SS3の個体群モデルと統計推測

東京海洋大学　北門　利英

kitakado@kaiyodai.ac.jp

https://sites.google.com/site/toshihidekitakado/

国立大学法人
東京海洋大学

SS3の位置づけ

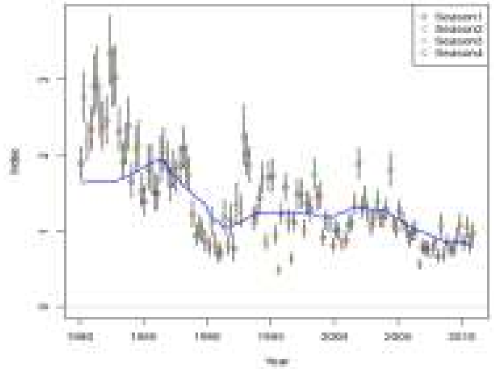
	Production model	ASPM	VPA	SCAA	SS3
資源量指数	要	要	要	要	要
齢構成	非明示的	Yes	Yes	Yes	Yes
再生産構造	非明示的	Yes	No	Yes(Stochastic)	Yes(Stochastic)
年齢データ	不使用	不使用	要(誤差を考えない)	要(誤差考慮)	要(誤差考慮)
体長データ	不使用	不使用	年齢データの為slicing	不使用	要(誤差考慮)
標識データ	不使用	不使用	不使用	不使用	利用可
備考				統合型の一種	• 複数集団 • 種々の時間的変化OK • 生物データ
				Integration (two)	Synthesis (two or more)

SS3のQuick overview

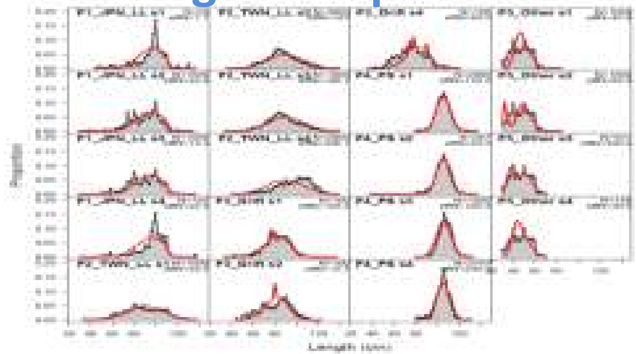
Age-structured pop dynamics

Typical observations

CPUE



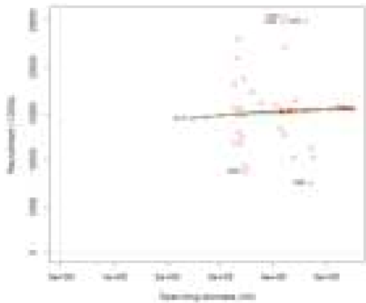
Length composition



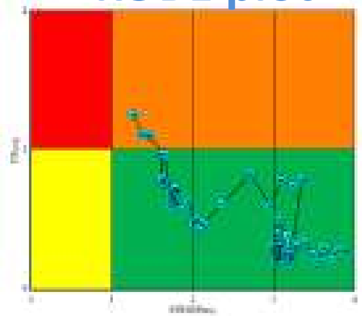
Some outputs

SSB

Spawner - Rec



KOBE plot



内容

- SS3で仮定している個体群動態モデル
- SS3で想定している観測データ（例）
- SS3が行う統計推測

SS3で仮定している個体群動態モデル

キーとなる要素

主に Control file の前半部分の仕様に関連

15.5 CONTROL FILE

```
#V3.23b
#C growth parameters are estimated
#C spawner-recruitment bias adjustment Not tuned For optimality
#_data_and_control_files: simple.dat // simple.ctl
#_SS-V3.21d-safe;_06/09/2011;_Stock_Synthesis_by_Richard_Methot_(NOAA)_u
1  #_N_Growth_Patterns
1 #_N_Morphs_Within_GrowthPattern
#_Cond 1 #_Morph_between/within_stdev_ratio (no read if N_morphs=1)
#_Cond  1 #vector_Morphdist_(-1_in_first_val_gives_normal_approx)
#
#_Cond 0  #  N recruitment designs goes here if N_GP*nseas*area>1
#_Cond 0  #  placeholder for recruitment interaction request
#_Cond 1 1 1  # example recruitment design element for GP=1, seas=1, are
#
#_Cond 0 # N_movement_definitions goes here if N_areas > 1
#_Cond 1.0 # first age that moves (real age at begin of season, not inte
#_Cond 1 1 1 2 4 10 # example move definition for seas=1, morph=1, sourc
#
0 #_Nblock_Patterns
#_Cond 0 #_blocks_per_pattern
# begin and end years of blocks
#
0.5 #_fracfemale
0 #_natM_type:_0=1Parm; 1=N_breakpoints;_2=Lorenzen;_3=agespecific;_4=ag
  #_no additional input for selected M option; read 1P per morph
1 #_GrowthModel: 1=vonBert with L1&L2; 2=Richards with L1&L2; 3=not impl
0 #_Growth_Age_for_L1
25 #_Growth_Age_for_L2 (999 to use as Linf)
0 #_SD_add_to_LAA (set to 0.1 for SS2 V1.x compatibility)
0 #_CV_Growth_Pattern:  0 CV=f(LAA); 1 CV=F(A); 2 SD=F(LAA); 3 SD=F(A);
1 # maturity option:  1=length logistic; 2=age logistic; 3=read age-
```

キーとなる要素

主に Control file の前半部分の仕様に関連

- 齢構成モデル
- 自然死亡
- 親魚〜加入関係とその確率的変動
- 成熟率
- 選択性（サイズ，年齢）
- 成長と変動（体長組成）
- 体長体重関係
- 漁具能率
- ・・・

基礎的な個体群動態モデル(単一集団)

- 雌雄区別［γ］（あり，なし）
- 時間単位［y］（年，四半期，…）
- 年齢［a=1,2,…,A］
- 漁業［f］

$$N_{y+1,\gamma,a,}=\begin{cases} cR_{y+1,\gamma,0} & \text{if } a=0 \\ N_{y,\gamma,a-1}e^{-Z_{y,t,\gamma,a}} & \text{if } 1\le a\le A-1 \\ N_{y,\gamma,A-1}e^{-Z_{y,t,\gamma,A-1}}+N_{y,\gamma,A}e^{-Z_{y,t,\gamma,A}} & \text{if } a=A \end{cases} \quad (A.1.20)$$

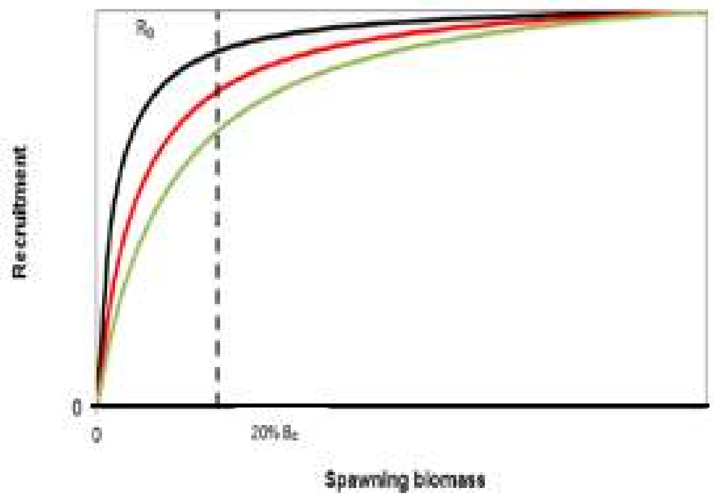
$$Z_{y,t,\gamma,a}=M_{\gamma,a}+\sum_{f}\left(S_{f,\gamma,a}F_{y,t,f}\right) \quad (A.1.21)$$

M: 年齢別，性別でも可 (several options)
S: 漁業別・年齢別の選択性 (many options!)
F: 漁業別の漁獲係数

Recruitment

- BH

$$R_y = \frac{4hR_0SB_y}{SB_0(1-h)+SB_y(5h-1)}e^{-0.5b_y\sigma_R^2+\tilde{R}_y} \qquad \tilde{R}_y \sim N\left(0;\sigma_R^2\right)$$



$$SB_y = \sum\nolimits_{a=0}^{A} N_{y.\mathrm{fem}.a} f_a$$

h (steepness)
親子関係の強さを表すパラメータ
(B0の20%の親魚重量で R0の100*h%が加入)

- Ricker

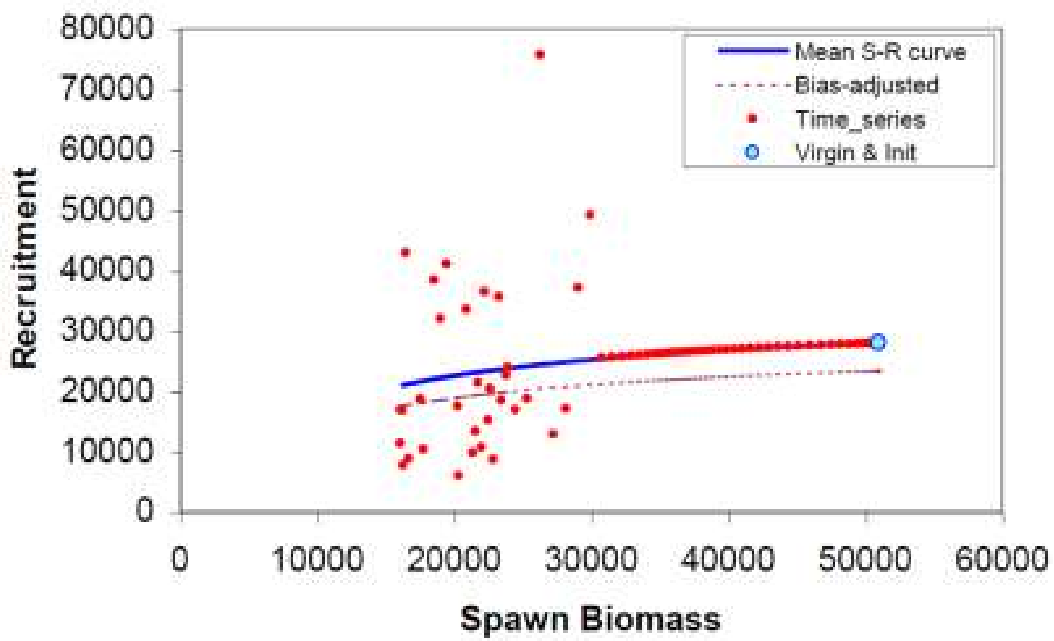
$$R_y = \left(\frac{R_0SB_y}{SB_0}\right)e^{h\left(1-SB_y/SB_0\right)}e^{-0.5b_y\sigma_R^2+\tilde{R}_y} \qquad \tilde{R}_y \sim \tilde{N}\left(0;\sigma_R^2\right)$$

