

Investigando a sensibilidade dos processos Gaussianos à especificação da função de correlação e distribuição *a priori* dos seus parâmetros

Alexandra M. Schmidt
Ma. de Fátima da G. Conceição
Guido A. Moreira
Instituto de Matemática - UFRJ
www.dme.ufrj.br/~alex

A.M. Schmidt
M. F. G. Conceição
G. Moreira
IM-UFRJ (2005)

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer ncia
Dado Artificial
Compar o
Resultados
Coment rios
Projetos

I Workshop em Estat stica Espacial e
M todos Computacionalmente Intensivos
UFPR - Outubro de 2005

1 Introdução

A. M. Schmidt
M. F. G. Conceição
G. Moreira
IM-UFRJ (2005)

1 Definindo a função de covariância de um PG

1 Exemplos de funções de correlação

Estrutura
Introdução
Fçao Correlação
Exemplos Correlação
Modelo
Inferência
Dado Artificial
Comparação
Resultados
Comentários
Projetos

1 Modelo

1 Procedimento de Inferência

1 Estudo de simulação: obtendo um conjunto de dados artificiais

1 Comparação de Modelos

1 Resultados

2 Comentários

2 Projetos Correntes de Pesquisa

Definição de um Processo Gaussiano

Uma função $Y(\cdot)$ assumindo valores $y(\mathbf{x})$, para $\mathbf{x} \in D \subset \mathbb{R}^2$, segue um processo Gaussiano (PG) com função de média $m(\cdot)$ e função de covariância $c(\cdot, \cdot)$, denotada por

$$Y(\cdot) \sim PG(m(\cdot), c(\cdot, \cdot)),$$

se para todo $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n \in \mathbb{R}^2$, e qualquer $n = 1, 2, \dots$, a distribuição conjunta de $Y(\mathbf{x}_1), \dots, Y(\mathbf{x}_n)$ é Normal multivariada com parâmetros dados por

$$E\{Y(\mathbf{x})\} = m(\mathbf{x}) \text{ e } Cov(Y(\mathbf{x}), Y(\mathbf{x}')) = c(\mathbf{x}, \mathbf{x}').$$

Estrutura

Introdução

Fção Correlação

Exemplos Correlação

Modelo

Inferência

Dado Artificial

Comparação

Resultados

Comentários

Projetos

- Note que precisamos especificar somente $m(\cdot)$ e $c(\cdot, \cdot)$;
- PG's são amplamente usados para modelar observações que são tomadas em diferentes posições geográficas (*Geoestatística*), por exemplo, modelagem de PM_{10} ou CO_2 em uma região, etc.
- A especificação da função de covariância é de grande importância, pois define a suavidade do processo.

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer ncia
Dado Artificial
Compar o
Resultados
Coment rios
Projetos

Assumindo que \mathbf{x} e \mathbf{x}' estão em D , costuma-se definir $c(.,.)$ como

$$c(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \sigma^2 \rho(||\mathbf{x} - \mathbf{x}'||; \phi),$$

onde σ^2 é a variância de $Y(.)$ para todas as localidades em D , $\rho(., \phi)$ é uma função de correlação que depende do vetor paramétrico ϕ e $|| . ||$ representa a distância euclidiana.

Para um dado ϕ , $\rho(., \phi)$ tem que ser uma função positiva definida.

Estrutura
Introdução

Fação Correlação
Exemplos Correlação
Modelo
Inferência
Dado Artificial
Comparação
Resultados
Comentários
Projetos

Além disso, espera-se que $\rho(., \phi)$ tenha as seguintes propriedades (Diggle & Ribeiro Jr. (2002)):

1. $\rho(.)$ deve ser monótona não crescente em h ;
2. $\rho(h) \rightarrow 0$ quando $h \rightarrow \infty$;
3. pelo menos um parâmetro no modelo define o quanto rápido $\rho(h)$ decai para zero.

Também podemos querer incluir um parâmetro na função $\rho(.)$ que dê alguma flexibilidade para descrever sua forma.

Estrutura
Introdução
Fação Correlação
Exemplos Correlação
Modelo
Inferência
Dado Artificial
Comparação
Resultados
Comentários
Projetos

Além disso, espera-se que $\rho(., \phi)$ tenha as seguintes propriedades (Diggle & Ribeiro Jr. (2002)):

1. $\rho(.)$ deve ser monótona não crescente em h ;
2. $\rho(h) \rightarrow 0$ quando $h \rightarrow \infty$;
3. pelo menos um parâmetro no modelo define o quanto rápido $\rho(h)$ decai para zero.

Também podemos querer incluir um parâmetro na função $\rho(.)$ que dê alguma flexibilidade para descrever sua forma.

