.最終年にあたる2016年が高く なっているのは,次の年までの間に見られなくなる個体が存在しないことが影響として考えられ る.モデル6の結果は、モデル5の結果と比較すると各年のばらつき方は同様の挙動を示し、信 用区間など分布の範囲は狭くなっていたことが分かった.

モデル 7 では生活史ステージごとの経年変化を推定するモデルを仮定した. Adult, Subadult, Juvenile の 3 つのステージでは,推定された年間生存率の事後分布から明らかな年変動は見られ なかった. ただし,Neonate に関しては,年により生存率が異なっておりさらに事後分布の範囲 も他のステージに比べほとんどの年において広くなっていることが分かった. Adult では 14 年間 で 2007 年が最も低く 0.728 (SD=0.059,95%CI=0.604-0.833),最も高い年は 2016 年で 0.957 (SD=0.030,95%CI=0.885-0.996)という結果であった.同様に,Subadult で最も低かったのは 2008 年で 0.837 (SD=0.051,95%CI=0.724-0.920),最も高かったのは 2004 年で 0.950 (SD=0.030, 95%CI=0.878-0.993)であり,Juvenile で最も低かったのは 2015 年で 0.842 (SD=0.073, 95%CI=0.672-0.950),最も高い年は 2016 年で 0.934 (SD=0.041,95%CI=0.834-0.991)であった. また,Neonate では 2010 年に最も低く 0.109 (SD=0.098,95%CI=0.004-0.359)であり,2005 年 に最も高く 0.513(SD=0.210,95%CI=0.124-0.927)であった.

モデル8 では性別での層化とランダム効果による年変動を同時に仮定した.雄と雌では雄の方 が生存率の経年変動が大きく,雌は毎年高い生存率で推移しているという結果が得られた.雄の 年間生存率の事後分布は2007年に最も低く0.770 (SD=0.049, 95%CI=0.671-0.0.860), 2016年 に最も高く 0.966 (SD=0.027, 95%CI=0.901-0.998)であった. 雌の場合は, 最も低かったのは 2007 年で 0.874 (SD=0.038, 95%CI=0.789-0.938), 最も高かったのは 2013 年で 0.937 (SD=0.026, 95%CI=0.875-0.980)と推定された. 年変動を仮定したモデル 8 の結果からも, 年変動を考慮して いないモデル 3 と同様に, 雌の方が全体的に高い生存率を持つという結果が得られた.

モデル9では、若齢以外の個体について生活史ステージと性別で層化し、若齢個体に関しては 生活史ステージのみでの層化を適用し、ランダム効果を仮定した経年変動モデルを用いて、それ ぞれのグループについて見かけの年間生存率を推定した.生存率の経年変化は事後平均より,雄 のAdultは2007年に最も低く0.612 (SD=0.091,95%CI=0.427-0.780),2016年に最も高く,0.898 (SD=0.065, 95%CI=0.751-0.993)であり, 雌の Adult は 2004 年に最も低く 0.853 (SD=0.057, 95%CI=0.721-0.944), 雄と同様 2016 年に最も高く 0.955 (SD=0.029, 95%CI=0.884-0.96)であっ た. 雄の Subadult では, 2010 年に最も低く 0.902 (SD=0.044, 95%CI=0.794-0.966), 最も高か ったのは 2006 年で 0.967 (SD=0.023, 95%CI=0.913-0.997)という結果となり、雌の Subadult で は事後分布の平均値は 2011 年に最も低く 0.752 (SD=0.088, 95%CI=0.557-0.896), 2004 年に最 も高く 0.888 (SD=0.062, 95%CI=0.744-0.982)であった. 生活史ステージや雌雄の組み合わせに 生存率の経年変動の規則性は見られず,それぞれのグループで異なる挙動が見られた.また, Juvenile では 2007 年に最も低く 0.862 (SD=0.062, 95%CI=0.716-0.952), 2016 年に最も高く 0.939 (SD=0.038, 95%CI=0.852-0.993)であり, Neonate では2010年に最も低く0.112 (SD=0.104, 95%CI=0.004-0.380), 2005 年に最も高く 0.509 (SD=0.215, 95%CI=0.133-0.917)であった. Juvenile と Neonate に関して, モデル9はこの二つのステージについて雌雄を考慮しておらずモ デル7と同様の構造となっている.したがって、両者の結果はほぼ同じになると考えられる.モ デル7と9の結果を比較すると、平均値だけを見るとJuvenileにおいて最も低い年だけ異なって いたが、モデル7で最も低いと推定された2015年はモデル9では僅差で2番目に低くなってお り、ほぼ同様の結果が得られたことが分かった. さらに、Neonate に関しては、モデル7と9で 値や年についてどちらもほとんど同様の結果が得られた.

26



図 7. 生存率の事後分布の経年変化 モデル 5 の層化の結果(上), モデル 6 のランダム効果の 結果(中), モデル 1, 5, 6 の比較(下)



図 8. 生存率の事後分布の経年変化 モデル 7 の結果 Adult の生存率(上), Subadult の生存率 (上から 2 番目), Juvenile の生存率(上から 3 番目), Neonate の生存率(下)



図 9. 生存率の事後分布の経年変化 モデル 8 の結果 雄の生存率(上), 雌の生存率(下)



図 10. 生存率の事後分布の経年変化 モデル 9 の結果 雄の Adult の生存率(上), 雌の Adult の生存率(中), 雄の Subadult の生存率(下)



図 11. 生存率の事後分布の経年変化 モデル 9 の結果 雌の Subadult の生存率(上), Juvenile の生存率(中), Neonate の生存率(下)

表 9. モデル 5 の年毎の生存率推定結果 (事後分布の要約)

	mean	median	95%CI	Rhat
φ ₂₀₀₃	0.809	0.840	0.436-0.992	1.005
ϕ_{2004}	0.984	0.989	0.940-1.000	1.002
ϕ_{2005}	0.959	0.963	0.906-0.992	1.005
ϕ_{2006}	0.960	0.965	0.899-0.993	1.001
ϕ_{2007}	0.799	0.801	0.717-0.871	1.001
ϕ_{2008}	0.825	0.827	0.717-0.913	1.002
ϕ_{2009}	0.913	0.919	0.822 - 0.977	1.007
ϕ_{2010}	0.889	0.892	0.813 - 0.945	1.001
ϕ_{2011}	0.977	0.982	0.924-0.999	1.002
ϕ_{2012}	0.961	0.970	0.875 - 0.999	1.010
ϕ_{2013}	0.963	0.966	0.913-0.994	1.044
ϕ_{2014}	0.982	0.988	0.937-1.000	1.001
ϕ_{2015}	0.929	0.933	0.852 - 0.982	1.002
ϕ_{2016}	0.988	0.992	$0.958 \cdot 1.000$	1.002

表 10. モデル 6 の年毎の生存率推定結果 (事後分布の要約)

	mean	median	95%CI	Rhat
ϕ_{2003}	0.939	0.953	0.808-0.997	1.007
ϕ_{2004}	0.984	0.988	0.947 - 0.999	1.006
ϕ_{2005}	0.973	0.977	0.930-0.996	1.009
ϕ_{2006}	0.972	0.976	0.924 - 0.998	1.083
ϕ_{2007}	0.825	0.827	0.751 - 0.885	1.001
ϕ_{2008}	0.885	0.889	0.799 - 0.950	1.095
ϕ_{2009}	0.940	0.946	0.866-0.988	1.039
ϕ_{2010}	0.911	0.914	0.850 - 0.958	1.021
ϕ_{2011}	0.981	0.986	0.940-0.999	1.022
ϕ_{2012}	0.912	0.916	0.837 - 0.968	1.021
ϕ_{2013}	0.960	0.963	0.917-0.989	1.002
ϕ_{2014}	0.982	0.986	0.941 - 0.999	1.004
ϕ_{2015}	0.962	0.966	0.901-0.996	1.059
ϕ_{2016}	0.987	0.990	0.959-1.000	1.003

モデル7から9の生存率推定結果の表は付録参照

JS モデルの結果より,個体数や加入率の推定だけでなく,CJS モデルと同様に状態空間モデル の構造および発見履歴を用いて生存率の推定を行った。年ごとの発見履歴を用いた状態空間 JS モデルによって推定された見かけの年間生存率の事後分布はどの年においても収束しており,そ の平均値は最も高い年である 2016 年で 0.962 (SD=0.024,95%CI=0.923-0.989),最も低い 2008 年では 0.824 (SD=0.030,95%CI=0.762-0.881)であった (図 12,13).生存率の年変動の範囲はお おむねモデル 6 の年変動にランダム効果・層化なしを仮定したものとほぼ一致しており,JS モデ ルの結果の方が最も生存率が高かった年の平均値の値は少し低いという結果になった。