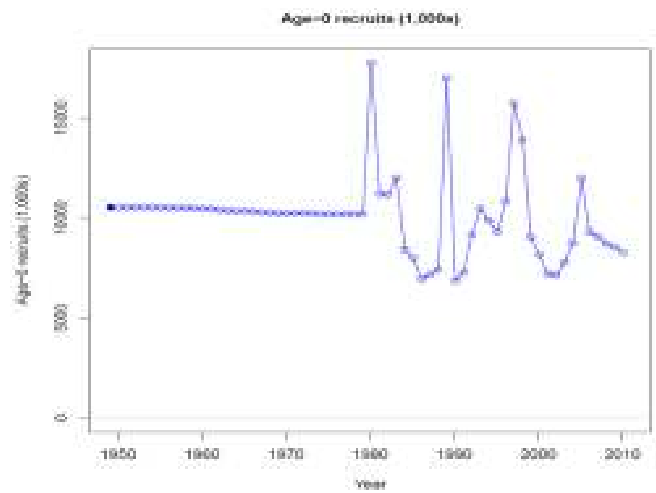
- Hockey-stick

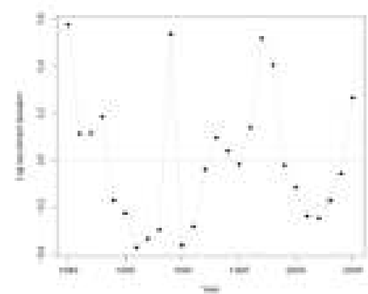
Recruitment

- BH $$R_y = \frac{4hR_0SB_y}{SB_0(1-h)+SB_y(5h-1)}e^{-0.5b_y\sigma_R^2+\tilde{R}_y} \qquad \tilde{R}_y \sim N\left(0;\sigma_R^2\right)$$

Rtilde (加入の確率的変動)
by (バイアス補正項, data-poor (rich) period)

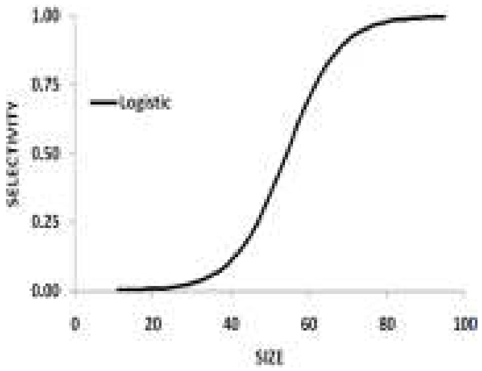


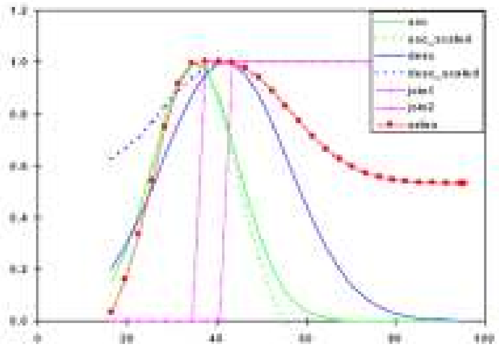


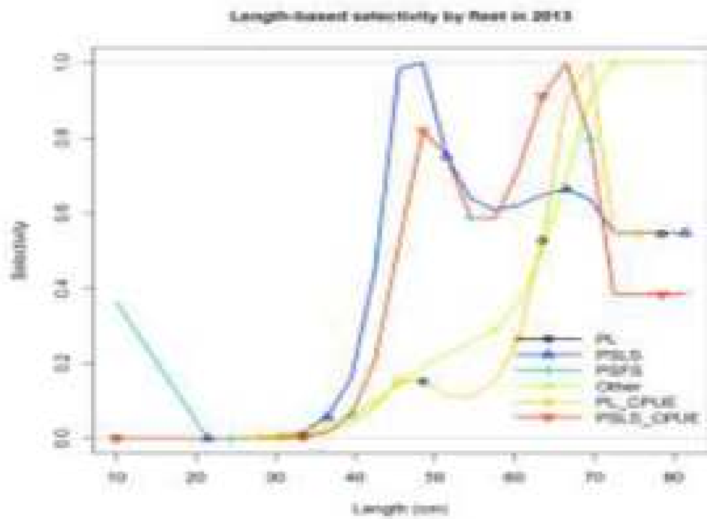


Selectivity

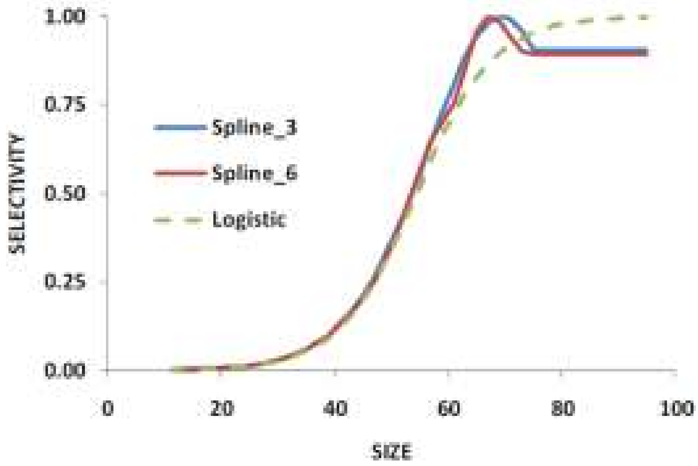
- 種々の関数形







- 完全なノンパラメトリック（例えば年別にすべて独立）
- cubic spline
  (有限数の3次関数の組み合わせ)
- time-varying
  （選択性の時間的変化を考慮）



Size-selectivity, growth and catch

- Mean Growth: VB関数（Richardなども可）

$$L_{y+1,\gamma,a} = L_{y,\gamma,a} + \left(L_{y,\gamma,a-k} - L_{\infty,\gamma}\right)\left(e^{-k_\gamma} - 1\right) \quad \text{for } a < A \qquad \text{(A.1.10)}$$

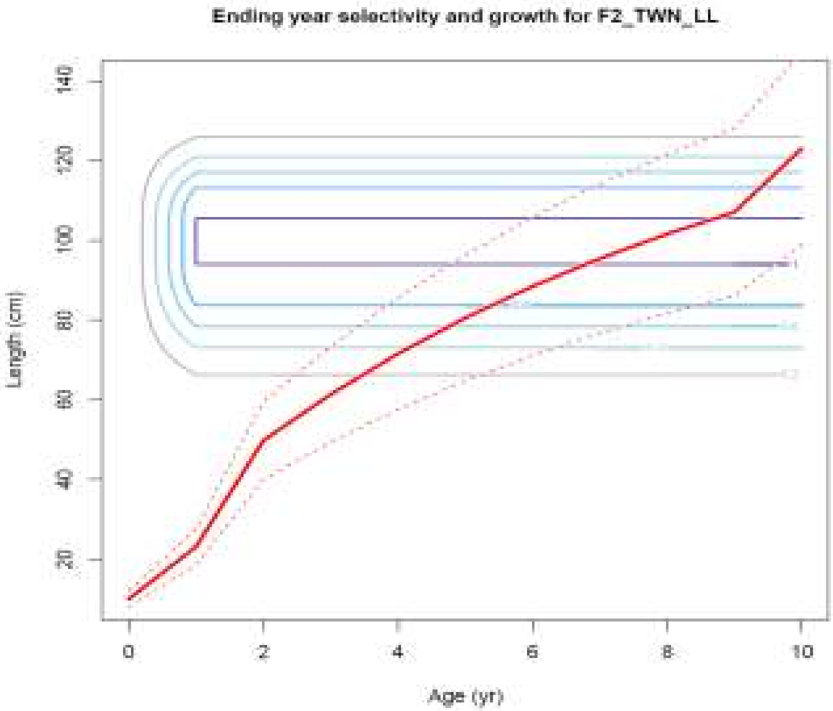
- Growth variation

$$\sigma_{\gamma,a} = \begin{cases} \tilde{L}_{\gamma,a}\left(CV_{1,\gamma}\right) & \text{for } a \le a_3 \\ \tilde{L}_{\gamma,a}\left(CV_{1,\gamma} + \frac{\left(\tilde{L}_{\gamma,a} - L_{1,\gamma}\right)}{\left(L_{2,\gamma} - L_{1,\gamma}\right)}\left(CV_{2,\gamma} - CV_{1,\gamma}\right)\right) & \text{for } a_3 < a < a_4 \\ \tilde{L}_{\gamma,a}\left(CV_{2,\gamma}\right) & \text{for } a \ge a_4 \end{cases} \qquad \text{(A.1.13)}$$

```
1 # GrowthModel: 1=vonBert with L1&L2; 2=Richards with L1&L2;
0 #_Growth_Age_for_L1
25 #_Growth_Age_for_L2 (999 to use as Linf)

-10 45 21.6552 36 0 10 2 0 0 0 0 0 0 0 # L_at_Amin_Fem_GP_1
40 90 71.6492 70 0 10 4 0 0 0 0 0 0 0 # L_at_Amax_Fem_GP_1
0.05 0.25 0.147282 0.15 0 0.8 4 0 0 0 0 0 0 0 # VonBert_K_Fem_GP_1
0.05 0.25 0.1 0.1 -1 0.8 -3 0 0 0 0 0 0 0 # CV_young_Fem_GP_1
0.05 0.25 0.1 0.1 -1 0.8 -3 0 0 0 0 0 0 0 # CV_old_Fem_GP_1
```