Estrutura
Introdução
Fação Correlação
Exemplos Correlação
Modelo
Inferência
Dado Artificial
Comparação
Resultados
Comentários
Projetos

Seja d a distância euclidiana entre quaisquer dois pontos em D . As funções de correlação mais usadas na literatura são

(i) **Família Exponencial Potência:**

$$\rho(d, \phi) = \exp(-(\phi d)^\kappa), \phi > 0 \text{ e } \kappa \in (0, 2];$$

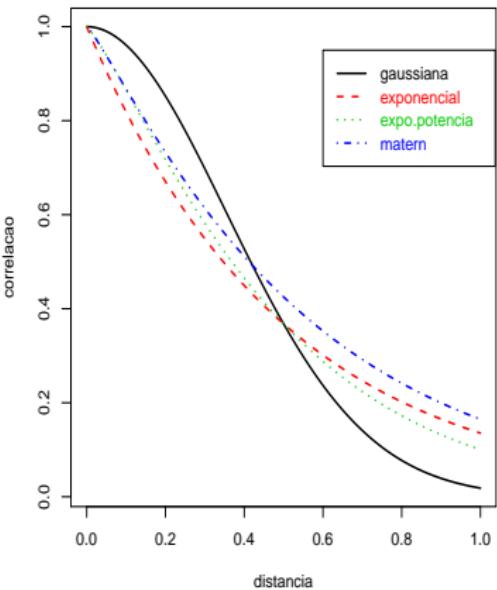
(a) $\kappa = 2 \Rightarrow$ **Gaussiana**:

(b) $\kappa = 1 \Rightarrow$ **Exponencial**:

(ii) **Matérn**: $\rho(h; \phi; \kappa) = \{2^{\kappa-1} \Gamma(\kappa)\}^{-1} (h \phi)^\kappa K_\kappa(h \phi)$,
 $(\phi > 0 \text{ e } \kappa > 0)$, onde $K_\kappa(\cdot)$ é a função de Bessel
modificada de terceiro tipo de ordem κ .

- Casos especiais $\kappa = 0.5$ (Exponencial) e $\kappa \rightarrow \infty$ (Gaussiana).
- A parte inteira de κ controla a suavidade do PG \Rightarrow Correlação gaussiana leva a um processo infinitamente diferenciável (suave demais).

Estrutura
Introdução
Fçao Correlação
Exemplos Correlação
Modelo
Inferência
Dado Artificial
Comparação
Resultados
Comentários
Projetos



Objetivo (1) Investigar a sensibilidade dos PG's à escolha da função de correlação

Considere o seguinte modelo

$$Y(\mathbf{x}) = \beta + Z(\mathbf{x}), \quad (1)$$

onde β é um intercepto, e

$$(Z(\mathbf{x}) | \sigma^2, \phi) \sim PG(0, \sigma^2 \rho(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}\|; \phi)), \quad (2)$$

com σ^2 sendo a variância (comum) de $Z(\cdot)$ e $\rho(\cdot; \phi)$ como antes. Assim temos que cada elemento de $c(\cdot, \cdot)$ é dado por

$$\Sigma_{Y(\mathbf{x}), Y(\mathbf{x}')} = c(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \sigma^2 \rho(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|; \phi).$$

Seja $\boldsymbol{\theta} = (\beta, \phi, \sigma^2)$, sob o enfoque bayesiano

$$\begin{aligned}\pi(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{y}) &\propto f_n(\mathbf{y} | \boldsymbol{\theta})\pi(\boldsymbol{\theta}) \\ &\propto \underbrace{|\Sigma|^{-1/2} \exp \left\{ -\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})' \Sigma^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \right\}}_{f_n(\mathbf{y} | \boldsymbol{\theta})} \\ &\quad \pi(\beta) \ \pi(\sigma^2) \ \pi(\phi) \quad \} \ \pi(\boldsymbol{\theta})\end{aligned}\tag{3}$$

Não é possível obter qualquer sumário da distribuição a posteriori de $\boldsymbol{\theta}$ analiticamente \Rightarrow Utilizamos **Markov Chain Monte Carlo (MCMC)**.

Objetivo (2) Investigar a sensibilidade dos PG's à escolha da distribuição a priori de $\boldsymbol{\theta}$

- Inicialmente, fixamos $n = 64$ localidades no quadrado $[0, 5] \times [0, 5]$ (Figura 12);
- Fixamos então os parâmetros em $\beta = 1$, $\sigma^2 = 1$, $\phi = 2.2$;
- Obtivemos 25 amostras usando a função de correlação exponencial (Figura 13) e (Figura 14) ;
- Para cada conjunto, ajustamos 11 diferentes modelos, com diferentes especificações *a priori* e diferentes funções de correlação;
- Mantivemos $M = 15$ localizações (escolhidas aleatoriamente entre as 64) fora do procedimento de inferência, para verificarmos a capacidade preditiva de cada modelo. (Figura 12)

Tabela 1.