図 12. JS モデルで推定した生存率の事後分布の平均値および 95%信用区間



図 13. MCMC による計算結果. JS モデルの生存率推定の一例. 各チェーンの事後サンプルを 線でつないだ

	mean	median	95%CI	Rhat
Φ2004	0.952	0.953	0.911-0.984	1.003
Φ2005	0.958	0.961	0.921 - 0.985	1.000
Φ2006	0.933	0.935	0.888-0.966	1.003
Φ2007	0.933	0.936	0.887-0.969	1.001
Φ2008	0.824	0.826	0.762 - 0.881	1.005
Φ2009	0.907	0.908	0.854 - 0.950	1.007
φ ₂₀₁₀	0.870	0.871	0.809-0.924	1.002
φ ₂₀₁₁	0.800	0.801	0.725 - 0.864	1.007
φ ₂₀₁₂	0.949	0.951	0.900-0.984	1.001
φ ₂₀₁₃	0.909	0.911	0.851 - 0.956	1.002
Φ2014	0.951	0.954	0.904-0.982	1.001
Φ2015	0.962	0.964	0.923 - 0.989	1.001
Φ2016	0.966	0.968	0.914-0.998	1.000

表 11. JS モデルの年毎の生存率推定結果(事後分布の要約)

4.2 モデル診断の結果

状態空間 CJS モデルに層化と年変動の組み合わせで 9 つのモデルを仮定し, それぞれについて ベイズ的診断法の一つである Bayesian p-value を算出し, 各モデルの特徴と Bayesian p-value の値を表 12 に示した. 年毎の予測合計発見数と観察合計発見数を統計量とし, Bayesian p-value を用いてそれぞれのモデルの予測がデータに合っているかを診断した. Bayesian p-value は各 モデルがどれだけうまく予測できているかを表す指標であり, 複数のモデルを比べてどのモデル が最も良いかを選択するときにはあまり用いられない. 本研究では, 構築したすべてのモデルに おいて推定された事後分布からデータに合った予測を行うことができた. 図 14,15 は全ての年を 統合し尺度をそろえて算出した, 各モデルの予測と観察数である. 各図からも, 視覚的に予測が 観察値のまわりに偏り無く散らばっていることが分かる.

Model	spec	Bayesian p-value
1	_	0.499
2	ステージ	0.501
3	性別	0.497
4	ステージ・性別	0.501
5	年(層)	0.501
6	年(ラ)	0.499
7	年(ラ)・ステージ	0.497
8	年(ラ)・性別	0.499
9	年(ラ)・ステージ・性別	0.497

表 12. 各モデルの結果から算出した Bayesian p-value



図 14. 各モデルの予測と観測値(モデル 1-6)



図 15. 各モデルの予測と観測値(モデル 7-9)

4.3JS 資源量・移住率の推定結果

状態空間 JS モデルを用いて、ミナミハンドウイルカの年ごとの発見履歴から生存率、資源量、 加入率を推定した.加入率及び資源量の推定結果を以下に示す.加入率はモデルの性質上、第一 回目の発見で大きい値になるが、その後の調査年間においては、事後分布の平均値は 2.4%から 4.6%と推定された.また、調査期間の 14 年間を通して推定資源量は 110 から 170 頭の間で推移 していた.JS モデルでは仮想個体として合計発見個体数よりも大きい数を仮定して推定を行った にも関わらず、観測資源量と推定された資源量の差は非常に小さく、調査ではほぼ全ての個体を 発見できていたということを裏付ける結果となった.2004 年や 2011 年には若干観測資源量に差 が見られ、どちらも推定された資源量の方が大きく、潜在変数 Z を用いて出生や移入を考慮して 推定したことにより、実際の観測資源量よりも多いという推定結果は妥当であると考える.



図 16. JS モデルで推定した年毎の加入率の事後分布の平均値および 95%信用区間



図 17. 年毎の推定個体数の平均値および 95%信用区間と観測された年毎の合計識別個体数の比較

	mean	median	95%CI	Rhat
γ ₂₀₀₃	0.526	0.526	0.462-0.587	1.001
γ_{2004}	0.025	0.023	0.001-0.060	1.009
γ_{2005}	0.046	0.044	0.023 - 0.075	1.000
Y2006	0.029	0.028	0.013-0.052	1.001
γ_{2007}	0.043	0.042	$0.022 ext{-} 0.071$	1.000
γ_{2008}	0.041	0.040	0.021 - 0.067	1.002
γ_{2009}	0.033	0.032	0.014 - 0.058	1.000
γ_{2010}	0.037	0.036	0.019-0.061	1.003
γ_{2011}	0.024	0.023	0.009 - 0.045	1.002
γ_{2012}	0.040	0.038	0.019-0.067	1.002
γ_{2013}	0.039	0.038	0.019-0.064	1.002
γ_{2014}	0.035	0.034	0.017 - 0.060	1.001
γ_{2015}	0.043	0.042	0.022-0.070	1.007
γ_{2016}	0.039	0.037	0.020-0.064	1.000

表 14. JS モデル;年毎の個体数推定結果 (事後分布の要約)

	mean	median	95%CI	Rhat
N ₂₀₀₃	156.933	157	150 - 165	1.002
N ₂₀₀₄	156.955	157	154 - 162	1.004
N ₂₀₀₅	163.879	164	163-166	1.002
N ₂₀₀₆	161.419	161	161-163	1.008
N ₂₀₀₇	163.673	163	163-166	1.000
N ₂₀₀₈	147.111	147	146-150	1.005
N ₂₀₀₉	143.015	143	142-146	1.002
N ₂₀₁₀	135.391	135	134-139	1.003
N_{2011}	115.055	115	114-118	1.000
N ₂₀₁₂	121.195	121	120-124	1.001
N ₂₀₁₃	121.849	122	121-124	1.000
N ₂₀₁₄	126.572	126	126-129	1.002
N_{2015}	134.781	135	134-137	1.001
N_{2016}	142.143	142	138-147	1.001

第5章.考察

5.1 御蔵島ミナミハンドウイルカの年間生存率推定値について

御蔵島周辺海域に生息するミナミハンドウイルカの個体識別調査により得られた,生態学的カ テゴリーに関する情報を含む14年にわたる発見履歴を用いて見かけの年間生存率を推定した.状 態空間 CJS モデルを用いた解析で仮定した9つのモデルの推定結果より,本個体群の生存率は 2003年から2016年までの14年間で大きな年変動は無く,生活史ステージと性別の両方によっ て異なる生存率を持つことが分かった.状態空間 CJS モデルによる解析の結果,もっとも単純な 仮定のモデル1では,年間生存率の平均値が0.87であると推定された. Â値によると計算結果は 十分に収束していた.95%信用区間を見ても見かけの生存率は90%を超えておらず,1年間で個 体群の10%以上がいなくなっているということになる.死亡と移出は区別できず,また使用した データは閉鎖個体群のものではない.モデルの仮定が満たされていないことにより,この結果は 過大推定の影響があるため実際の生存率は,より小さくなると考えられる.他のモデルにおいて, 生態学的カテゴリーや年による生存率の差が見られたため,モデル1はそれらの影響が相殺され た結果だと言える.全個体に共通の生存率として87%は予想した値より低い結果であった.観察 から得られる情報より,毎年の出生数には大幅な変化が見られないことから,出生と死亡や移出 はどちらも個体群全体の10%程度で安定していると考えられる.

JS モデルによる生存率および資源量推定の結果,生存率はどの CJS モデルの結果よりも同程 度かやや高くなっており,年間データを扱ったため,集約された情報によって少し異なった結果 が生じた影響が考えられる.また,CJS モデルでは加入や未発見個体が考慮されておらず,見か けの生存率としての結果はJS モデルの方が高くなることは理にかなっていると考える.

個体群動態を考える際,一般的に資源量が減少し始めると,加入が増え死亡率は低くなるなど, 資源を増やす方向にはたらき,資源量が増えすぎると加入は減り,死亡率は低くなると考えられ る.これらの密度効果は環境収容力に近づいたときなどに効果を発揮し,資源が大幅に減少した ときは加入が増えるなど,個体群が極端な状況になったときに顕著に働く.しかし,生物によっ て資源の平衡状態または個体群を維持するのに適した密度は異なり,また密度効果のはたらき方 も異なる.生態学的に,一度に出産できる子の数や資源に対する反発力に応じて個体群動態は異 なり,ミナミハンドウイルカの場合,資源の急激な増減が見られず,安定した出生数が確認され ていることから,出生と死亡や移出が資源に対して同じ程度の割合で起こることは自然だと考え られる.