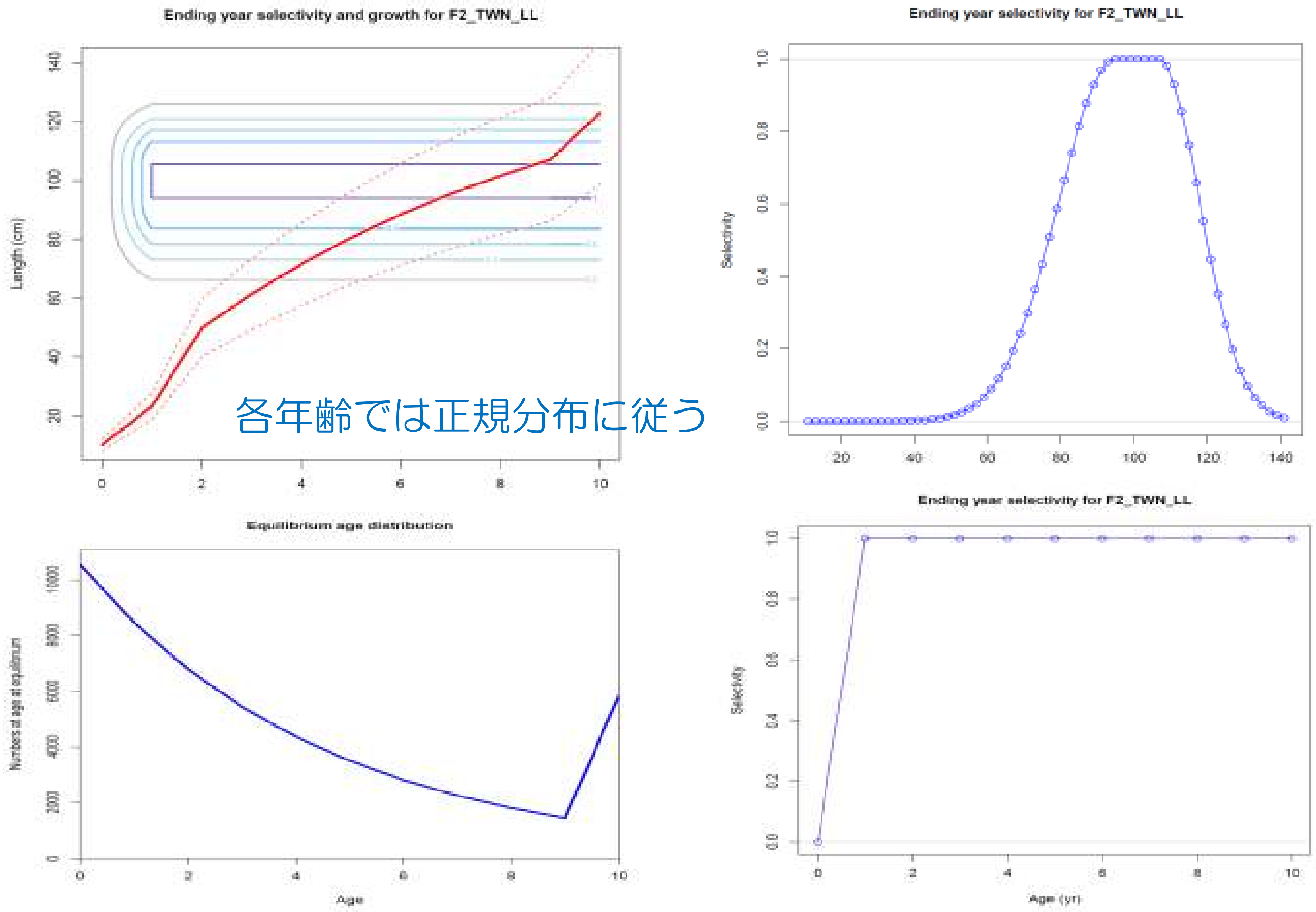
Size-selectivity, growth and catch



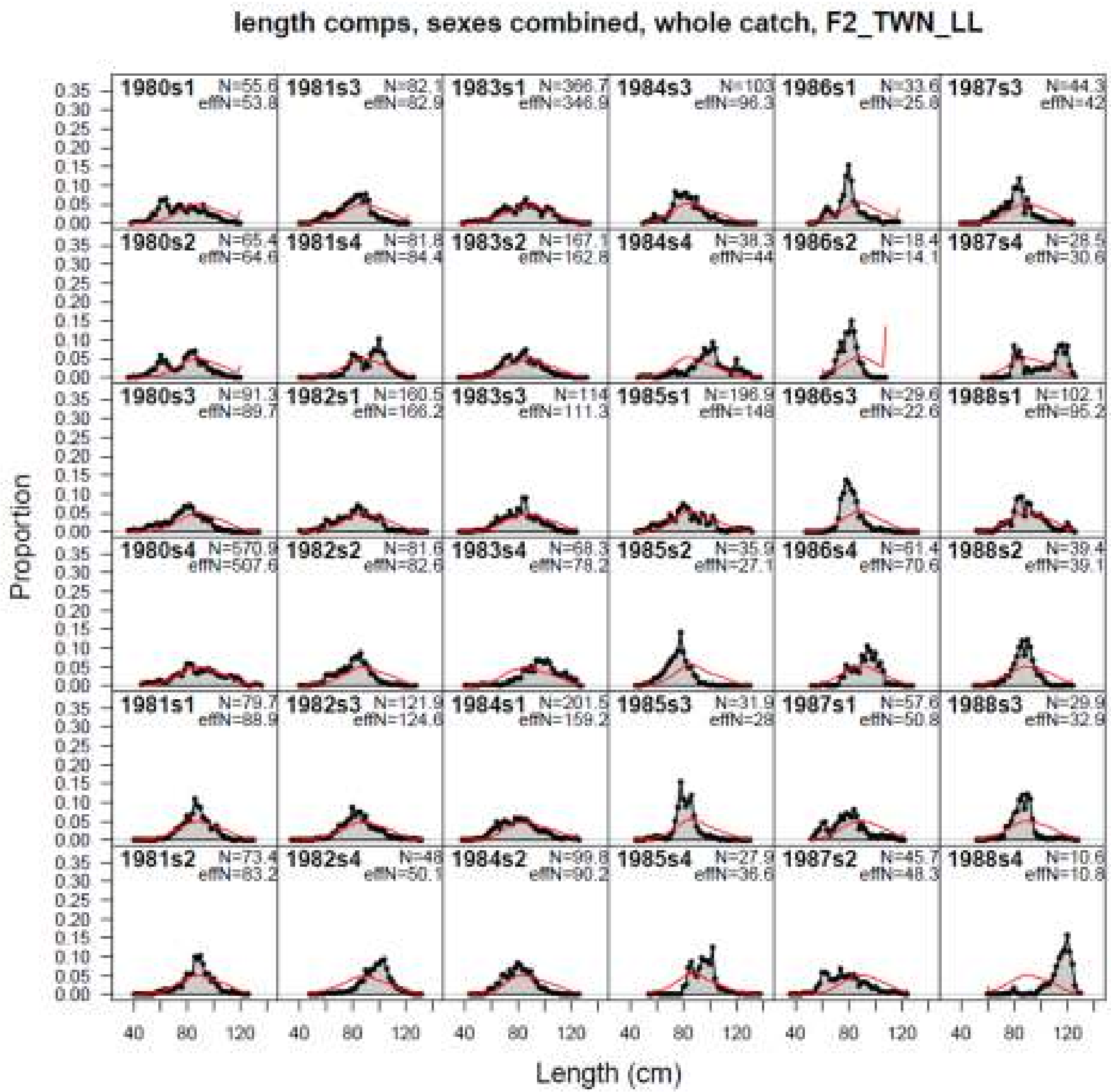
$$\varphi_{\gamma,a,l} = \begin{cases} \Phi\left(\dfrac{L'_{\min} - \tilde{L}_{\gamma,a}}{\sigma_{\gamma,a}}\right) & \text{for } l = 1 \\ \Phi\left(\dfrac{L'_{l+1} - \tilde{L}_{\gamma,a}}{\sigma_{\gamma,a}}\right) - \Phi\left(\dfrac{L'_{l} - \tilde{L}_{\gamma,a}}{\sigma_{\gamma,a}}\right) & \text{for } 1 < l < A_l \\ 1 - \Phi\left(\dfrac{L'_{\max} - \tilde{L}_{\gamma,a}}{\sigma_{\gamma,a}}\right) & \text{for } l = A_l \end{cases}$$

各年齢では正規分布に従う

Size-selectivity, growth and catch



Size-selectivity, growth and catch



SS3で想定している観測モデル

キーとなる要素

主に Data file に関連

15.6 DATA FILE

```
#V3.23b
#C data file for simple example
1971 #_styr
2001 #_endyr
1 #_nseas
 12 #_months/season
1 #_spawn_seas
1 #_Nfleet
2 #_Nsurveys
1 #_N_areas
FISHERY1%SURVEY1%SURVEY2
 0.5 0.5 0.5 #_surveytiming_in_season
 1 1 1 #_area_assignments_for_each_fishery_and_survey
 1 #_units of catch:  1=bio; 2=num
 0.01 #_se of log(catch) only used for init_eq_catch and for Fmethod 2 and 3
2 #_Ngenders
40 #_Nages
 0 #_init_equil_catch_for_each_fishery
31 #_N_lines_of_catch_to_read
#_catch_biomass(mtons):_columns_are_fisheries,year,season
 0 1971 1
 200 1972 1
 1000 1973 1
 1000 1974 1
```

データ

主に Data file に関連

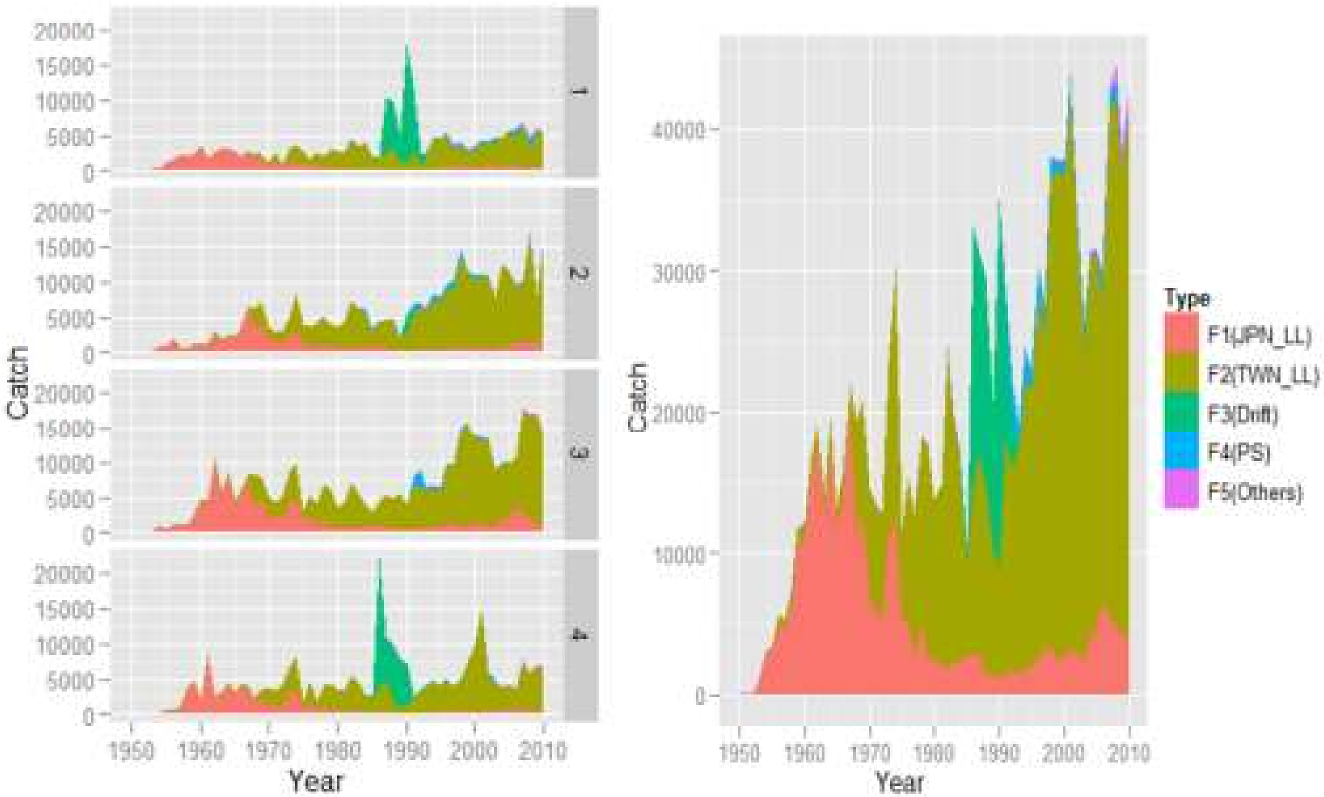
- データの期間
- 年とシーズンの定義（年自体を四半期に読み替えてもよい）
- 想定する空間的エリアの数（ここでは単一と考える）