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer ncia
Dado Artificial
Compar o
Resultados
Coment rios
Projetos

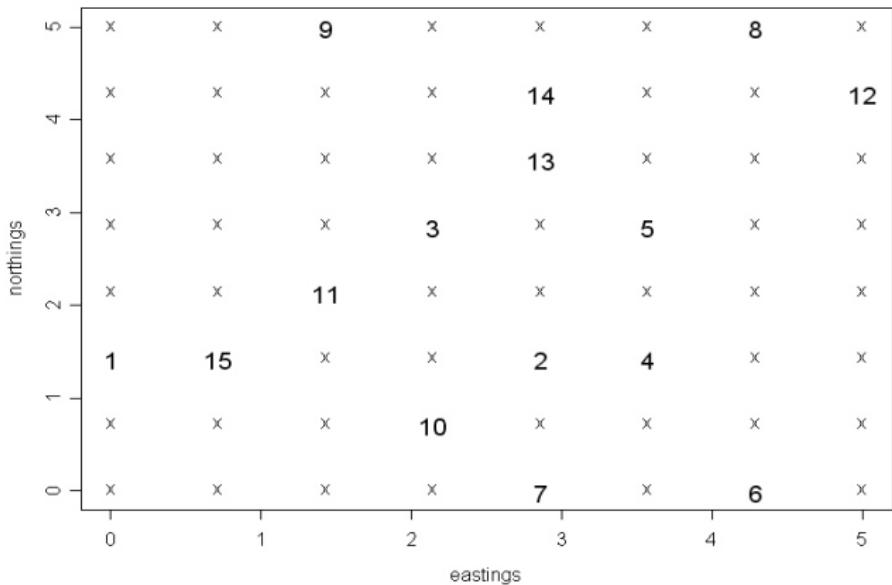


Figura: Localizações medidas e não medidas.

A.M. Schmidt
M. F. G. Conceição
G. Moreira
IM-UFRJ (2005)

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer ncia
Dado Artificial
Compar o
Resultados
Coment rios
Projetos

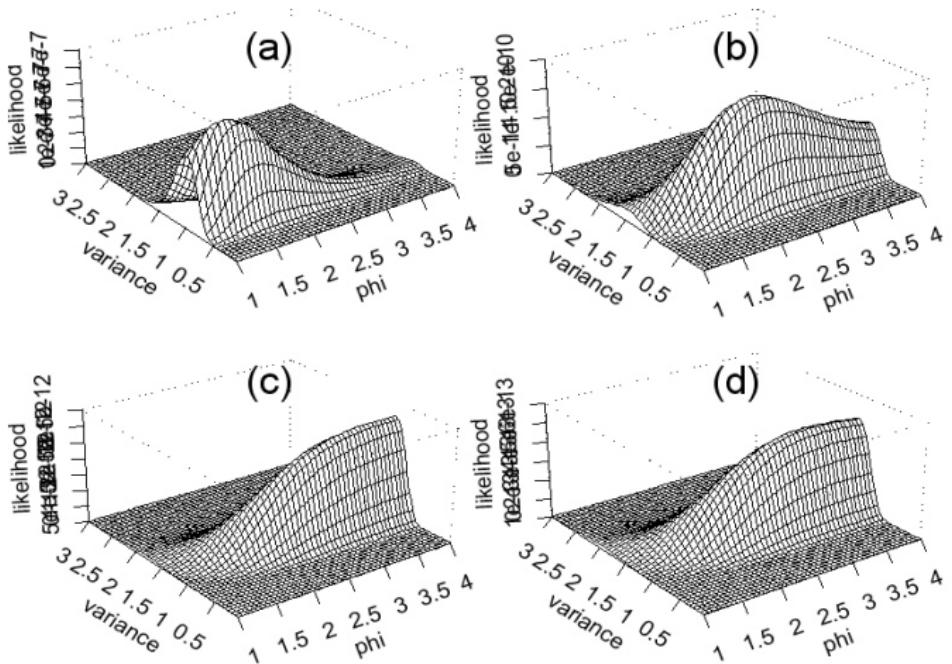


Figura: Verossimilhan a para ϕ e σ^2 para amostras (a) 1, (b) 3, (c) 10 and (d) 13.

A.M. Schmidt
 M. F. G. Conceição
 G. Moreira
 IM-UFRJ (2005)

Estrutura
 Introdução
 F oia Correla o
 Exemplos Correla o
 Modelo
 Infer ncia
 Dado Artificial
 Compar o
 Resultados
 Coment rios
 Projetos

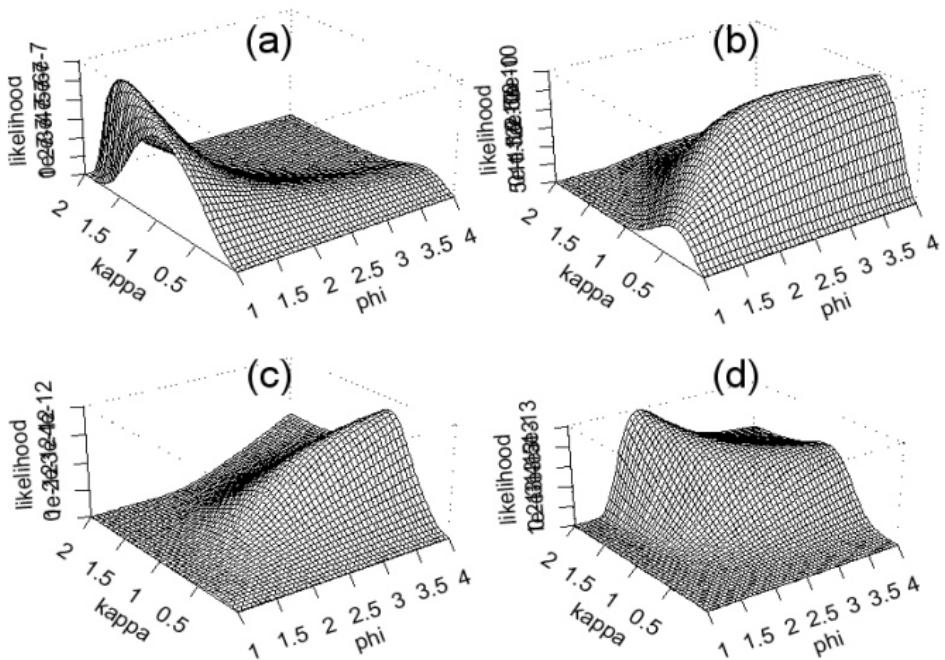


Figura: Verossimilhan a para ϕ e κ (a) 1, (b) 3, (c) 10 and (d) 13.