継時的な資源変動と年間生存率の関係について、CJS モデルと JS モデルの比較を行った.図 18 はある年の推定個体数と,推定個体数にそれぞれのモデルで推定した生存率の事後分布の平均 値を掛け合わせたものを順番にプロットし,線でつないだものである.CJS モデルでは観察個体 数を合計年間識別数とし,掛け合わせた生存率には,層化も継時的変化も仮定していないモデル 1 の生存率の事後分布の平均値を用いた.JS モデルでは,出生や移出を含む年毎の推定個体数と 年毎の生存率の事後分布の平均値を用いた.両方のモデルによる結果より,継時的な資源変動の 大まかな挙動は一致していた.JS モデルのほうが生存率の推定結果が高かったため,資源の変動 が比較的なだらかになっていた.2008 年あたりから,資源に減少の傾向が見られ,2012 年以降 からは生存率に継年変化が見られず,安定していると解釈できる.一方で,近年加入が若干増加 しているため、個体数は増加傾向を示している.



図 18. 観察個体数と推定個体数および推定生存率を用いて表した 14 年間の資源動態

5.2 生活史ステージによる生存率の差の検証

豊富な長期間の観察記録の蓄積により、本研究では詳細な Adult, Subadult, Juvenile, Neonate の4つの生活史ステージを用いて、それぞれの見かけの年間生存率を推定した.生存率を生活史 ステージで層化し、経時的変化を考えていないモデル2の結果より、生活史ステージにより年間 生存率の大きさが異なることが示され、4つの生活史ステージの中では Subadult が最も高い生存 率をもつことが分かった. Neonate の生存率は他の3つの生活史ステージに比べ明らかに低く, 生存率の平均値は予想外の低さであった、生態学的に出生直後は様々な内的・外的要因による影 響を受けやすいと考えられるが、御蔵島での先行研究 (0.87, Kogi et al. 2004) や Monkey Mia, Australia での研究 (0.44, Mann et al. 2000) と比べても最も低い値であった. 20~30%の生存率 では個体数の減少を伴い, 持続不可能であることが示唆されている(Currey et al. 2009). Neonate はデータも少なく、個体識別が特に年をまたいだ時にできなくなっていたことから、不確実性が 大きいデータを用いて推定を行った影響だと考えられる.この結果から, Neonate のうち75%が 死亡するというより、その中には識別ができなかった個体も含まれており、生存率としては25% よりも高い、と考えるほうが妥当である.また、Juvenileの生存率が Adult よりも高くなってお り、このことから2歳以上の個体は成長するにつれて高い生存率をもつが、Adultの中でも高齢 になるとその影響で生存率が少し下がると考えられる. Subadult は出生直後の生存率の低さの影 響を受けることも、高齢で死ぬこともないため、最も高い生存率になっている、この結果から、 御蔵島周辺海域に生息するミナミハンドウイルカには天敵となる生物は考えられず、漁獲などに よる人為的な死亡もほとんど無いことから、生後1年目のみ生存率は低めの水準となり、2年以

上生残した個体は高い生存率をもって数十年生き残ると解釈できる.

生活史ステージについて 4 つのグループを用いたが、御蔵島での個体識別調査で用いられる生 活史ステージの分類の定義より、例えば Neonate は当歳児のみが属し、Subadult は親離れした 後から性成熟するまでの個体が属するなど、各グループによって含まれる年数が異なっている. そのため、情報が少ないグループほど事後分布の分散が大きくなりやすいと考えられる.また、 Neonate の個体識別情報に関して、食痕やひれの欠けなど自然標識が十分でなく、年をまたいで も識別可能と言える 3 つ以上の標識が無いにもかかわらず、直接観察により同伴して泳いでいる 雌の Adult 個体を母親とみなし、母親とみなされた個体に基づき識別情報を記録した.特に、当 歳児が属する Neonate から、2~5 歳の個体が属する Juvenile までに識別ができず、そのため生 後 1 年目に記録された個体が次の年に同一個体が発見されないといったデータが生じてしまう. したがって、本研究では生態学的カテゴリーによる生存率の違いを興味の対象としていたが、 Neonate に関する結果は、他の生活史ステージに比べ、明らかに大きい識別の不確実性を含んだ データを用いて解析を行った結果であることに注意する必要がある.

Henderson *et al.* (2014) によると, Neonate の生存率は, 母親個体に大きく左右されるという 議論がなされている. 出生直後から親離れするまでの期間は特に, 行動や栄養の確保など生活の ほとんどが親に依存する. 出産経験の有無もその一因だと考えられ, 成熟雌の間でも出産した子 どもの生存率が異なると考えられることから, 子育ての習熟度をランダム効果や 2, 3のカテゴリ ーに分けてモデルに取り入れるなど, さらに親子の情報を活かした拡張の余地があることが分か った.

また、ミナミハンドウイルカやハンドウイルカでは出産時期に季節性が見られることから、水 温と生存率の関係についても研究が行われている(Urian *et al.* 1996; Mann *et al.* 2010; Henderson *et al.* 2014). 中でも、調査海域において1年の内でも比較的水温が高い時期に出産 率が高くなる、または水温が高くなる直前の時期に出産が多いなどといった報告がいくつかある. 逆に、水温が低い時期に出産が少ない理由として、生まれたばかりの子に対して生育に適した温 度でない、または母親個体にとって母乳を出すのに十分な餌が得られない、といった点が挙げら れている(Henderson *et al.* 2014; Mann *et al.* 2010). したがって、本研究では Neonate が生ま れた時期によって生存率が異なるという仮定を無視していたが、その点を考慮したモデルについ ても試すべきだと考えられる.

さらに、海棲哺乳類の研究において、写真などによる個体識別の記録を用いて個体群動態的パ ラメータを推定する際、子ども個体は成熟個体に比べ自然標識が少ないことや、行動が母親に依 存しているといった理由から、多くの場合解析から取り除かれる(e.g.ハンドウイルカ Daura-Jorge *et al.* 2013; Silva *et al.* 2009、ミナミハンドウイルカ: Mansur *et al.* 2012). または、 Neonate と Juvenile を併せて" young" とし解析を行った例もある (e.g. Moller *et al.* 2002).本 研究では、生活史ステージによる生存率の違いに最も興味があったため、子ども個体を取り除か ずに解析を行ったが、識別の不確実性はモデルの仮定に大きく関与する.したがって結果へも大 きく影響するため、推定した結果の解釈に注意すべきである.

5.3 性別による生存率の差の検証

年間生存率に雌雄差が見られるかを検証したところ、モデル3の結果より事後分布の平均値は、 雌の方が大きいことが示された. 雌雄どちらも、事後分布は狭い信用区間でそれぞれの平均値の 周りに収束していたが、95%信用区間は重なっていた. 雌雄の事後分布の差が0より小さくなる のは全事後サンプルに対して6%であった. したがって、雌の生存率は約94%の確率で雄よりも 大きくなると言い換えることができる. Tsuji *et al.* 2017 にまとめられているように、御蔵島周辺 海域で発見があった個体が、他の海域に移出したとされる個体のうち、雄の割合は61%と過半数 を占めている. したがって、雌に対して雄の生存率が低いという結果に対して、移住が確認され た個体のうち雄の割合が高かったことが影響していると考えられる. 生活史ステージと性別を同 時に考慮したモデル4やモデル9の結果より、Adult では雌の方が生存率が高く、Subadult では 雄の方が生存率が高くなるという結果となった. これに関して、御蔵島での雌雄判別の定義上、 雌の方が相対的に若齢のうちから Adult に分類されやすく、雄は雌に比べ年齢が高くても Subadult に分類されるからであると考える. 生態学的な観点から、観察された寿命も雌の方が長 いといった結果が得られていたことから、ミナミハンドウイルカの生態学的に性別による差を裏 付ける結果として、本研究でも雌の生存率の方が高くなったことが示唆された (Fernandez and Hohn 1998; Stolen and Barlow 2003).

5.4 生存率の年変動に関する検証

状態空間 CJS モデルによる見かけの年間生存率の推定において,まず初めにスムース構造を仮 定せず,年毎に層化したモデルで解析を行ったところ,14年間の全ての年ごとの生存率および発 見率において*R*値が 1.05 より小さくなり,収束した結果が得られた.この結果から 14 年間の生 存率の挙動は,2006 年から 2007 年の間に1回生存率が低下したがすぐに回復し,2011 年以降は 特に高い水準で安定しているという結果が得られた.生存率の一時的な低下の理由に関して,移 出が確認されたとされる年と一致していた.したがって,生存率の低下は死亡個体の増加ではな く,個体群からの移出があったためだということが分かった.つまり,2007 年までに発見された ことがある個体が移出し,他の海域で発見されているが御蔵島周辺では見られなくなったため, 発見履歴上では非発見となる.非発見の場合移出と死亡は識別できないため,このようなデータ を用いて推定した結果,生存率が引き下げられたと結論付けられる.移住の原因を断定すること は困難だが,その後回復を示していることから,個体群維持に対する影響は少ないと考えられる.