観測データ

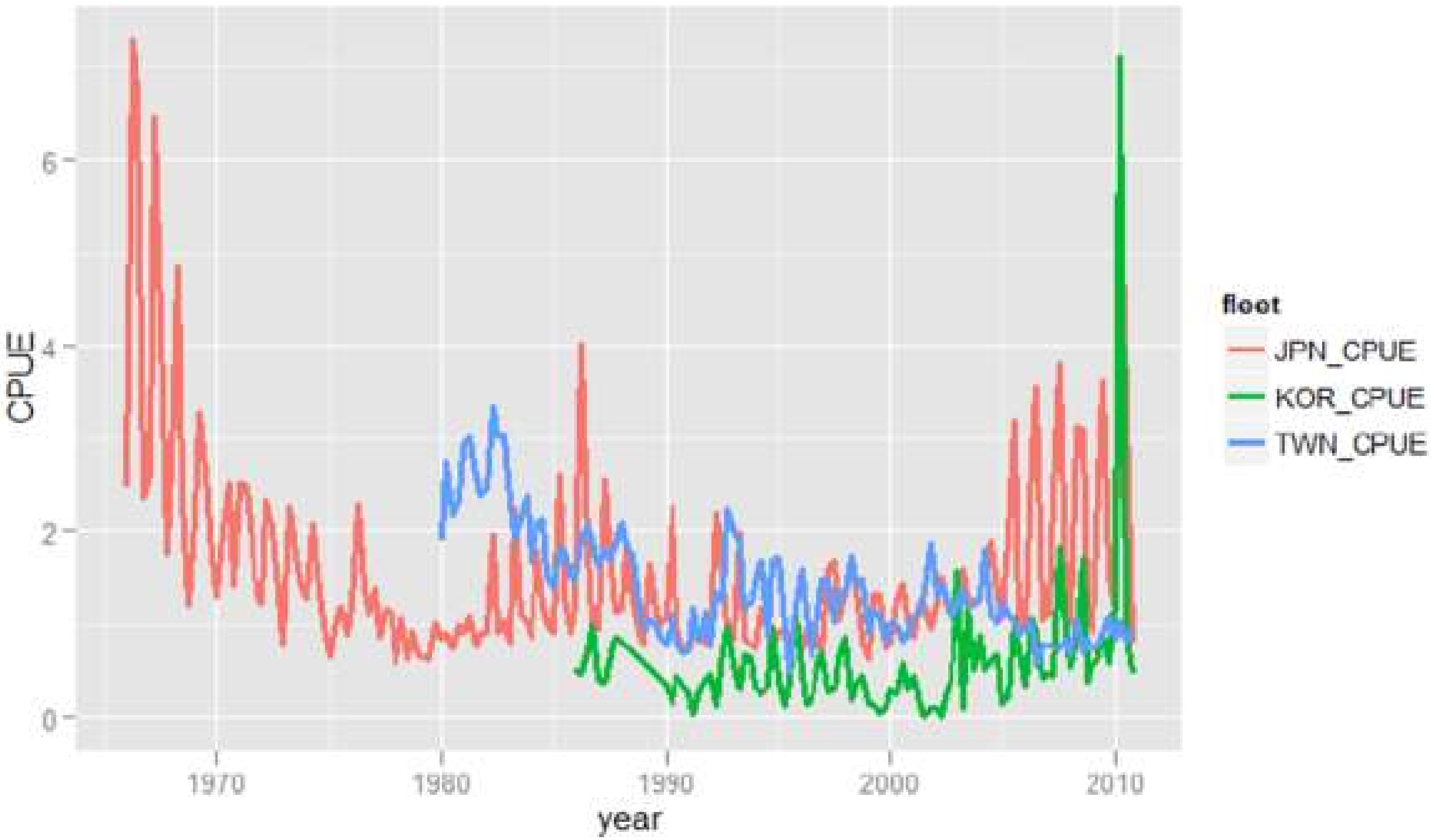
- 漁獲量（漁法，年，季節）
- 資源量指数
- 体長組成
- 年齢組成
- 標識放流データ（潜在的に移動率を推定可だが…）
- ・・・

漁法別漁獲量

Fishery 1: Japanese longline(LL), including Korean and other countries Japan type longline (JPN_LL, 1952-2010)
Fishery 2: Taiwanese longline, including Indonesian and other countries Taiwan type longline (TWN_LL, 1954-2010)
Fishery 3: Taiwanese Drift gill net (Drift, 1982-2010)
Fishery 4: Purse Seine (PS, 1982-2010)
Fishery 5: Others (Others, 1950-2010)