Tabela: Funções de Correlação e Prioris

Funções de Correlação			
Expo.(E), Expo. Pot.(PE) e Matérn(M)			
Prioris	σ^2	ϕ	κ
P1	$IG(2, b)$	$Ga(0.1, 0.1)$	$U(0, 2]$
P2	$IG(2, b)$	$Ga(0.14, 0.17)$	$U(0, 2]$
P3	$IG(0.1, 0.1)$	$IG(2, 0.85)$	$U(0, 2]$
P4	$IG(2, 1)$	$Ga(0.97, 0.44)$	1
PBE	-	-	-

P1 σ^2 tem variância a priori infinita e b baseado em EMQ;

P2 priori de ϕ baseada na distância máxima;

P3 priori de ϕ com variância infinita;

P4 priori baseada nos valores usados para a geração das amostras;

PBE priori sugerida por Berger et. al. (2001), usada apenas para a função exponencial.

A.M. Schmidt
M. F. G. Conceição
G. Moreira
IM-UFRJ (2005)

Estrutura
Introdução
Fçao Correlação
Exemplos Correlação
Modelo
Inferência
Dado Artificial
Comparação
Resultados
Comentários
Projetos

Priori de Referência para β , ϕ , σ^2 :

Sensibilidade PG

(Berger et. al. JASA (2001))

$p^R(\beta, \sigma^2, \phi)$, é da forma

$$p^R(\beta, \sigma^2, \phi) \propto \frac{p(\phi)}{(\sigma^2)^a}, a \in \mathbb{R}, \text{ com}$$

$$a = 1 \text{ e } p(\phi) \propto \left\{ \text{tr}[W_\phi^2] - \frac{1}{n-p} (\text{tr}[W_\phi])^2 \right\}^{1/2},$$

onde

$$\begin{aligned} W_\phi &= \left(\frac{\partial}{\partial \phi} \Sigma_\phi \right) \Sigma_\phi^{-1} P_\phi^\Sigma \text{ e} \\ P_\phi^\Sigma &= I - X(X' \Sigma_\phi^{-1} X)^{-1} X' \Sigma_\phi^{-1}; \end{aligned}$$

$(\partial/\partial \phi) \Sigma_\phi$ denota a matriz obtida da diferenciação de Σ_ϕ elemento a elemento.

A.M. Schmidt
M. F. G. Conceição
G. Moreira
IM-UFRJ (2005)

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer ncia
Dado Artificial
Comparação
Resultados
Coment rios
Projetos

Comparação de Modelos

Sensibilidade PG

- DIC (Spiegelhalter et. al. (2002))

$$DIC = \bar{D} + p_D = 2\bar{D} - D(\bar{\theta}),$$

onde $\bar{D} = E_{\theta|y}(D)$ e $p_D = \bar{D} - D(\bar{\theta})$;

- EPD (Gelfand & Ghosh (1998))

$$D_\gamma = \frac{\gamma}{\gamma + 1} G + P,$$

$$\text{onde } G = \sum_{r=1}^n (\mu_r - y_{r,obs})^2 \text{ e } P = \sum_{r=1}^n \sigma_r^2.$$

$$\mu_r = E(Y_{r,rep} | \mathbf{y}) \text{ e } \sigma_r^2 = Var(Y_{r,rep} | \mathbf{y});$$

- Capacidade Preditiva

$$(\mathbf{Y}_u | \mathbf{Y}, \boldsymbol{\theta}) \sim N_k(\boldsymbol{\mu}_u + \boldsymbol{\Psi}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{Y} - \boldsymbol{\mu}); \boldsymbol{\Sigma}_u - \boldsymbol{\Psi}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\Psi})$$

$$p(\mathbf{Y}_u | \mathbf{Y}) \approx \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q p(\mathbf{Y}_u | \boldsymbol{\theta}^q).$$

$$(MSE)_l = \frac{1}{15} \sum_{i=1}^{15} (Y(\mathbf{x}_{ui}) - \hat{Y}(\mathbf{x}_{ui}))^2, l = 1, 2, \dots, 25.$$

A.M. Schmidt
M. F. G. Conceição
G. Moreira
IM-UFRJ (2005)

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer ncia
Dado Artificial
Compar o
Resultados
Coment rios
Projetos