また、ベータ分布を用いたランダム効果を仮定した場合、生存率の経年変動は年毎に層化した モデルと同様の結果が得られた.ランダム効果を仮定したほうが、信用区間が若干狭くなったこ とから、単純に層化し年毎の生存率をばらばらに推定するよりも、年間生存率はある期待値の周 りに分布すると仮定した方が良いことが分かった.

5.5 他海域等における先行研究との比較

御蔵島ではミナミハンドウイルカの多大な個体識別情報が蓄積されているにもかかわらず,同個 体群に対する生態学的・個体群動態的研究の数は多くはない.年間生存率は生態情報として最も 基本的といえるが,今のところ明らかにされていない.このような背景から,我々は御蔵島周辺 海域に生息するミナミハンドウイルカの年間生存率の推定を行った.本研究の結果より,推定さ れた見かけの年間生存率は想像の範囲を超えない大きさであった.最も単純なモデルの結果より, 全個体共通の生存率と仮定すると、事後分布の平均は0.87 であった.また、生活史ステージ別に 見ても, Adult と Subadult の年間生存率は, 0.863, 0.903 であり, これらの値は他のどの先行研究 の結果よりも少し低かった.ハンドウイルカの例では、Florida, U.S.A.で死亡率が 9.8%(Stolen and Barlow 2003)という結果や, Brazil の個体群では CJS モデルにより 0.917 (CI: 0.876-0.961) (Daura-Jorge et al. 2013), Doubtful Sound, New Zealand $rac{1}{4}$ Adult t^{3} 0.937, Subadult t^{3} 0.75-0.91 (Currey et al. 2008), また Azores, Portugal の個体群で JS モデルにより、期間によっ て 0.657 (±0.130 SE)から 0.999 (±0.001 SE)の範囲であると推定された (Silva et al. 2009). 同様 に、ミナミハンドウイルカを対象とした研究では、Swatch-of-No-Ground, Bangladesh の個体群 でJSモデルにより、0.958 (SE=0.035, 95%CI=0.802-0.992)と推定され(Mansur et al. 2012)、 Mayotte Island では 0.937 ± 0.059 SE (95% CI: 0.678-0.990)という結果であり(Pusineri et al. 2014), Bunbury, Australiaの見かけの生存率は0.99(±0.002 SE, 95% CI 0.98-0.99) (Sprogis et al. 2016), Reunion Island では 0.928(±0.018, 0.883-0.957)という結果が示されている(Dulau et al. 2017). 各研究で用いられた方法は一様ではないため、単純には比較できないが、推定された年間 生存率としてどの結果も90%前後と高い水準になっている。資源の状況によっては、個体数の減 少が確認されている個体群では、時系列的に生存率も低下しているという結果が得られるなど海 域によって低めの生存率になっている場合もあった.

5.6 生息地の利用と環境収容力

御蔵島周辺に生息するミナミハンドウイルカの見かけの年間生存率は、他の地域で行われた先 行研究に比べ、低いことが分かった.方法の違いや統計モデルの側面からの課題もあるため一概 に比較はできないが、ここでは本研究で示唆された結果を用いて比較を行うとする.御蔵島個体 群の生存率が仮に他の海域の個体群より低い理由として考えられることは、海域の面積に対して 個体数が非常に多い、つまり高密度になっていることである.Tsuji *et al.* 2017 のまとめによると、 御蔵島周辺で観察された総識別個体数は、比較対象の中では中程度であるが、生息する範囲の面 積は他の海域に比べ著しく小さい.このように密度の高さと生存率の低さから、同個体群はほぼ 環境収容力に達していると考えることができる.

個体群動態や密度効果,環境収容力に関して考察を深めるため,推定された発見率を用いて算 出した年毎の成熟雌の数と,成熟雌あたりの出生数を用いて再生産関係についても統計モデルを 用いて推定を試みた.しかしながら,データとして用いた成熟雌の数も出生数も毎年ほぼ安定し ており,密度効果を仮定した再生産関係式ではパラメータの推定において収束する結果が得られ ず,用いたモデルの限界であることが分かった.したがって,海域面積に対する資源の許容量を 維持するため,また再生産や繁殖戦略などの効率を上げるため,同個体群では150頭前後の個体 数を持続すると考えられる.

5.7 本研究の意義:資源保護への貢献

ドルフィンウォッチングやホエールウォッチングは、潜在的に人間や環境に良い影響を与えう

る.しかし、ウォッチング時間の長さなど方法に関わらず、対象個体群への負の効果も少なから ず存在すると, New et al. (2015) やその中で議論されている様々な先行研究は述べている. 推定 された見かけの年間生存率はそれぞれの年であまり変化が見られず、約95%付近でばらつくと推 定された. 観測データは合計識別個体数や生活史ステージ構成は今のところ年変動がないことを 示しており、この結果からモデルは良く観察データをあらわしていることが示唆された.また、 近年の記録では個体数の増加傾向が見られるなど、個体群としては楽観的な状況にある. 御蔵島 における個体識別を伴う長期的なモニタリングにより、出生や死亡も複数年にわたり一定である ことから,個体数の増減に関わる割合は資源の約10%であり,この割合が個体群に対し最適だと 考えられる.これまで,突発的な多死などは同個体群に関して観察されていない.しかしながら, 御蔵島ではドルフィンウォッチング及びスイミングが行われており、観光客の増加と個体群から の移出の増加に関係があるという可能性が Tsuji et al. (2017)によって提唱されている. 観光客の 増加による生存率の変動などについては検証を行っていないが、潜在的に個体群動態への影響は 存在すると考えられる、現段階では、個体数に関して将来的に人為的なかく乱などが起こらなけ れば、同程度の資源量が保たれると推測するが、若齢個体の生存率は同個体群のような比較的小 さい群れにおいて重大な役割を持つ.引き続き移出に関する情報収集も含め、同個体群のモニタ リングを継続することが重要であると考える.

5.8 今後の課題

本研究では、個体識別調査によって得られた 14 年間にわたる標識再捕データを用いて生存率や 資源量の推定を行ったが、加入や死亡、移住を含む複数年のデータを解析する場合、閉鎖集団を 仮定している CJS モデルだけでなく、閉鎖と開放の両方の仮定を組み合わせたモデルを取り入れ る必要がある.閉鎖空間型のモデルでは調査期間は定常個体群であることを仮定しており、開放 空間型のモデルはサンプリング時に個体群内にいて生存している生物は、調査期間中同じ生存率、 発見率、個体群内に居る確率を持つことを仮定している.仮定に沿っていない状況下で集められ た情報を用いた解析では、移住個体の存在により、推定結果に偏りが生じてしまう.一時的な移 出や回遊型の個体を考慮し、偏りの無い結果を得るために開発されたモデルの一つが Pollock's robust design フレームワークである (e.g. Silva *et al.* 2009).御蔵島個体群において実際に移住 個体の存在が明らかであり、その数は無視できないほどの大きさであることから、推定結果の偏 りを考慮するため、ロバストデザインモデルへの拡張が必要であると考える.

また,解析に用いた個体ごと調査日ごとの発見履歴はビデオ撮影された映像を用いて作成した ものであり,発見した個体群のうち全ての個体を撮影・識別できるわけではない.撮影に成功し た個体の中でも,水中の光の加減や濁りによって映像から個体識別が必ずしもできるわけではな く,さらに自然標識の特長による外見の識別しやすさや,イルカ自体の行動によっても識別のし やすさが左右される.したがって,調査時の個体群自体の発見はランダムであるが,潜在的に識 別のしやすさが異なっているため,発見率は一様ではない.したがって,個体ごとの識別のしや すさを考慮するため,発見率に個体差や不均一性をランダム効果として取り入れるなどのモデル の拡張を行うことが課題である.

本研究の解析には状態空間モデル及び膨大な数の潜在変数に対処するためベイズ法を用いた. ベイズ法は事前分布と尤度を用いて事後分布を推定する方法であり,先行研究などによりパラメ ータがとり得る範囲が分かっている場合などには,その情報を事前分布として与えることにより, 解析に取り入れることができるというメリットがある.一方で,事前分布が間違っている場合は その悪影響を受けてしまい,特にデータが十分に多くない場合は推定結果への影響が大きくなる. したがって,事前分布による影響の有無など,モデルの頑健性を検証する必要がある.一般的に, 推定する未知のパラメータには無情報の事前分布を与える.本研究でもβ以外の全てのパラメータ について0から1の一様分布を事前分布として与えた.得られた結果より,一様分布から更新さ れた事後分布が得られ,WinBUGSのÂ値が1.05より小さくなっていたことから収束した結果が 得られたとみなした.頑健性を調べるためには,一様分布を与えた一通りの解析だけでなく,あ る期待値のまわりにばらつくような正規分布を事前分布とするなど,異なる複数の分布を試して 結果に対する影響を検証するべきである.