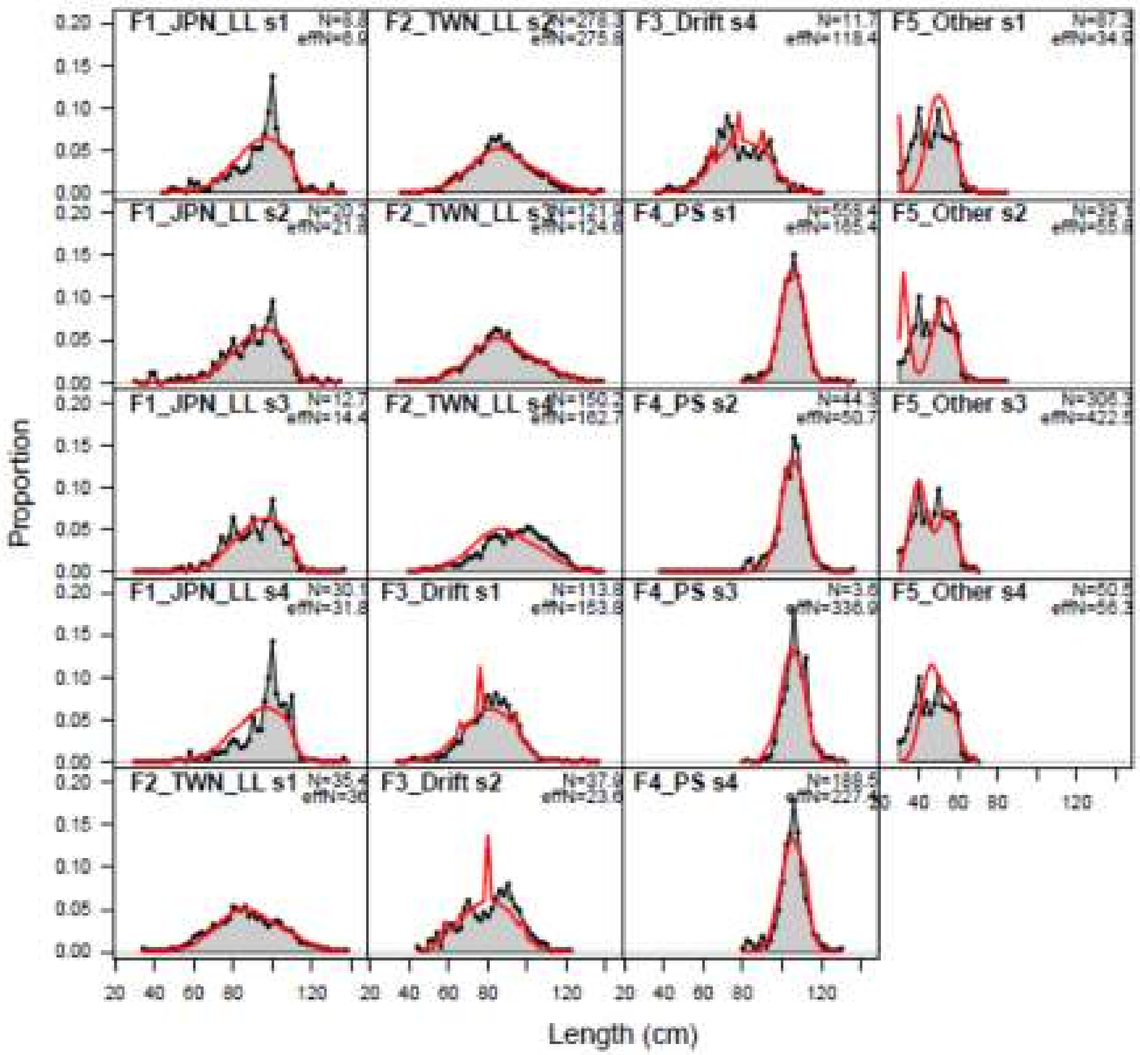


CPUEデータ

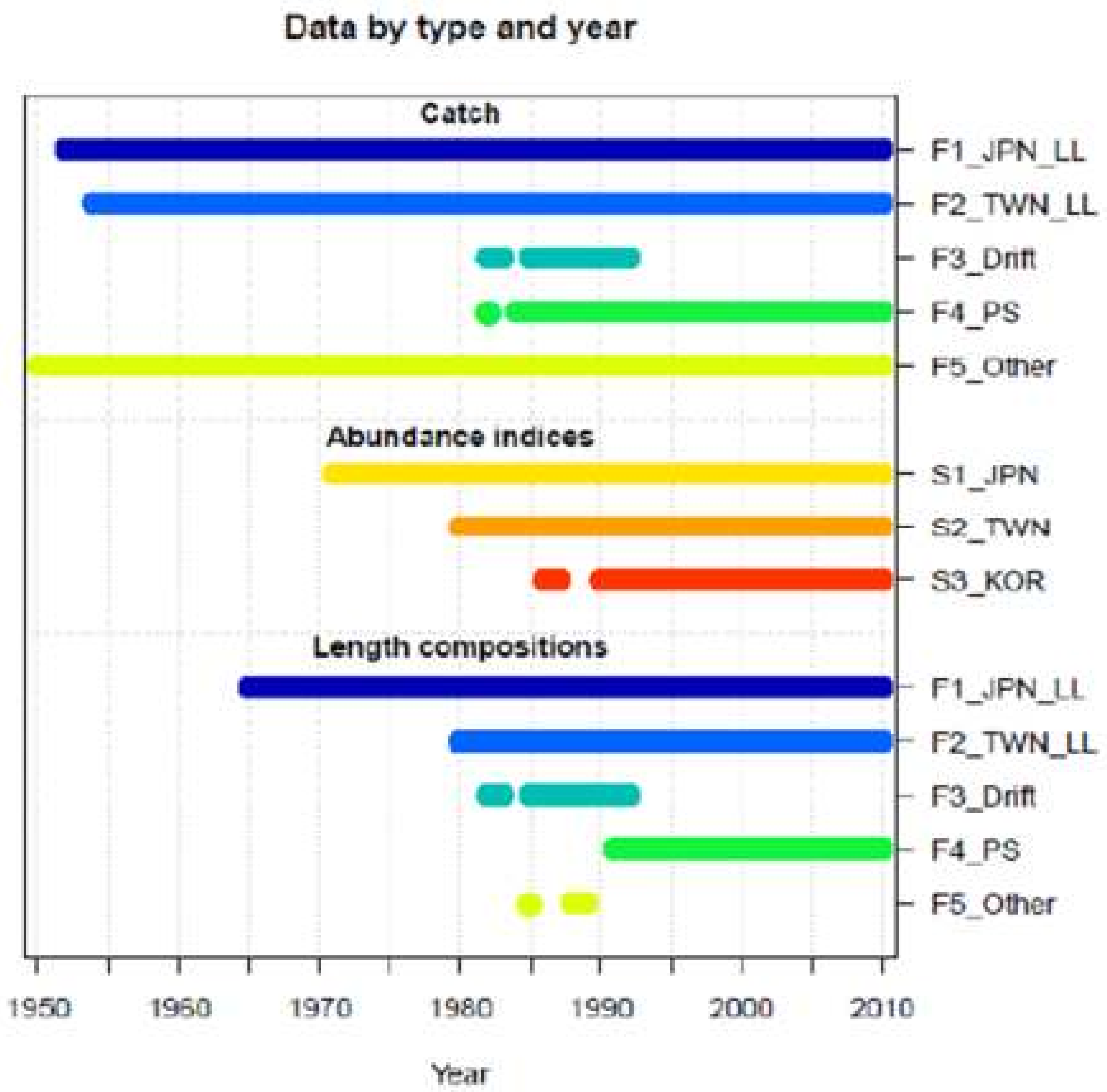


CPUE
6
4
2
0
1970
1980
1990
2000
2010
year
fleet
JPN_CPUE
KOR_CPUE
TWN_CPUE

体長組成データ


F1_JPN_LL s1
F2_TWN_LL s2
F3_Drift s4
F5_Other s1
F1_JPN_LL s2
F2_TWN_LL s3
F4_PS s1
F5_Other s2
F1_JPN_LL s3
F2_TWN_LL s4
F4_PS s2
F5_Other s3
F1_JPN_LL s4
F3_Drift s1
F4_PS s3
F5_Other s4
F2_TWN_LL s1
F3_Drift s2
F4_PS s4
Proportion
Length (cm)

データ


Data by type and year
Catch
F1_JPN_LL
F2_TWN_LL
F3_Drift
F4_PS
F5_Other
Abundance indices
S1_JPN
S2_TWN
S3_KOR
Length compositions
F1_JPN_LL
F2_TWN_LL
F3_Drift
F4_PS
F5_Other
1950
1960
1970
1980
1990
2000
2010
Year

SS3が行う統計推測

尤度およびベイズ推測復習

RA Fisher

T Bayes

尤度の考え方

尤度・・・得られた観測値とその確率分布を基にして
パラメータの尤もらしさを測る相対的尺度

「得られた観測値」：
ＸＸというデータが得られたという事実を尊重する

「その確率分布を基に」：
観測値の出現メカニズムを確率分布で表現する

「パラメータの尤もらしさ」：
得られた観測データの出やすさ（確率）で判断

「(相対的)尺度」：
確率の絶対値は関係なく，相対的な大きさを問う

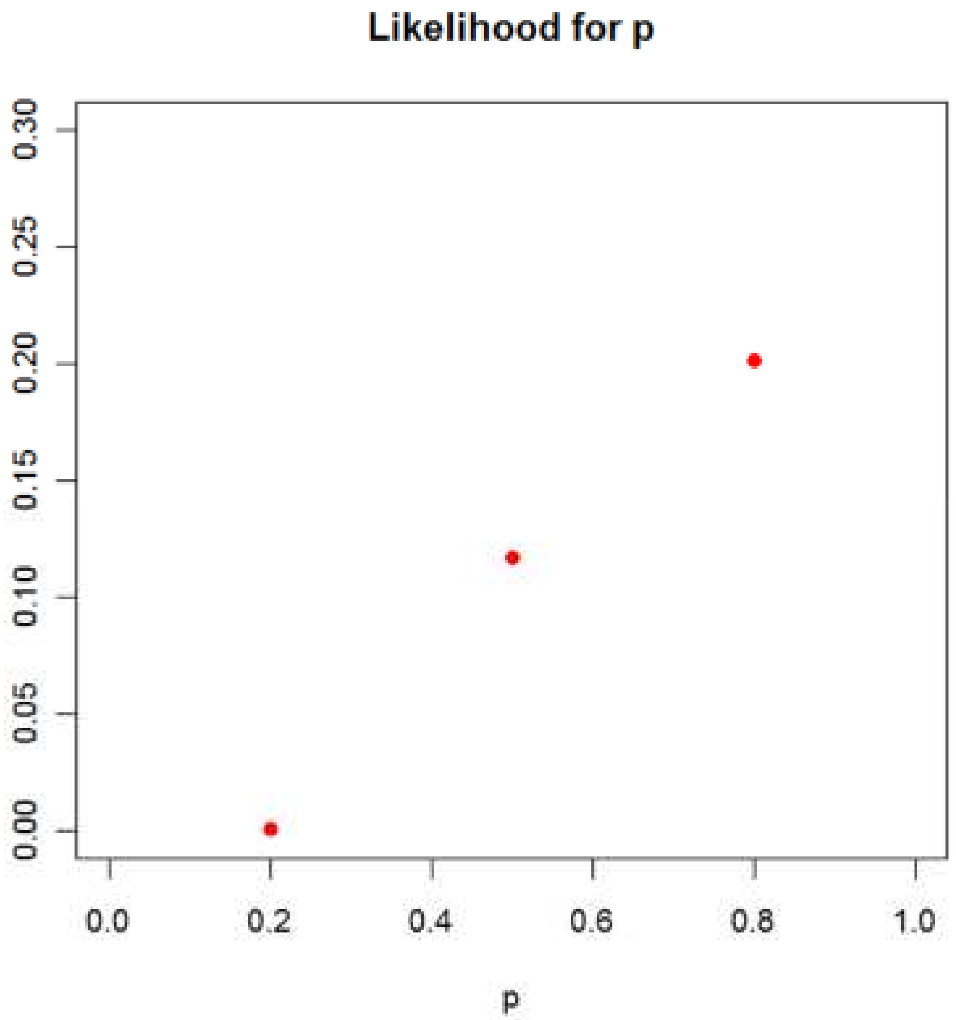
尤度関数

$$L(p) = P(Y=7) = \binom{10}{y} p^7 (1-p)^{10-7}$$

$$L(0.2) = \binom{10}{7} 0.2^7 (1-0.2)^{10-7} = 0.00079$$

$$L(0.5) = \binom{10}{7} 0.5^7 (1-0.5)^{10-7} = 0.11719$$

$$L(0.8) = \binom{10}{7} 0.8^7 (1-0.8)^{10-7} = 0.20133$$



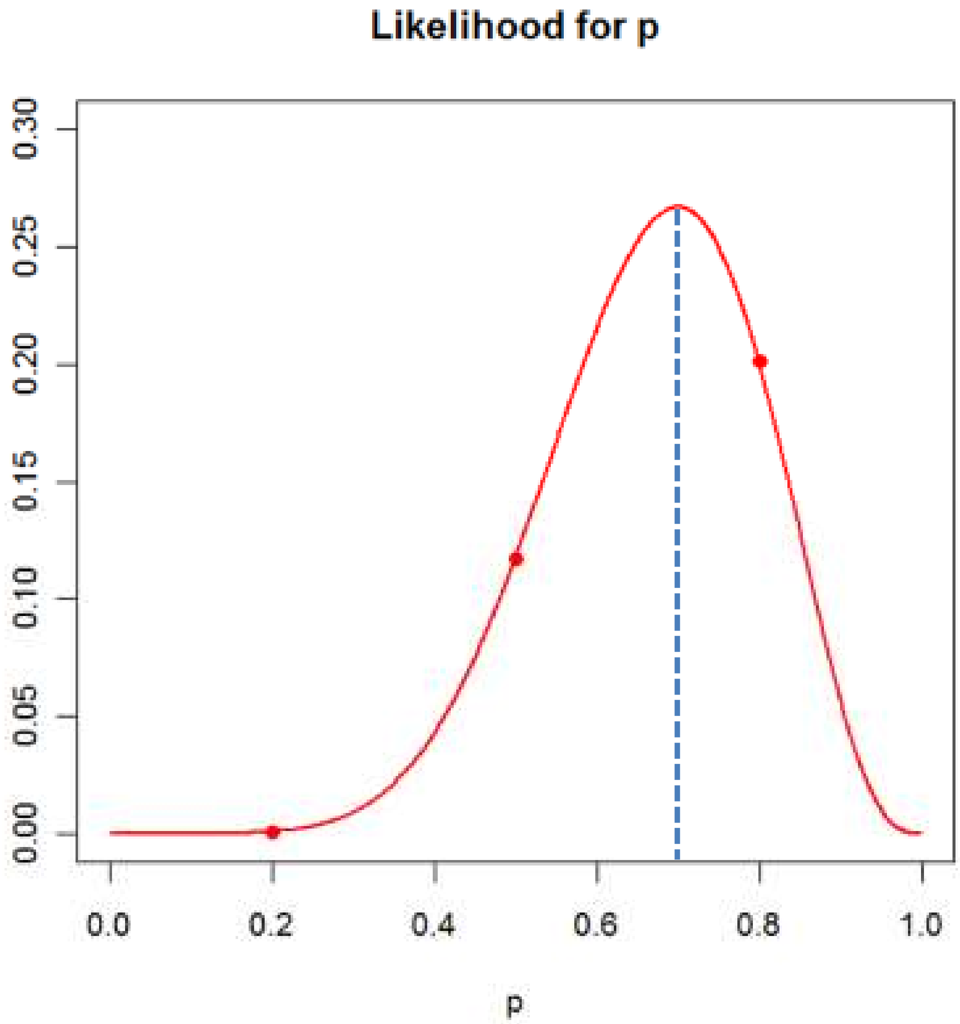
p=0.8の尤度が最も大きい

尤度関数

$$L(p) = P(Y = 7) = \binom{10}{y} p^{7} (1-p)^{10-7}$$

パラメータの範囲 $0 \le p \le 1$ で連続的にプロットすると右図の通り

パラメータの範囲全てを対象にすると p=0.7で尤度関数の値が最大となる



尤度関数の最大化：2項分布の場合

N, yに特別な値を想定せず一般的に考えると

$$L(p) = P(Y = y) = \binom{N}{y} p^y (1-p)^{N-y}$$ ➡ 最大化

対数をとっても大小関係は変わらないので，対数をとると
（すなわち，L(p) < L(q) ⇔ logL(p) < logL(q) ）

$$\begin{aligned}\log L(p) = \log P(Y = y) &= \log\left[\binom{N}{y} p^y (1-p)^{N-y}\right] \\ &= \log\binom{N}{y} + \log p^y + \log(1-p)^{N-y} \\ &= \log\binom{N}{y} + y\log p + (N-y)\log(1-p)\end{aligned}$$