Estrutura

Introdução

F oia Correla o

Exemplos Correlação

Modelo

Inferência

Dado Artificial

Comparação

Resultados

Comentário

Projetos

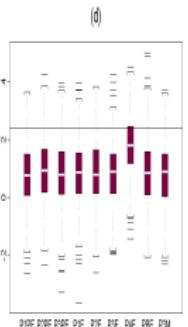
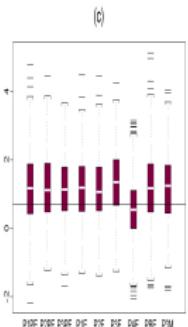
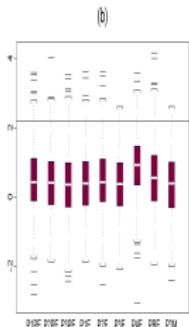
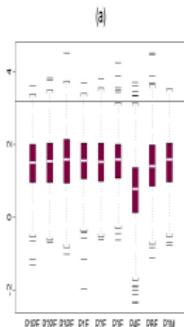
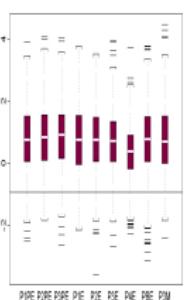
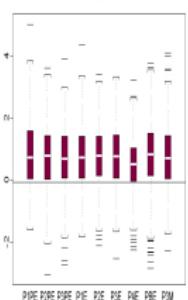
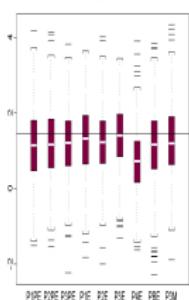
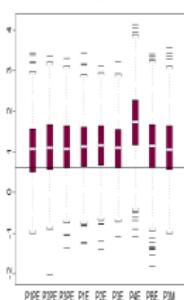


Figura: Pontos "3" (1a linha) e "6" (2a linha) para amostras (a) 1, (b) 3, (c) 10, e (d) 13. [Figura 12](#).

A.M. Schmidt
 M. F. G. Conceição
 G. Moreira
 IM-UFRJ (2005)

Estrutura

Introdução

F oia Correla o

Exemplos Correla o

Modelo

Infer encia

Dado Artificial

Compar o

Resultados

Coment rios

Projetos

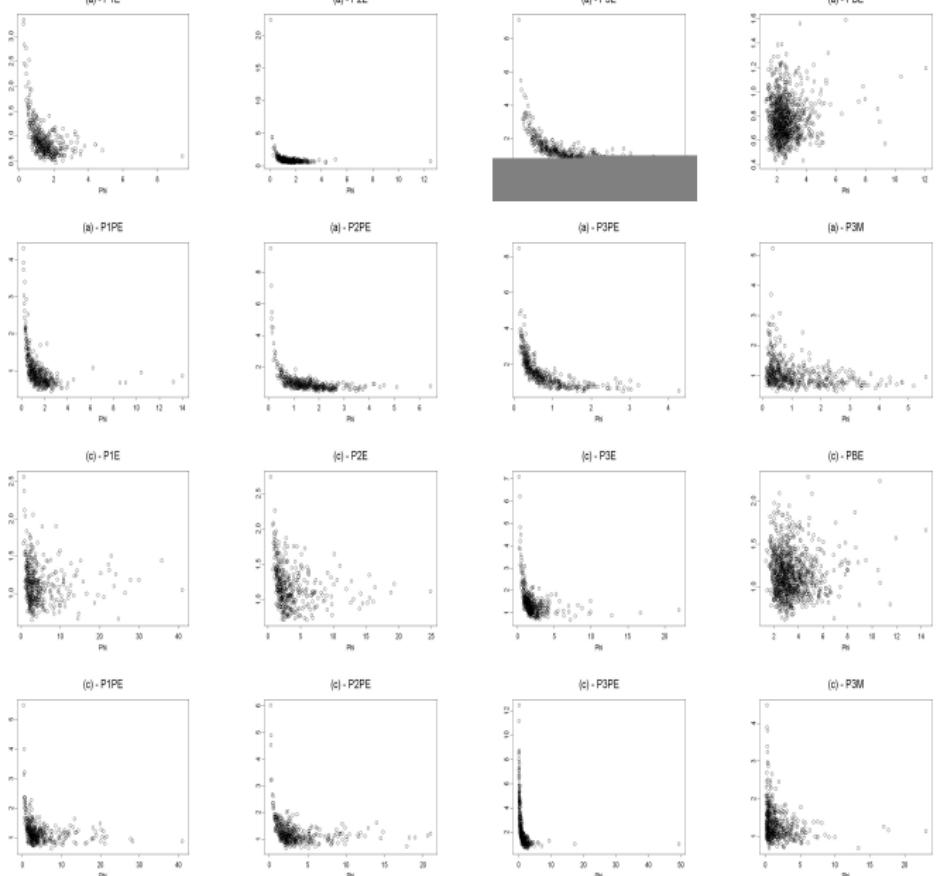
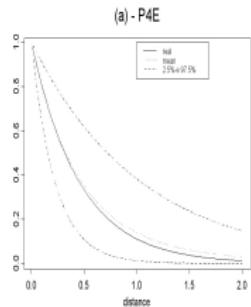
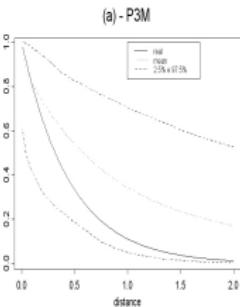
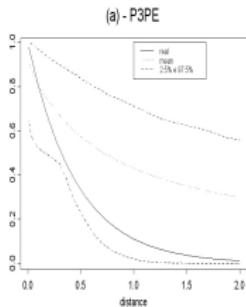
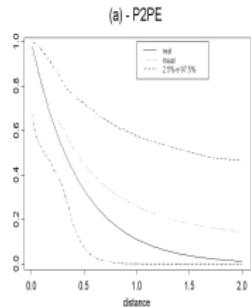
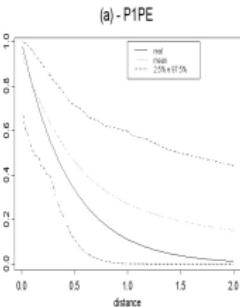
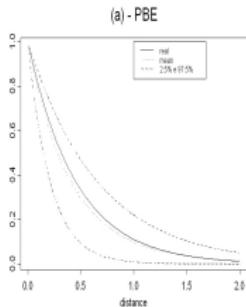
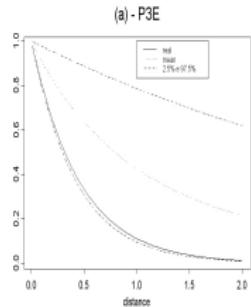
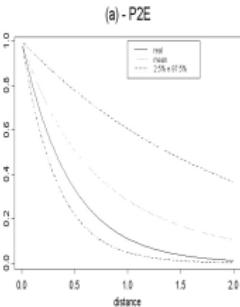
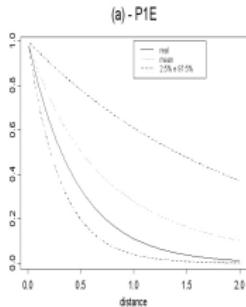