謝辞

本研究をまとめるに当たり,3年間にわたり御指導及び御助言をいただきました東京海洋大学 資源解析学研究室の北門利英教授に心より御礼申し上げます.また,主にセミナーを通じて多く のご指導をいただきました,同研究室の田中栄次教授,岩田繁英助教に御礼申し上げます.本修 士論文の審査を引き受けて下さいました,鈴木直樹准教授に感謝申し上げます.

御蔵島周辺海域に生息するミナミハンドウイルカを対象とした本研究を行うにあたり,調査の 執り行い,また自身の調査への参加およびデータの使用を快諾して下さりました,一般社団法人 御蔵島観光協会の小木万布博士に心より感謝いたします.御蔵島でのイルカ研究に携わる先輩の 観点から,多角的なご助言をいただきました,近畿大学農学部水産学科,海棲哺乳類研究室の酒 井麻衣博士,三重大学生物資源学研究科附属鯨類研究センターの森阪匡通准教授に厚く御礼申し 上げます.御蔵島での調査やシンポジウムなどの研究の交流の場において大変お世話になった調 査員の皆様,御蔵島滞在中に調査関係から生活面まで,多くのご協力を賜った島民の皆様に御礼 申し上げます.

最後に,資源解析学研究室でセミナー中のみならず多くの議論をし,解析を進める中で様々な 助言を下さった同期の皆様,後輩の皆様に心より御礼申し上げます.

参考文献

Andrew M. Gormley, Elisabeth Slooten, Steve Dawson, Richard J. Barker, Will Rayment, Sam du Fresne, Stefan Brager, 2012, First evidence that marine protected areas can work for marine mammals, Journal of Applied Ecology 2012,49,474-480

Carl J. Schwarz, The Jolly-Seber model: more than just abundance, 2001, Journal of Agricultural Biological, and Environmental Statistics 6:195

Christian Ramp, Julien Delarue, Martine Berbe, Philip S. Hammond, Richard Sears, 2014, Fin whale survival and abundance in the Gulf of St. Lawrence, Canada, Endangered species research Vol.23: 125-132

Claire Pusineri, Christphe Barbraud, Jeremy Kiszka, Sarah Caceres, Justine Mougnot, Gabriel Daudin & Vincent Ridoux, 2014, Capture-mark-recapture modelling suggests an Endangered status for the Mayotte Island (eastern Africa) population of Indo-Pacific bottlenose dolphins, Endangered Species Research Vol23: 23-33

Fabio G. Daura-Jorge, Simon N. Ingram & Paulo C. Simoes-Lopes, 2013, Seasonal abundance and adult survival of bottlenose dolphins (Tursiops truncatus) in a community that cooperatively forages with fishermen in southern Brazil, Marine Mammal Science,29(2): 293-311

Janet Mann, Richard C. Connor, Lynne M.Barre & Michael R.Heithaus, 2010, Female reproductive success in bottlenose dolphins (Tursiops sp.): life history, habitat, provisioning, and group-size effects, Behavioral Ecology Vol. 11 No.2: 210-219

J. Y. Wang, L.-S. Chou, B. N. White, 2000, Differences in the External Morphology of Two Sympatric Species of Bottlenose Dolphins (Genus Tursiops) in the Waters of China, Journal of Mammalogy, 81(4): 1157-1165

Kate R. Sprogis, Kenneth H. Pollock, Holly C. Raudino, Simon J. Allen, Anna M. Kopps, Oliver Manlik, Julian A. Tyne & Lars Bejder, 2016, Sex-Specific Patterns in Abundance, Temporary Emigration and Survival of Indo-Pacific Bottlenose Dolphins (Tursiops aduncus) in Coastal and Estuarine Waters, Frontiers in Marine Science Volume3 Article12

Kazunobu Kogi, Toru Hishii, Ayami Imamura, Takako Iwatani & Kathleen M. Dudzinski, 2004, Demographic parameters of Indo-Pacific bottlenose dolphins (Tursiops aduncus) around Mikura Island, Japan, Marine Mammal Science, 20(3): 510-526

Kimika Tsuji, Kazunobu Kogi, Mai Sakai & Tadamichi Morsaka, 2017, Emigration of Indo-Pacific Bottlenose Dolphins (Tursiops aduncus) from Mikura Island, Japan, Aquatic Mammals 43(6),585-593

K. W. Urian, D. A. Duffield, A. J. Read, R. S. Wells & E.D. Shell, 1996, Seasonality of Reproduction in Bottlenose Dolphins, Tursiops truncatus, Journal of Mammalogy, 77(2):394-403

Leslie F. New, Alisa J. Hall, Robert Harcourt, Greg Kaufman, E. C. M. Parsons, Heidi C. Pearson, A. Mel Cosentino & Robert S. Schick, 2015, The modelling and assessment of whale-watching impacts, Ocean & Coastal Management 115(2015) 10-16

L. M. Moller, S. J. Allen & R. G. Harcourt, 2002, Group Characteristics, Site Fidelity and Seasonal Abundance of Bottlenose Dolphins Tursiops aduncus in Jervis Bay and Port Stphens, South-Eastern Australia, Australian Mammalogy 24(1): 11-21

Margaret A. Stanton and Janet Mann, 2012, Early Social Networks Predict Survival in Wild Bottlenose Dolphins, PLoS ONE 7(10): e47508

Marc Kery and Michael Schaub, 2012, Bayesian population analysis using WinBUGS a hierarchical perspective, Elsevier Inc.

Megan K. Stolen and Jay Barlow, 2003, A model life table for bottlenose dolphin (Tursiops truncatus) from the Indian river lagoon system, Florida, U.S.A., Marine Mammal Science, 19(4): 630-649

Michael Moore, Lisa Steiner & Beatrice Jann, 2003, Cetacean surveys in the Cape Verde Islands and the use of cookiecutter shark bite lesions as a population marker for fin whales, Aquatic Mammals 29.3, 383-389

Miki Shirakihara, Kunio Shirakihara, Jyunji Tomonaga, Megumi Takatsuki, 2002, A Resident Population of Indo-Pacific Bottlenose Dolphins (Tursiops aduncus) in Amakusa, Western Kyusyu, Japan, Marine Mammal Science, 18(1): 30-41

Monica A. Silva, Sara Magalhaes, Rui Prieto, Ricardo Serrao Santos & Philip S. Hammond, 2009, Estimating survival and abundance in a bottlenose dolphin population taking into account transience and temporary emigration, Marine Ecology Progress Series Vol.392:

263 - 276

Olivier Gimenez, Vivien Rossi, Remi Choquet, Camille Dehais, Blaise Doris, Hubert Varella, Jean-Pierre Vila & Roger Pradel, 2007, State-space modelling of data on marked individuals, Ecological Modelling 206 (2007) 431-438

Randall R. Reeves & Joe Horokou, 2008, Non-Detriment Finding for Tursiops aduncus in the Solomon Island, NDF Workshop Case Studies WG5-Mammals Case Study2

Richard M. Pace, Peter J. Corkeron & Scott D. Kraus, 2017 State-space mark-recapture estimates reveal a recent decline in abundance of North Atlantic right whales, Ecology and Evolution.2017;1-12.

Robert L. Brownell, Jr. and Naoko Funahashi, Status of Small Local Populations of Indo-Pacific bottlenose dolphins (Tursiops aduncus) in the Japanese Archipelago, SC/65a/SM26

Rohan J. C. Currey, Stephen M. Dawson, Elisabeth Slooten, Karsten Schneider, David Lusseau, Oliver J. Boisseau, Patti Haase & Jamelia A. Williams, 2009, Survival rates for a declining population of bottlenose dolphins in Doubtful Sound, New Zealand: an information theoretic approach to assessing the role of human impacts, Aquatic conservation: Marine and freshwater ecosystems 19: 658-670

Rubaiyat Mowgli Mansur, Samantha Strindberg & Brian D. Smith, 2012, Mark-resight abundance and survival estimation of Indo-Pacific bottlenose dolphins, Tursiops aduncus,in the Swatch-of-No-Ground, Bangladesh, Marine Mammal Science, 28(3): 561-578

Shaun D. Henderson, Stephen M. Dawson, Rohan J. C. Currey, David Lusseau & Karsten Schneider, Reproduction, birth seasonality, and calf survival of bottlenose dolphins in Doubtful Sound, New Zealand, 2014, Marine Mammal Science, 30(3): 1067-1080

Stephanie Fernandez, & Aleta A. Hohn, 1998, Age, growth, and calving season of bottlenose dolphins, Tursiops truncatus, off coastal, Texas, Fishery Bulletin 96(2).