尤度関数の最大化：2項分布の場合（続き）

$\log L(p)$ を最大にするようなpを求めるためにpで偏微分すると

$$\frac{\partial}{\partial p}\log L(p) = 0 + y\frac{1}{p} + (N-y)\frac{-1}{1-p}$$

この微分係数が0となるようなpを求めると，

$$\frac{\partial}{\partial p}\log L(p) = 0$$

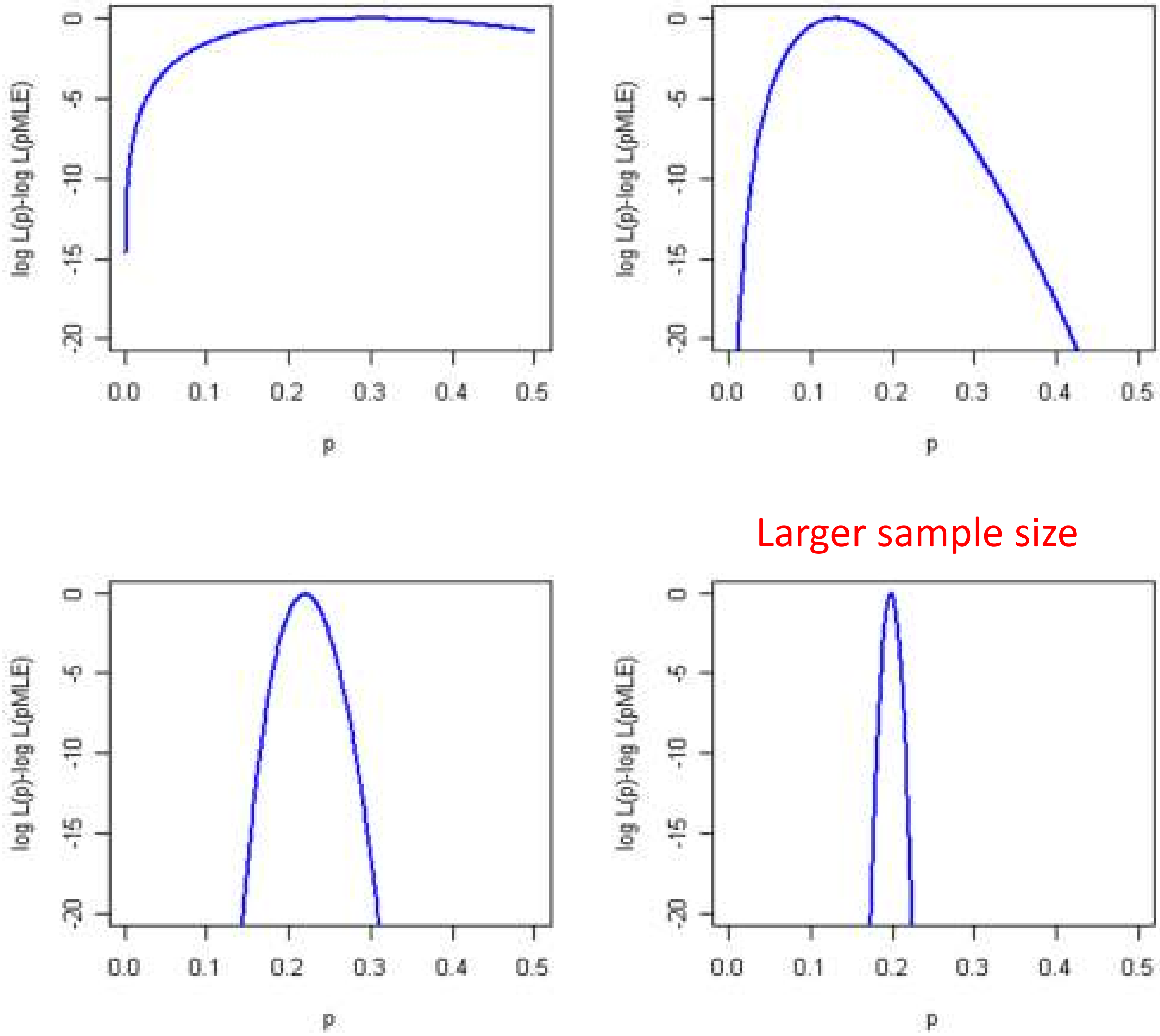
$$0 + y\frac{1}{p} + (N-y)\frac{-1}{1-p} = 0$$

$$\hat{p} = \frac{y}{N}$$ ← 推定値

$$\hat{p}(Y) = \frac{Y}{N}$$ ← 推定量

２項分布の対数尤度関数（サンプル数を増やすと？）

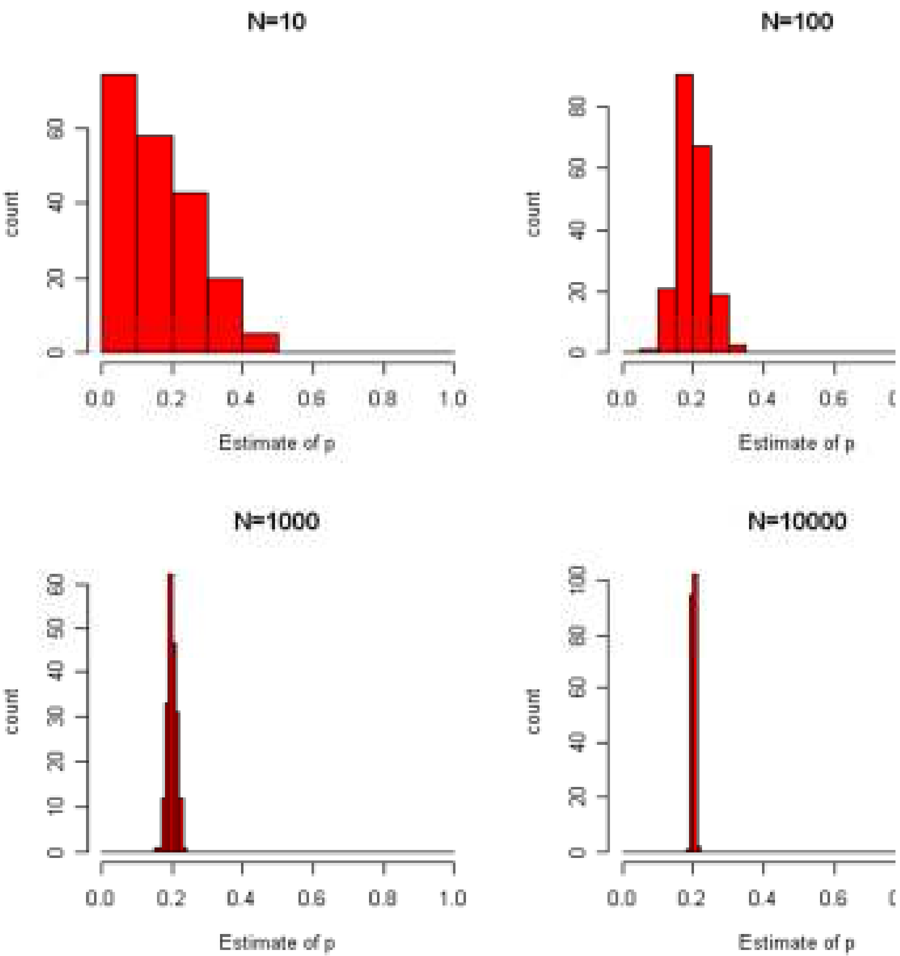
Smaller sample size



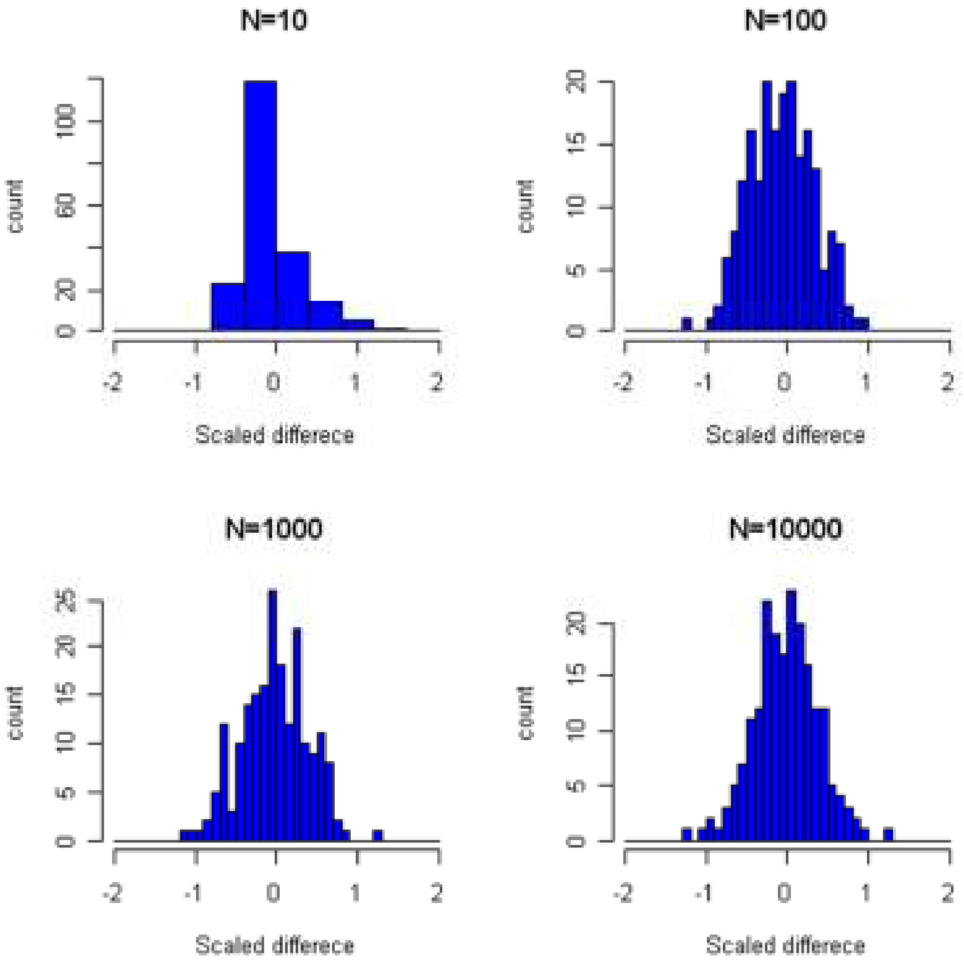
Larger sample size

最尤推定量の分布の漸近的性質（２項分布のNを増加）

一致性



漸近分布
(拡大眼鏡でみた場合)



Fisher information

An asymptotic property of ML estimator (1-dimensional)

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}-\theta) \to N(0, I^{-1}(\theta))$$

$$\Rightarrow$$

$$\hat{\theta}-\theta \to N(0, I_n^{-1}(\theta)) \quad (in\ dist) \quad where \quad I_n(\theta) = -E[\frac{\partial^2}{\partial\theta^2} l(\theta)]$$