Figura 13

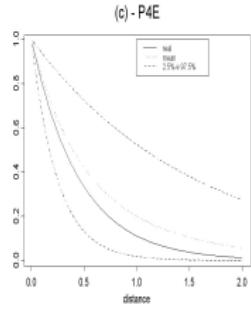
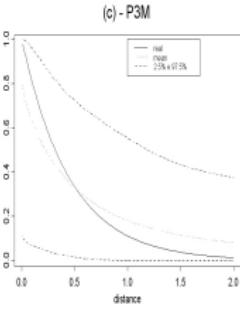
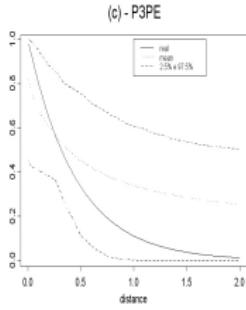
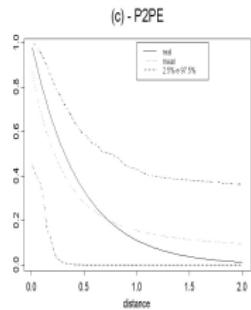
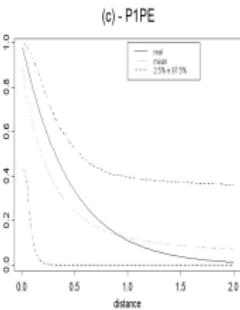
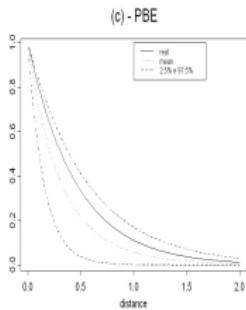
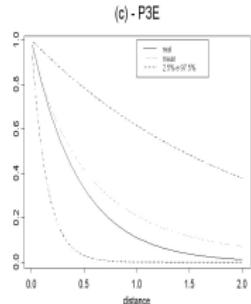
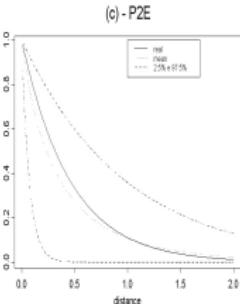
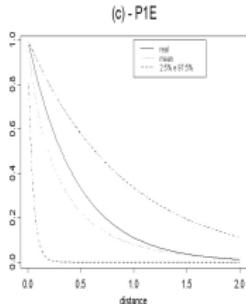
A. M. Schmidt
 M. F. G. Conceição
 G. Moreira
 IM-UFRJ (2005)

Estrutura
 Introdução
 F oia Correla o
 Exemplos Correla o
 Modelo
 Infer ncia
 Dado Artificial
 Compar o
 Resultados
 Coment rios
 Projetos



A. M. Schmidt
 M. F. G. Conceição
 G. Moreira
 IM-UFRJ (2005)

Estrutura
 Introdução
 F oia Correla o
 Exemplos Correla o
 Modelo
 Infer ncia
 Dado Artificial
 Compar o
 Resultados
 Coment rios
 Projetos