S. T. Buckland, K. B. Newman, L. Thomas, N. B. Koesters, 2004, State-space models for the dynamics of wild animal populations, Ecological Modelling171 157-175

Takeharu Bando, Naohisa Kanda, Luis A. Pastene, Toshiya Kishiro, Hideyoshi Yoshida &

Hiroshi Hatanaka, 2010, An analysis of cookie cutter shark-induced body scar marks of common minke whales sampled by JARPN II in the context of stock structure hypotheses, SC/D10/NPM6

Violaine Durau, Vanessa Estrade & Jacques Fayan, 2017, Identifying key demographic parameters of a small island-associated population of Indo-Pacific bottlenose dolphins (Reunion, Indian Ocean), PLoS ONE 12(6): e0179780

ϕ_{Adult}	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.877	0.894	0.689-0.981	1.005
2004	0.825	0.831	0.711 - 0.919	1.003
2005	0.931	0.937	0.839-0.992	1.001
2006	0.841	0.846	$0.718 \cdot 0.935$	1.001
2007	0.728	0.733	0.604-0.833	1.004
2008	0.860	0.867	0.720- 0.954	1.003
2009	0.910	0.917	0.781 - 0.988	1.010
2010	0.824	0.829	$0.704 \cdot 0.913$	1.001
2011	0.834	0.839	$0.714 \cdot 0.934$	1.000
2012	0.870	0.877	$0.740 \cdot 0.956$	1.001
2013	0.905	0.910	0.826 - 0.965	1.002
2014	0.907	0.912	$0.811 \cdot 0.974$	1.005
2015	0.903	0.909	0.805 - 0.971	1.002
2016	0.957	0.963	0.885-0.996	1.004

表 A-1. モデル7;年ごと生活史ステージごとの生存率推定結果(Adultの事後分布の要約)

表 A-2. モデル7;年ごと生活史ステージごとの生存率推定結果(Subadultの事後分布の要約)

$\phi_{Subadult}$	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.908	0.919	0.777 - 0.982	1.003
2004	0.950	0.955	0.878-0.993	1.001
2005	0.927	0.931	0.852 - 0.978	1.003
2006	0.918	0.924	0.830 - 0.977	1.004
2007	0.887	0.890	0.808-0.949	1.001
2008	0.837	0.844	0.724 - 0.920	1.001
2009	0.895	0.902	0.789 - 0.964	1.001
2010	0.857	0.861	0.762 - 0.930	1.002
2011	0.888	0.895	0.786 - 0.960	1.001
2012	0.906	0.914	0.800 - 0.977	1.004
2013	0.935	0.940	$0.863 \cdot 0.985$	1.001
2014	0.913	0.920	0.801 - 0.984	1.000
2015	0.941	0.948	$0.851 \cdot 0.991$	1.002
2016	0.927	0.932	0.838-0.986	1.001

			• • • • • = • • • •	
φ _{Juvenile}	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.894	0.909	0.704-0.986	1.001
2004	0.894	0.901	$0.764 \cdot 0.975$	1.001
2005	0.869	0.879	$0.718 \cdot 0.965$	1.001
2006	0.914	0.923	0.783 - 0.988	1.005
2007	0.853	0.862	0.705 - 0.953	1.000
2008	0.884	0.897	$0.713 \cdot 0.972$	1.004
2009	0.913	0.924	0.772 - 0.989	1.013
2010	0.928	0.935	0.814-0.991	1.006
2011	0.920	0.928	0.801 - 0.986	1.000
2012	0.902	0.909	0.776 - 0.978	1.000
2013	0.899	0.908	0.770 - 0.977	1.002
2014	0.928	0.936	0.821 - 0.991	1.001
2015	0.842	0.853	$0.672 ext{-} 0.950$	1.001
2016	0.934	0.940	0.834-0.991	1.006

表 A-3. モデル7;年ごと生活史ステージごとの生存率推定結果 (Juvenile の事後分布の要約)

表 A-4. モデル7;年ごと生活史ステージごとの生存率推定結果 (Neonateの事後分布の要約)

$\phi_{Neonate}$	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.346	0.303	$0.027 \cdot 0.855$	1.020
2004	0.363	0.329	0.025 - 0.856	1.000
2005	0.513	0.513	$0.124 \cdot 0.927$	1.003
2006	0.228	0.202	0.018-0.609	1.000
2007	0.132	0.101	0.005 - 0.418	1.000
2008	0.344	0.320	0.066 - 0.717	1.000
2009	0.374	0.357	$0.059 \cdot 0.779$	1.003
2010	0.109	0.081	0.004 - 0.359	1.006
2011	0.263	0.230	0.014-0.688	1.000
2012	0.149	0.108	0.002-0.481	1.006
2013	0.322	0.301	$0.032 \cdot 0.719$	1.002
2014	0.401	0.380	$0.053 \cdot 0.879$	1.006
2015	0.428	0.415	0.102-0.814	1.003
2016	0.454	0.433	0.080 - 0.905	1.001

ϕ_{Male}	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.895	0.908	0.706-0.993	1.006
2004	0.941	0.946	0.869 - 0.988	1.000
2005	0.953	0.959	0.879 - 0.997	1.002
2006	0.873	0.879	0.773 - 0.946	1.001
2007	0.770	0.772	0.671 - 0.860	1.001
2008	0.827	0.832	0.703 - 0.926	1.004
2009	0.929	0.937	0.819 - 0.994	1.002
2010	0.776	0.780	0.656 - 0.871	1.003
2011	0.826	0.832	0.698 - 0.929	1.002
2012	0.900	0.906	0.780 - 0.978	1.002
2013	0.922	0.927	0.841 - 0.977	1.001
2014	0.950	0.957	0.859 - 0.997	1.003
2015	0.922	0.928	0.829 - 0.983	1.000
2016	0.966	0.972	0.901 - 0.998	1.001

表 B-1 モデル8;年ごと性別ごとの生存率推定結果(雄の事後分布の要約)

表 B-2. モデル8;年ごと性別ごとの生存率推定結果(雌の事後分布の要約)

ϕ_{Female}	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.908	0.917	0.789 - 0.977	1.002
2004	0.880	0.884	0.785 - 0.947	1.002
2005	0.921	0.925	0.844 - 0.971	1.002
2006	0.915	0.921	0.837 - 0.972	1.007
2007	0.874	0.877	0.789 - 0.938	1.001
2008	0.882	0.887	0.780 - 0.951	1.004
2009	0.901	0.907	0.805 - 0.964	1.004
2010	0.904	0.908	0.830 - 0.958	1.003
2011	0.914	0.918	0.838-0.969	1.001
2012	0.897	0.903	0.804 - 0.962	1.000
2013	0.937	0.940	0.875 - 0.980	1.008
2014	0.920	0.925	0.836 - 0.975	1.001
2015	0.901	0.905	0.815 - 0.961	1.002
2016	0.934	0.938	0.868-0.981	1.002

表 C-1. モデル 9;年ごと生活史ステージ・性別ごとの生存率推定結果(雄 Adult の事後分布の 要約)

φ _{MA}	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.768	0.788	0.463 - 0.968	1.006
2004	0.831	0.842	$0.632 ext{-} 0.964$	1.005
2005	0.836	0.848	0.634 - 0.970	1.001
2006	0.672	0.681	$0.438 ext{-} 0.851$	1.000
2007	0.612	0.613	0.427 - 0.780	1.001
2008	0.747	0.759	0.496 - 0.932	1.001
2009	0.751	0.763	0.466 - 0.952	1.004
2010	0.679	0.684	0.475 - 0.854	1.000
2011	0.636	0.640	0.391 - 0.837	1.000
2012	0.785	0.799	0.534 - 0.958	1.001
2013	0.804	0.807	0.618 - 0.938	1.000
2014	0.876	0.889	0.688 - 0.985	1.001
2015	0.843	0.852	0.659 - 0.970	1.001
2016	0.898	0.908	0.751 - 0.993	1.007

表 C-2. モデル 9; 年ごと生活史ステージ・性別ごとの生存率推定結果(雌 Adult の事後分布の 要約)

ϕ_{FA}	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.916	0.929	0.776 - 0.988	1.006
2004	0.853	0.861	0.721- 0.944	1.003
2005	0.944	0.951	0.860 - 0.994	1.009
2006	0.942	0.950	0.854 - 0.993	1.000
2007	0.866	0.873	0.743- 0.946	1.000
2008	0.915	0.923	0.797 - 0.980	1.001
2009	0.938	0.944	0.846 - 0.992	1.004
2010	0.909	0.915	0.817 - 0.974	1.001
2011	0.936	0.942	0.847 - 0.990	1.001
2012	0.908	0.915	$0.793 ext{-} 0.974$	1.002
2013	0.942	0.947	0.866 - 0.988	1.002
2014	0.911	0.918	0.808 - 0.975	1.004
2015	0.921	0.927	0.829 - 0.981	1.005
2016	0.955	0.960	0.884-0.996	1.002

表 C-3. モデル 9; 年ごと生活史ステージ・性別ごとの生存率推定結果(雄 Subadult の事後分布の要約)