The larger the curvature of log-likelihood function is (which means the functional form at the maximum value is sharper),
the much information on the parameter the log-likelihood contains.

$$-\frac{\partial^2}{\partial\theta^2} l(\theta) \to -E[\frac{\partial^2}{\partial\theta^2} l(\theta)] \ = I_n(\theta) \ (in\ \ prob)$$

$$V[\hat{\theta}-\theta] = V[\hat{\theta}] \approx I_n^{-1}(\theta) \approx I_n^{-1}(\hat{\theta})$$

最尤推定量の特徴

利点：

- 単純かつ単一の原理により推定量を導出できる
- 信頼区間，仮説検定，モデル選択など一貫した統計推測が可能となる
- サンプル数が大きいとき，真のパラメータに収束することが保証されている（モデルが正しいとき）

注意点：

- 必ずしも不偏であるとは限らない（例：正規分布の分散の推定量は過小評価）

最尤法のフレームワーク

1. データに対する統計モデリング（大前提）
2. パラメータの推定（最尤推定法）
3. 推定誤差や信頼区間（領域）の提示

   （Fisher情報量，デルタ法，プロファイル尤度）
4. 検定（尤度比検定）
5. モデル診断（逸脱度 deviance）
6. モデル選択（AIC）

尤度比検定

ある魚種の性比を調べるためn尾をサンプリングし，オスの数を計測した

$$Y \sim Bin(n, p)$$

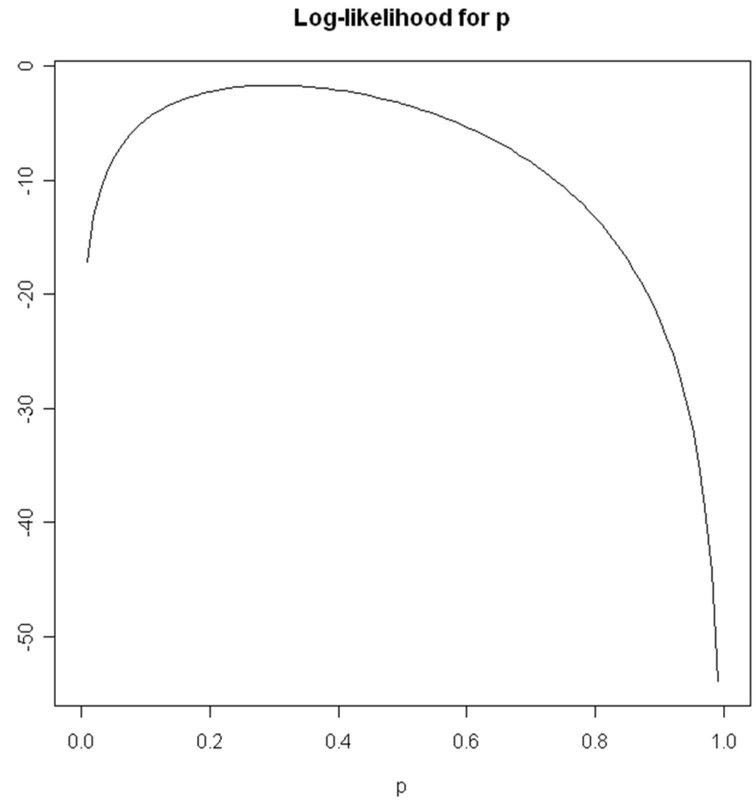
観測値の例

$$n = 20$$

$$Y = 6$$

$$L(p) = \frac{n!}{y!(n-y)!} p^y (1-p)^{n-y}$$

$$l(p) = \log L(p)$$



尤度比検定

従来の知見: p=0.5 (性比一定)

$$L(p) = \frac{n!}{y!(n-y)!} p^y (1-p)^{n-y}$$

$$l(p) = \log L(p)$$

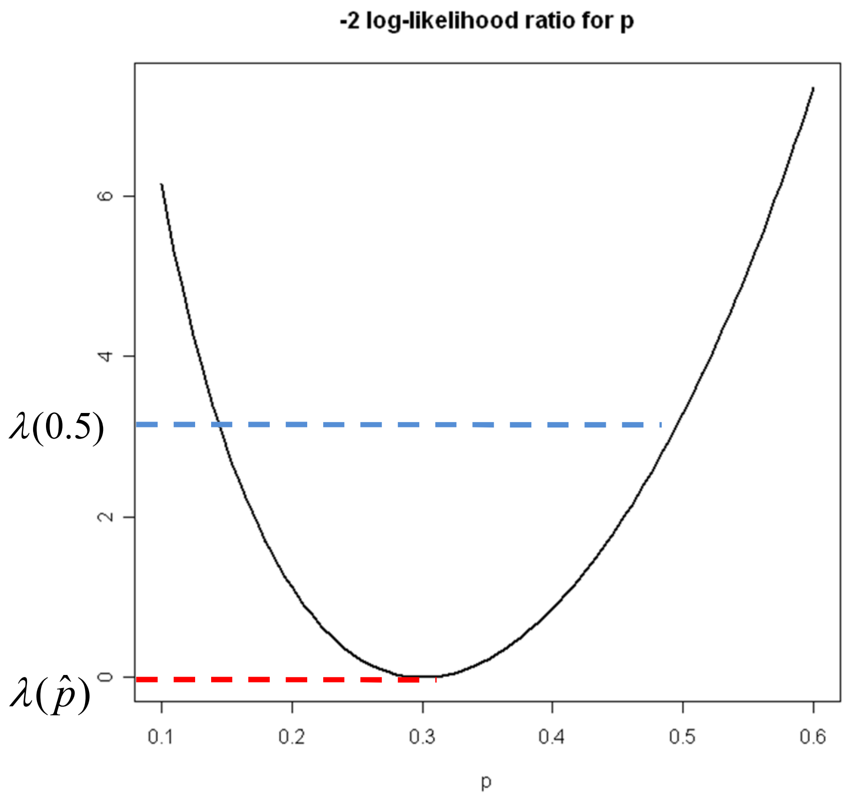
H0: p=0.5 $\quad l(0.5) = \log L(0.5) = \text{-}3.30$

H1: p≠0.5 $\quad l(\hat{p}) = \log L(\hat{p}) = \text{-}1.65$

$$\lambda(p) = -2\log\frac{L(p)}{L(\hat{p})}$$

H0: p=0.5 $\quad \lambda(0.5) = 3.29$

H1: p≠0.5 $\quad \lambda(\hat{p}) = 0$



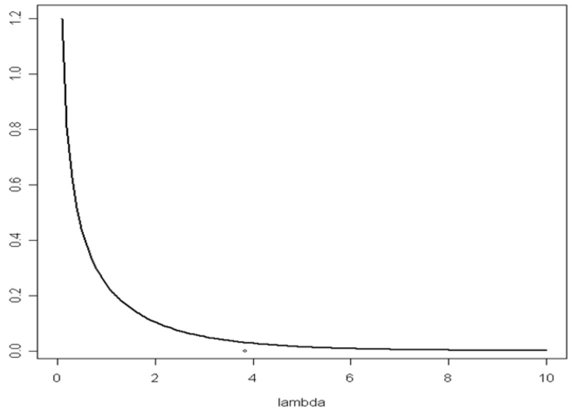
尤度比検定

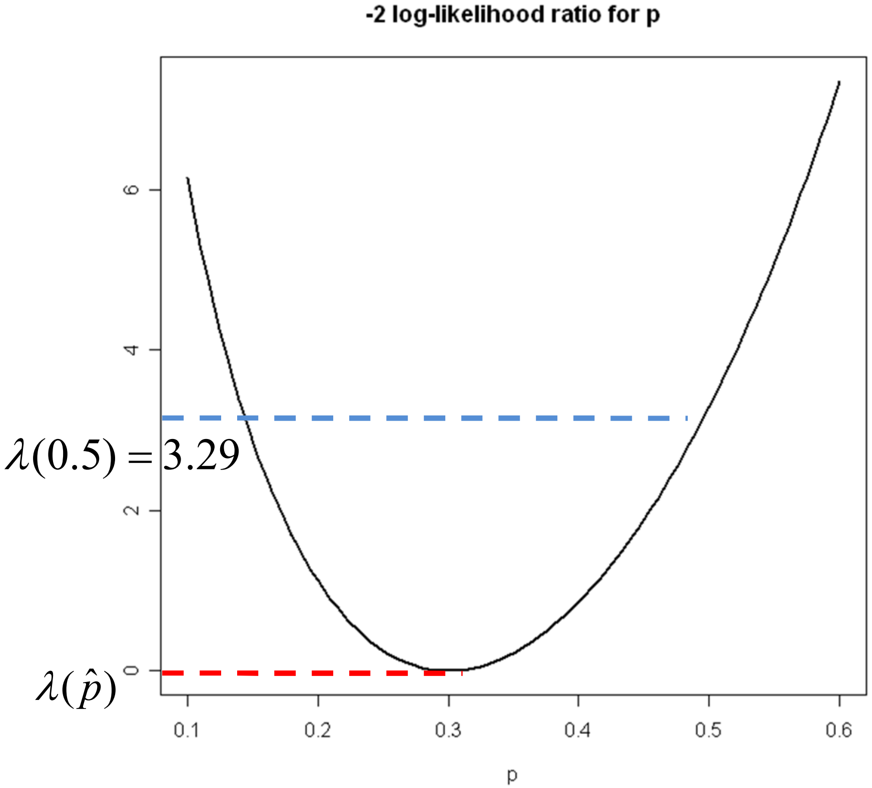
H0: p=p0 に対して有意水準0.05で検定

$$\lambda(p) = -2\log\frac{L(p)}{L(\hat{p})}$$

$$\lambda(p_0) = -2[l(p_0) - l(\hat{p})] \sim \chi^2(1)$$

$$\Pr(\lambda(p_0) > \chi^2(0.05;1)) = 0.05$$





したがって

$$\lambda(p_0) > \chi^2(0.05;1) = 3.8415$$

ならば帰無仮説を棄却

ベイズ推測

- パラメータに関して事前の知識がある場合にそれを推定に活かす統計学のフレームワーク
- 事前の知識が間違っている，あるいは不適切な場合，もちろんその悪影響を受ける．ただし，標本数が大きくなるとその影響は薄められる．