A. M. Schmidt
 M. F. G. Conceição
 G. Moreira
 IM-UFRJ (2005)

Estrutura

Introdução

F oia Correla o

Exemplos Correla o

Modelo

Infer encia

Dado Artificial

Compar o

Resultados

Coment rios

Projetos

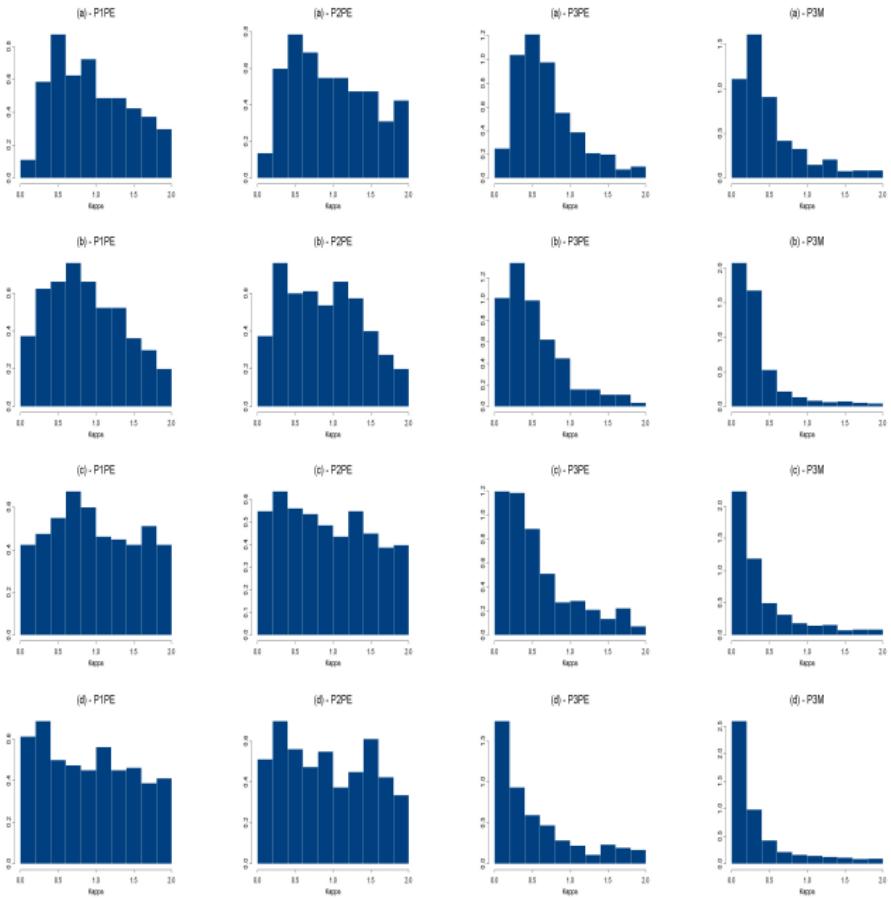


Tabela: DIC para cada um dos modelos e amostras.

A. M. Schmidt
 M. F. G. Conceição
 G. Moreira
 IM-UFRJ (2005)

P1PE	P2PE	P3PE	P1E	P2E	P3E	P4E	PBE	P3M	Estrutura
125.36	125.25	125.78	116.04	124.99	125.87	139.77	124.68	125.08	Introdução
131.93	131.25	125.85	128.53	130.36	132.86	119.76	130.27	132.74	F�o Correla�o
139.13	124.44	109.33	139.18	138.52	140.81	120.608	137.56	139.56	Exemplos Correla�o
148.72	148.30	152.17	148.19	145.19	149.33	122.28	149.29	150.51	Modelo
129.05	129.11	130.59	128.55	123.51	128.92	141.50	127.33	130.22	Infer�ncia
139.45	140.97	141.42	138.52	139.11	140.31	141.26	138.86	140.67	Dado Artificial
135.14	135.86	135.11	133.19	135.40	135.52	151.96	135.68	137.31	Compar�o
147.14	146.34	147.58	146.60	146.41	148.49	120.09	145.26	147.94	Resultados
125.55	124.88	117.84	121.03	124.86	123.27	124.56	124.42	126.76	Coment�rios
146.87	147.66	146.78	145.04	146.26	147.95	136.15	145.64	147.83	Projetos
125.40	140.35	138.76	139.95	136.95	141.22	122.09	139.78	140.90	
142.95	138.58	143.20	142.66	144.23	142.78	136.85	143.45	145.24	
151.62	152.06	153.62	149.85	151.30	154.49	134.45	150.82	153.22	
137.26	139.77	140.93	130.32	138.78	120.66	140.01	137.37	140.17	
138.80	140.25	140.25	138.65	137.28	137.31	122.56	139.69	139.01	
145.31	149.17	150.15	146.41	140.74	150.49	123.26	147.39	149.54	
132.40	128.55	115.53	132.56	130.74	133.74	122.92	131.42	133.18	
138.92	139.22	140.45	138.37	133.48	141.08	116.97	138.36	140.22	
151.24	151.62	154.22	150.67	150.69	152.13	116.70	151.06	152.63	
143.93	144.24	146.74	142.81	143.70	146.53	137.59	143.30	145.71	
153.70	152.41	149.59	153.66	153.41	155.87	107.95	152.52	154.95	
128.74	131.30	133.25	131.01	131.49	113.53	139.49	131.49	133.38	
56.87	98.98	125.88	125.10	124.95	124.79	129.48	123.68	125.95	
148.10	150.41	137.61	149.91	149.02	149.47	144.94	149.00	150.97	
136.81	135.13	92.82	141.07	140.96	142.07	128.84	139.98	140.87	

Para 56% (= 14/25) das amostras P4E foi apontado como melhor. Se P4E n o fosse utilizada, P1E e P2E seriam os mais indicados.