ϕ_{MS}	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.942	0.952	$0.824 \cdot 0.995$	1.013
2004	0.964	0.970	0.899 - 0.997	1.003
2005	0.966	0.971	0.909 - 0.997	1.001
2006	0.967	0.971	0.913 - 0.997	1.005
2007	0.906	0.912	0.808-0.966	1.002
2008	0.904	0.913	0.783 - 0.978	1.006
2009	0.951	0.958	0.867 - 0.994	1.002
2010	0.902	0.909	0.794 - 0.966	1.002
2011	0.954	0.960	0.878 - 0.995	1.002
2012	0.939	0.946	0.843- 0.989	1.003
2013	0.962	0.967	0.891 - 0.997	1.002
2014	0.952	0.961	0.868 - 0.995	1.009
2015	0.955	0.962	0.871 - 0.996	1.002
2016	0.960	0.966	0.889 - 0.997	1.002

表 C-4. モデル9;年ごと生活史ステージ・性別ごとの生存率推定結果(雌 Subadult の事後分布の要約)

ϕ_{FS}	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.821	0.841	$0.571 \cdot 0.963$	1.001
2004	0.888	0.897	0.744 - 0.982	1.001
2005	0.819	0.829	0.639-0.940	1.001
2006	0.785	0.791	0.606 - 0.919	1.001
2007	0.864	0.872	0.733 - 0.962	1.001
2008	0.785	0.793	0.608 - 0.917	1.003
2009	0.795	0.805	0.603-0.930	1.000
2010	0.814	0.821	$0.647 \cdot 0.931$	1.001
2011	0.752	0.760	0.557 - 0.896	1.000
2012	0.836	0.849	$0.620 \cdot 0.974$	1.000
2013	0.866	0.874	$0.712 \cdot 0.964$	1.001
2014	0.832	0.845	$0.642 ext{-} 0.959$	1.015
2015	0.867	0.880	0.690 - 0.974	1.000
2016	0.830	0.838	$0.659 ext{-} 0.953$	1.000

表 C-5. モデル 9; 年ごと生活史ステージ・性別ごとの生存率推定結果 (Juvenile の事後分布の 要約)

φ _J	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.906	0.919	0.751 - 0.987	1.004
2004	0.904	0.914	0.777 - 0.978	1.004
2005	0.895	0.904	$0.761 \cdot 0.975$	1.001
2006	0.919	0.928	0.797 - 0.989	1.004
2007	0.862	0.872	$0.716 \cdot 0.952$	1.000
2008	0.892	0.905	$0.753 \cdot 0.975$	1.000
2009	0.921	0.931	0.794 - 0.989	1.001
2010	0.936	0.944	0.838-0.993	1.001
2011	0.924	0.931	0.813- 0.990	1.000
2012	0.909	0.918	0.774 - 0.980	1.005
2013	0.908	0.916	0.791 - 0.977	1.000
2014	0.932	0.942	0.828 - 0.990	1.002
2015	0.863	0.873	0.709 - 0.961	1.002
2016	0.939	0.946	0.852 - 0.993	1.001

表 C-6. モデル 9; 年ごと生活史ステージ・性別ごとの生存率推定結果 (Neonate の事後分布の 要約)

ϕ_N	mean	median	95%CI	Rhat
2003	0.340	0.310	0.016-0.861	1.002
2004	0.363	0.330	0.026 - 0.888	1.003
2005	0.509	0.503	$0.133 ext{-} 0.917$	1.001
2006	0.225	0.194	0.019 - 0.607	1.001
2007	0.138	0.108	0.005 - 0.434	1.003
2008	0.341	0.324	0.060 - 0.705	1.002
2009	0.373	0.349	$0.058 \cdot 0.789$	1.009
2010	0.112	0.078	0.004-0.380	1.001
2011	0.252	0.213	0.010-0.686	1.010
2012	0.142	0.101	0.002-0.494	1.006
2013	0.317	0.290	0.031 - 0.750	1.004
2014	0.398	0.374	$0.053 \cdot 0.851$	1.008
2015	0.427	0.410	0.105-0.818	1.006
2016	0.452	0.442	0.083 - 0.907	1.002

```
各モデルのコード
```

```
#model1: basic
                                                    #model2: lifestage
#phi:fix
                                                    #phi:fix&lifestage
#p:fix
                                                    #p:fix:fix&lifestage
sink("cjs1.3.bug")
                                                    sink("cjs2.3.bug")
cat("model{
                                                    cat("model{
    #prior
                                                         #prior
                                                         for(i in 1:5){
    phi~dunif(0,1) #uniform
                                                         phi[i]~dunif(0,1)
    p \sim dunif(0,1)
                     #uniform
                                                         p[i]~dunif(0,1)
    #likelihood
                                                         }
    for(i in 1:nind){
    z[i,ff[i]]<-1
                                                         #likelihood
                                                         for(i in 1:nind){
    for(j in (ff[i]+1):Dlength){
    z[i,j]~dbern(mu1[i,j])
                                                         z[i,ff[i]]<-1
                                                         for(j in (ff[i]+1):Dlength){
mu1[i,j]<-pow(phi,(Date222[j]/(52*Date7[j]))
                                                         z[i,j]~dbern(mu1[i,j])
)*z[i,j-1]
    x[i,j]~dbern(mu2[i,j])
                                                    mu1[i,j]<-pow(phi[sthist[i,j]],(Date222[j]/(52
                                                    *Date7[j])))*z[i,j-1]
    mu2[i,j]<-p*z[i,j]
    }
                                                         x[i,j]~dbern(mu2[i,j])
    }
                                                         mu2[i,j]<-p[sthist[i,j]]*z[i,j]
                                                         }
    }",fill=TRUE)
                                                         }
sink()
                                                         }",fill=TRUE)
                                                    sink()
```

```
#model3: gender
#phi:fix&gender
#p:fix&gender
sink("cjs3.3.bug")
cat("model{
    #prior
    for(i in 1:3){
        phi[i]~dunif(0,1)
        p[i]~dunif(0,1)
    }
```

```
#likelihood
for(i in 1:nind){
  z[i,ff[i]]<-1
  for(j in (ff[i]+1):Dlength){
    z[i,j]~dbern(mu1[i,j])</pre>
```

#model4: stage&gender
#phi:fix,stage&gender
#p:fix,stage&gender
sink("cjs4.3.bug")
cat("model{
 #prior
 for(i in 1:7){
 phi[i]~dunif(0,1)
 p[i]~dunif(0,1)
 }

#likelihood
for(i in 1:nind){
 z[i,ff[i]]<-1
for(j in (ff[i]+1):Dlength){
 z[i,j]~dbern(mu1[i,j])</pre>

```
#model5:
#phi:yearvariation
#p:yearvariation
sink("cjs5.3.bug")
cat("model{
    #prior
    for(i in 1:yearN){
        phi[i]~dunif(0,1)
        p[i]~dunif(0,1)
        }
```

```
#likelihood
for(i in 1:nind){
  z[i,ff[i]]<-1
for(j in (ff[i]+1):Dlength){
  z[i,j]~dbern(mu1[i,j])</pre>
```

```
mu1[i,j]<-pow(phi[yhist[i,j]],(Date222[j]/(52*
Date7[j])))*z[i,j-1]
    x[i,j]~dbern(mu2[i,j])
    mu2[i,j]<-p[yhist[i,j]]*z[i,j]
    }
    }
    //,fill=TRUE)
sink()</pre>
```

#model6: random
#phi:random-yearvariation
#p:random-yearvariation
sink("cjs600.bug")
cat("model{
 #prior
 phibar~dunif(0,1)
 pbar~dunif(0,1)
 beta.phi~dunif(1,5)
 beta.p~dunif(1,5)

for(i in 1:yearN){ phi[i]~dbeta(phd[i],beta.phi) phd[i]<-(phibar*beta.phi)/(1-phibar)

p[i]~dbeta(pd[i],beta.p)
pd[i]<-(pbar*beta.p)/(1-pbar)
}</pre>

#likelihood
for(i in 1:nind){
 z[i,ff[i]]<-1
 for(j in (ff[i]+1):Dlength){
 z[i,j]~dbern(mu1[i,j])</pre>

```
mu1[i,j]<-pow(phi[yhist[i,j]],(Date222[j]/(52*
Date7[j])))*z[i,j-1]
    x[i,j]~dbern(mu2[i,j])
    mu2[i,j]<-p[yhist[i,j]]*z[i,j]
    }
    }
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
```

```
#model7: random&stage
#phi:random-yearvariation&fix-stage
#p: random-yearvariation&fix-stage
sink("cjs800.bug")
cat("model{
    #prior
    for(i in 1:5){
        phibar[i]~dunif(0,1)
        pbar[i]~dunif(0,1)
        beta.phi[i]~dunif(1,5)
        beta.p[i]~dunif(1,5)
    }
}
```

```
for(i in 1:5){
  for(j in 1:yearN){
  phi[i,j]~dbeta(phd[i,j],beta.phi[i])
```

```
phd[i,j]<-(phibar[i]*beta.phi[i])/(1-phibar[i])
```

```
p[i,j]~dbeta(pd[i,j],beta.p[i])
pd[i,j]<-(pbar[i]*beta.p[i])/(1-pbar[i])
}}
```

```
#likelihood
for(i in 1:nind){
  z[i,ff[i]]<-1
for(j in (ff[i]+1):Dlength){
  z[i,j]~dbern(mu1[i,j])</pre>
```

```
mu1[i,j]<-pow(phi[yhist[i,j],ibox[j]],(Date222
[j]/(52*Date7[j])))*z[i,j-1]
    x[i,j]~dbern(mu2[i,j])
    mu2[i,j]<-p[yhist[i,j],ibox[j]]*z[i,j]
    }
    }
    //,fill=TRUE)
sink()</pre>
```