ベイズの定理

$$f(y \mid p)$$

$$\pi(p)$$

事後分布

$$\pi(p \mid y) = \frac{f(y \mid p)\pi(p)}{\int f(y \mid p)\pi(p)dp}$$

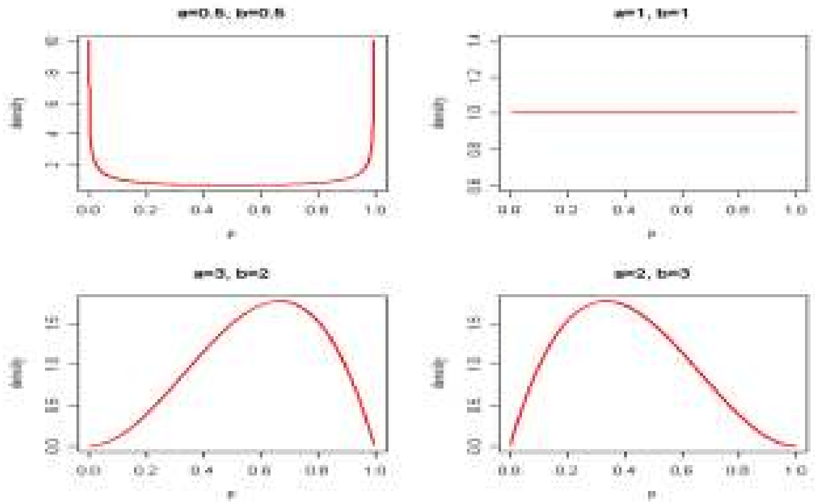
パラメータに関する推測を確率で評価する

2項分布の例

$$P(Y=y\mid p)=\binom{N}{y}p^{y}(1-p)^{N-y}$$

$$\pi(p)=\frac{1}{Be(\alpha,\beta)}p^{\alpha-1}(1-p)^{\beta-1},$$

$$where\ \ Be(\alpha,\beta)=\int_0^1 p^{\alpha-1}(1-p)^{\beta-1}dp=\frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha+\beta)}$$



2項分布の例

$$P(Y=y\mid p)=\binom{N}{y}p^{y}(1-p)^{N-y}$$

$$\pi(p)=\frac{1}{Be(\alpha,\beta)}p^{\alpha-1}(1-p)^{\beta-1},\quad where\quad Be(\alpha,\beta)=\int_0^1 p^{\alpha-1}(1-p)^{\beta-1}dp=\frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha+\beta)}$$

$f(y\mid p)$

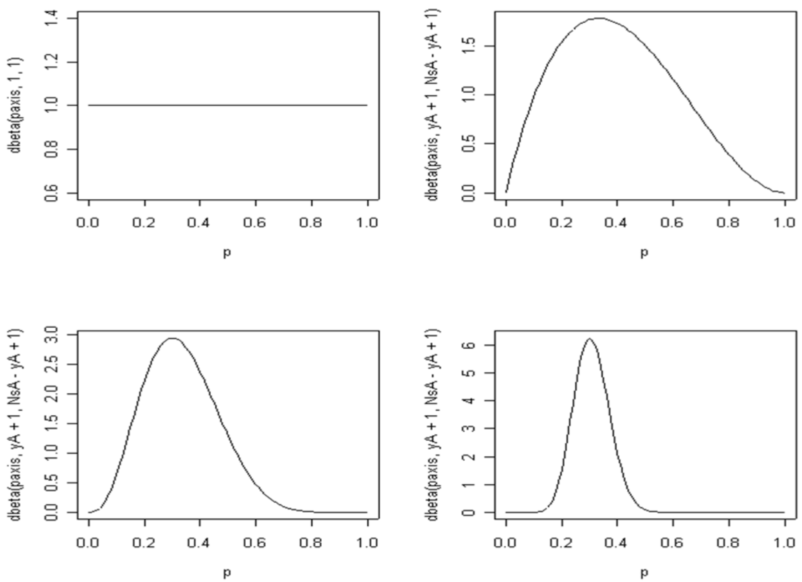
$\pi(p)$

$$\pi(p\mid y)=\frac{f(y\mid p)\pi(p)}{\int f(y\mid p)\pi(p)dp}$$

事後分布

$$\pi(p\mid y)=\frac{P(Y=y\mid p)\pi(p)}{P(Y=y)}$$

$$=\frac{1}{Be(y+\alpha,N-y+\beta)}p^{y+\alpha-1}(1-p)^{N-y+\beta-1}$$



事後分布最大化 (posterior mode)

$$\pi(p \mid y) = \frac{f(y \mid p)\pi(p)}{\int f(y \mid p)\pi(p)dp} = \frac{f(y \mid p)\pi(p)}{f(y)} \Rightarrow \max$$

$$\log \pi(p \mid y) = \log f(y \mid p) + \log \pi(p) - \log f(y)$$

観測データと確率分布

観測データ ⇒ 確率分布 ⇒ 尤度

＋制約＋事前分布

- 漁獲量（漁法，年，季節）
- 資源量指数
- 体長組成
- 年齢組成

$$L = \sum_{i=1}^{I} \sum_{f=1}^{A_f} \omega_{i,f} L_{i,f} + \omega_R L_R + \sum_{\theta} \omega_{\theta} L_{\theta} + \sum_{P} \omega_P L_P \qquad \text{(A.3.1)}$$

観測値の対数尤度と重みの積和

再生産の確率的変動

事前分布と信念の強さ

パラメータの時間的変動（ランダム効果的）

漁法別漁獲量

漁獲尾数の組成

$$\underline{p}_{y,f,\gamma} = (p_{y,f,\gamma,1},\dots, p_{y,f,\gamma,A_l}), \qquad p_{y,f,\gamma,l} = \frac{C_{y,f,\gamma,l}}{C_{y,f}}$$

$$\underline{\hat{p}}_{y,f,\gamma} = (\hat{p}_{y,f,\gamma,1},\dots, \hat{p}_{y,f,\gamma,A_l}), \qquad \hat{p}_{y,f,\gamma,l} = \frac{\hat{C}_{y,f,\gamma,l}}{\hat{C}_{y,f}}$$

$$(\underline{p}_{y,f,1}, \underline{p}_{y,f,2}) \sim Multi(C_{y,f}, (\underline{\hat{p}}_{y,f,1}, \underline{\hat{p}}_{y,f,2}))$$

$$\hat{C}_{y,f,\gamma,l} = \sum_{a=0}^{A} \hat{C}_{y,f,\gamma,a,l} = \sum_{a=0}^{A} \frac{F_{y,f} S_{y,f,\gamma,a} S_{y,f,\gamma,l}}{Z_{y,f,\gamma,a}} N_{y,\gamma,a,l} (1 - e^{-Z_{y,f,\gamma,a}})$$

$$L_{4,f} = \sum_{y=1}^{N_y} \sum_{\gamma=1}^{A_\gamma} \sum_{l=1}^{A_l} n_{1,y,f,\gamma} p_{1,y,f,\gamma,l} \ln\left(p_{1,y,f,\gamma,l} / \hat{p}_{1,y,f,\gamma,l} \right) \tag{A.3.5}$$

漁法別漁獲量

総漁獲尾数

$$\log C_{y,f} \sim N(\log \hat{C}_{y,f},\ \sigma^2_{y,f})$$

$$L_{\eta,f} = \sum_{y=1}^{N_y} \frac{\left(\ln\left(C_{y,f}\right) - \ln\left(\hat{C}_{y,f} + x\right)\right)^2}{2\sigma^2_{y,f}} \qquad \text{？？} \qquad (A.3.8)$$

漁法別CPUE

$$\log I_{y,f} \sim N(\log Q_{y,f},\, \tau^2_{y,f})$$

記号少し変更

$$L_{1,f} = N\left(\ln(\sigma)\right) + \sum_{y=1}^{N_y} \frac{\left(\ln\left(I_{y,f}\right) - \ln\left(Q_f B_{y,f}\right)\right)^2}{2\sigma^2} \qquad \text{(A.3.2)}$$

$$B_{y,t,f} = \sum_{\gamma=1}^{A_\gamma} \sum_{l=1}^{A_l} w_{\gamma,l} \sum_{a=0}^{A} C_{y,t,f,\gamma,a,l} \qquad \text{(A.2.2)}$$

Recruitment deviation etc.

$$R_y = \frac{4hR_0SB_y}{SB_0(1-h)+SB_y(5h-1)} e^{-0.5b_y\sigma_R^2+\tilde{R}_y}$$

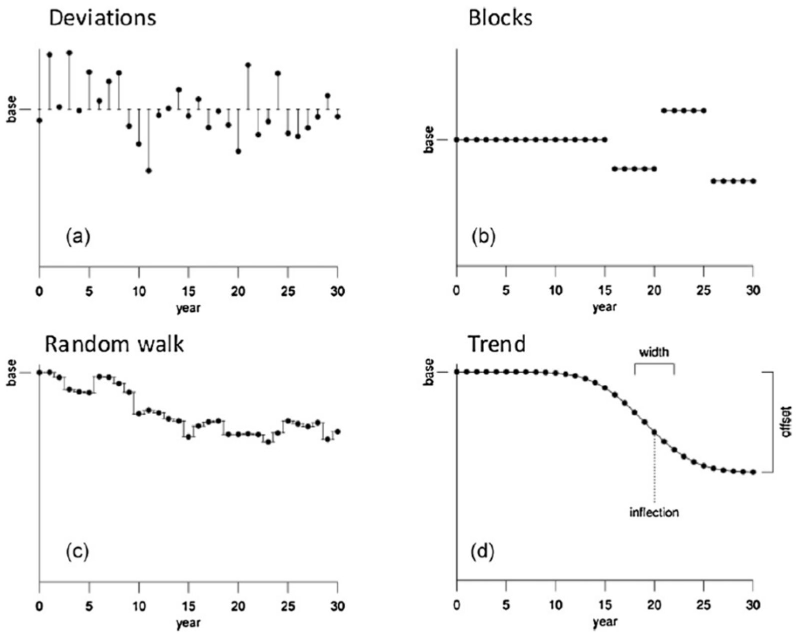
$$\tilde{R}_y \sim N(0,\ \sigma_R^2)$$

$$L_R = \frac{1}{2}\left[\sum_{y=1}^{N_y}\frac{\tilde{R}_y^2}{\sigma_R^2} + b_y \ln\left(\sigma_R^2\right)\right] \quad \text{？？} \qquad (A.3.10)$$

ここでよいのか？

$$L_\theta = 0.5\left(\frac{\theta-\mu_\theta}{\sigma_\theta}\right)^2 \qquad (A.3.11)$$

$$L_P = \frac{1}{2\sigma_P^2}\sum_{y=1}^{N_y}\tilde{P}_y^2 \qquad (A.3.13)$$



尤度に対する重みと有効サンプルサイズ

	分散項	仮定	重み(λ)
CPUE	$\tau_{y,f}^2$	CV (given)	yes
体長組成 （年齢組成）	$N_{y,f}$	有効標本数 (over-dispersion)	yes
再生産確率的変動(*)	σ_R^2	CV (given)	yes
事前分布	σ_θ^2	CV (given)	yes
パラメータ確率変動(*)	σ_P^2	CV (given)	yes

恣意的に変動の程度を決めることになる

（(*)の真面目な推測の場合，変数を積分してσ_R^2，σ_P^2の周辺尤度を定義し推定する．その際，分散の過小評価を避けるため部分尤度を利用）

診断

CPUEと体長組成に対する重み

- 尤度プロファイル（log R0に対する）

選択性などの仮定の検証

- 体長や年齢を用いない解析との比較（ASPM etc. ）

仕様設定および推定の難しいパラメータ

- steepness
- 自然死亡係数
- パラメータの確率変動の分散
- 成長式周りの分散
- 有効サンプル数
- ・・・