Tabela: EPD para cada um dos modelos e amostras.

P1PE	P2PE	P3PE	P1E	P2E	P3E	P4E	PBE	P3M
85.19	78.29	141.51	70.10	73.86	94.94	92.86	58.59	81.90
65.51	68.39	114.37	64.06	67.65	86.41	48.73	61.88	77.81
87.69	93.85	167.77	77.46	76.31	98.04	54.19	73.11	89.99
84.82	86.27	176.29	83.93	84.83	90.93	64.48	87.52	90.15
61.74	65.17	118.22	57.10	58.67	73.77	79.59	58.17	67.45
98.37	97.86	156.32	81.26	84.61	130.44	97.09	76.20	99.66
64.93	67.13	130.85	62.37	64.07	68.40	98.79	66.63	68.79
99.94	96.46	179.31	86.16	93.58	117.22	59.70	84.88	107.02
54.62	57.95	122.11	53.61	54.64	62.10	57.91	53.90	60.64
88.73	96.25	176.26	83.75	87.69	106.36	92.09	84.06	100.16
97.45	103.95	164.47	87.39	88.47	119.62	59.73	79.07	102.58
92.87	93.77	172.26	78.92	80.40	113.44	92.58	79.87	95.53
95.40	100.66	172.13	89.77	90.86	111.20	85.41	92.04	103.23
76.35	82.57	143.46	77.97	76.38	100.43	79.77	72.59	89.61
133.88	114.49	176.05	102.03	100.31	151.77	69.80	80.40	124.47
99.22	101.59	202.12	90.12	91.24	115.82	54.99	88.29	101.40
73.59	75.75	121.07	74.09	74.83	110.75	75.98	65.05	88.98
76.98	81.13	155.57	68.78	70.01	76.56	50.52	70.86	78.48
94.28	128.70	208.81	87.97	87.15	96.41	76.18	90.62	97.82
84.02	85.16	140.56	75.28	77.01	91.94	108.72	78.51	85.58
108.36	101.79	204.97	97.24	97.10	130.33	42.60	96.79	118.01
63.05	63.93	121.70	59.17	58.36	63.39	85.02	61.48	64.13
60.44	60.52	104.48	58.31	57.87	87.90	73.63	55.27	75.60
104.39	99.24	186.60	89.19	89.69	109.99	107.05	89.84	108.56
105.31	118.96	176.70	89.65	88.14	115.33	65.10	78.87	106.14

P4E 48%. Se P4E não fosse usada, para 60% das amostras, PBE seria escolhida.

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer encia
Dado Artificial
Comparação
Resultados
Coment rios
Projetos

- O modelo Matérn não rodou para as prioris $P1$ e $P2$;
- Os valores de DIC são inconclusivos para algumas amostras, p_D negativo;
- Os valores de EPD parecem discriminar melhor os diferentes modelos;
- Em termos de previsão, as funções de correlação não diferem muito (previsões, MSE e MAE);
- ϕ e σ^2 são altamente correlacionados *a posteriori*;
- Estimação de ϕ influenciada pelas unidades do sistema de coordenadas \Rightarrow afeta estimação $\sigma^2 \rightarrow$ transformar em km via Projeção Lambert;
- A priori proposta por Berger et. al. (2001) parece fornecer bons resultados;
- Sugestão: antes de ajustar modelo, gerar realizações do PG a partir das prioris e verificar os campos resultantes.

A.M. Schmidt
M. F. G. Conceição
G. Moreira
IM-UFRJ (2005)

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer ncia
Dado Artificial
Compar o
Resultados
Coment rios
Projetos

- Estrutura de covariância
 - espacial univariada
(Schmidt & O'Hagan (JRSS B, 2003));
 - espacial multivariada
(Schmidt & Gelfand (JGR, 2003));
 - espaço-temporal
(Sansó e Schmidt (Rel. Técnico DME-UFRJ, 2004)
+ Tese Doutorado Aline A. Nobre)
 - → Minicurso SINAPE 2006: *Modelando a estrutura de covariância de processos espaciais e espaço-temporais* (com Bruno Sansó, UCSC-EUA)
- Modelos espaço-temporais inflacionados de zeros
(com Marcus V. M. Fernandes e Helio S. Migon);
- Modelos para o problema chuva-vazão (com Romy Ravines e Helio S. Migon);
- Desenho de uma rede de estações monitoradoras
(com Ramiro R. Cárdenas e Marco A. R. Ferreira).

A.M. Schmidt
M. F. G. Conceição
G. Moreira
IM-UFRJ (2005)

Estrutura
Introdução
F oia Correla o
Exemplos Correla o
Modelo
Infer ncia
Dado Artificial
Compar o
Resultados
Coment rios
Projetos