#model8: random&gender #phi:random-yearvariation&fix-gender #p: random-yearvariation&fix-gender sink("cjs900.bug") cat("model{ #prior for(i in 1:3){ phibar[i]~dunif(0,1) pbar[i]~dunif(0,1) beta.phi[i]~dunif(1,5) beta.p[i]~dunif(1,5) }

for(i in 1:3){
 for(j in 1:yearN){
 phi[i,j]~dbeta(phd[i,j],beta.phi[i])

phd[i,j]<-(phibar[i]*beta.phi[i])/(1-phibar[i])

```
p[i,j]~dbeta(pd[i,j],beta.p[i])
pd[i,j]<-(pbar[i]*beta.p[i])/(1-pbar[i])
}}</pre>
```

#likelihood
for(i in 1:nind){
 z[i,ff[i]]<-1
 for(j in (ff[i]+1):Dlength){
 z[i,j]~dbern(mu1[i,j])</pre>

```
mu1[i,j]<-pow(phi[yhist[i,j],ibox[j]],(Date222
[j]/(52*Date7[j])))*z[i,j-1]
    x[i,j]~dbern(mu2[i,j])
    mu2[i,j]<-p[yhist[i,j],ibox[j]]*z[i,j]
    }
    }
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
    ;
```

```
#model9: random&stage&gender
#phi:random-yearvariation&fix-stage&fix-g
ender
#p:
random-yearvariation&fix-stage&fix-gender
sink("cjs1000.bug")
cat("model{
    #prior
    for(i in 1:7){
        phibar[i]~dunif(0,1)
        pbar[i]~dunif(0,1)
        beta.phi[i]~dunif(1,5)
        beta.p[i]~dunif(1,5)
    }
}
```

```
for(i in 1:7){
    for(j in 1:yearN){
        phi[i,j]~dbeta(phd[i,j],beta.phi[i])
    phd[i,j]<-(phibar[i]*beta.phi[i])/(1-phibar[i])
        p[i,j]~dbeta(pd[i,j],beta.p[i])
        pd[i,j]<-(pbar[i]*beta.p[i])/(1-pbar[i])
    }}</pre>
```

```
#likelihood
for(i in 1:nind){
  z[i,ff[i]]<-1
  for(j in (ff[i]+1):Dlength){
   z[i,j]~dbern(mu1[i,j])</pre>
```

```
mu1[i,j]<-pow(phi[yhist[i,j],ibox[j]],(Date222
[j]/(52*Date7[j])))*z[i,j-1]
    x[i,j]~dbern(mu2[i,j])
    mu2[i,j]<-p[yhist[i,j],ibox[j]]*z[i,j]
    }
    }
    //,fill=TRUE)
sink()</pre>
```

```
known.state.cjs<-function(ch){
  state<-ch
  for(i in 1:dim(ch)[1]){
    n1<-min(which(ch[i,]==1)) #far-left
    n2<-max(which(ch[i,]==1)) #far-right
    state[i,n1:n2]<-1
    state[i,n1]<-NA
  }
  state[state==0]<-NA
  return(state)
}</pre>
```

```
#create a matrix of initial value for z
cjs.init.z<-function(ch,ff){
  for(i in 1:dim(ch)[1]){
    if(sum(ch[i,],na.rm=T)==1)next
    n2<-max(which(ch[i,]==1))
    ch[i,ff[i]:n2]<-NA
  }
  for(i in 1:dim(ch)[1]){
    ch[i,1:ff[i]]<-NA
  }
  return(ch)
}</pre>
```

```
ibox<-c()
for(j in 1:length(tyear)) {
    ibox0<-rep(j,ncol(shist[[j]]))
    ibox<-c(ibox,ibox0)
}</pre>
```

```
parameters1<-c("phi","p","z")
parameters2<-c("phi","p","z","sigma")#,"theta")
parameters3<-c("phi","p","z","sigma","sigma2")#,"theta","theta2")</pre>
```

w2box<-list()

#data

w2box\$m1\$data<-list(x=mydata3,ff=NF,nind=n.ind,Dlength=n.date,Date222=gap0, Date7=seven,z=known.state.cjs(mydata3))

w2box\$m2\$data<-list(x=mydata3,ff=NF,nind=n.ind,Dlength=n.date,Date222=gap0, Date7=seven,sthist=s.mydata2,z=known.state.cjs(mydata3))

w2box\$m3\$data<-list(x=mydata3,ff=NF,nind=n.ind,Dlength=n.date,Date222=gap0, Date7=seven,mfhist=g.mydata,z=known.state.cjs(mydata3))

w2box\$m4\$data<-list(x=mydata3,ff=NF,nind=n.ind,Dlength=n.date,Date222=gap0, Date7=seven,sghist=sg.mydata2,z=known.state.cjs(mydata3))

w2box\$m5\$data<-list(x=mydata3,ff=NF,nind=n.ind,Dlength=n.date,Date222=gap0, Date7=seven,yhist=y.mydata,z=known.state.cjs(mydata3), yearN=length(tyear)+1)

w2box\$m6\$data<-list(x=mydata3,ff=NF,nind=n.ind,Dlength=n.date,Date222=gap0, Date7=seven,yhist=y.mydata,z=known.state.cjs(mydata3),yearN=length(tyear)+1)

w2box\$m8\$data<-list(x=mydata3,ff=NF,nind=n.ind,Dlength=n.date,Date222=gap0,Date7= seven,yhist=s.mydata2,z=known.state.cjs(mydata3),yearN=length(tyear)+1,ibox=ibox)

w2box\$m9\$data<-list(x=mydata3,ff=NF,nind=n.ind,Dlength=n.date,Date222=gap0,Date7= seven,yhist=g.mydata,z=known.state.cjs(mydata3),yearN=length(tyear)+1,ibox=ibox)

w2box m10 data <-list (x=mydata3, ff=NF, nind=n.ind, Dlength=n.date, Date222=gap0, Date7=seven, yhist=sg.mydata2, z=known.state.cjs (mydata3), yearN=length (tyear)+1, ibox=ibox)

set.seed(500)
#Initial value
w2box\$m1\$inits<-function0{
 list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=runif(1,0,1),p=runif(1,0,1))}
w2box\$m2\$inits<-function0{
 list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=runif(5,0,1),p=runif(5,0,1))}
w2box\$m3\$inits<-function0{
 list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=runif(3,0,1),p=runif(3,0,1))}</pre>

```
w2box$m4$inits<-function0{
  list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=runif(7,0,1),p=runif(7,0,1))}
w2box$m5$inits<-function()
  list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=runif((yearN+1),0,1),p=runif((yearN+1),0,1))}
w2box$m60$inits<-function0{
   list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=runif(yearN+1,0,1),
      p=runif(yearN+1,0,1),phibar=runif(1,0,1),pbar=runif(1,0,1),
      beta.phi=runif(1,1,5),beta.p=runif(1,1,5))}
w2box$m80$inits<-function0{
   list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=matrix(runif(5*(yearN+1),0,1),5,yearN+1),
      p=matrix(runif(5*(yearN+1),0,1),5,yearN+1),phibar=runif(5,0,1),pbar=runif(5,0,1),
      beta.phi=runif(5,1,5),beta.p=runif(5,1,5))}
w2box$m90$inits<-function0{
   list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=matrix(runif(3*(yearN+1),0,1),3,yearN+1),
      p=matrix(runif(3*(yearN+1),0,1),3,yearN+1),phibar=runif(3,0,1),pbar=runif(3,0,1),
      beta.phi=runif(3,1,5),beta.p=runif(3,1,5))}
w2box$m100$inits<-function0{
   list(z=cjs.init.z(mydata3,NF),phi=matrix(runif(7*(yearN+1),0,1),7,yearN+1),
      p=matrix(runif(7*(yearN+1),0,1),7,yearN+1),phibar=runif(7,0,1),pbar=runif(7,0,1),
      beta.phi=runif(7,1,5), beta.p=runif(7,1,5))
```

#MCMC mydefault ni<-100000 nt<-100 nb<-50000 nc<-3