

MINISTERIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA - PROMEC

ESTUDO DE MODELOS DE SINTETIZAÇÃO DE DADOS DE
RADIÇÃO SOLAR

MARIO HENRIQUE MACAGNAN

Trabalho realizado no Departamento de Engenharia
Mecânica da Escola de Engenharia da UFRGS, dentro do Programa
de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica - PROMEC.

ESTUDO DE MODELOS DE SINTETIZAÇÃO DE DADOS DE
RADIÇÃO SOLAR

MARIO HENRIQUE MACAGNAN
Engenheiro Mecânico

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Mecânica - PROMEC, da Escola de Engenharia da
Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como parte dos
requisitos para a obtenção do título de

MESTRE EM ENGENHARIA

Área de concentração: Geração de Energia

Porto Alegre
Agosto 1989

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de MESTRE EM ENGENHARIA, Área de Concentração Geração de Energia, e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora do Curso de Pós-Graduação.

Orientador: ARNO KRENZINGER
Doutor em Engenharia

BANCA EXAMINADORA

ARNO KRENZINGER (Orientador)
Doutor em Engenharia
UFRGS/PROMEC

OSCAR DANIEL CORBELLA
Doutor em Física
UFRGS/PROMEC

WIDO HERWIG SCHREINER
Doutor em Física
UFRGS/Instituto de Física

Coordenador do PROMEC
VILSON C. da S. FERREIRA
Doutor em Engenharia
UFRGS/PROMEC

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Arno Krenzinger, pela orientação, estímulo e sobretudo por sua amizade.

Ao Prof. Dr. Oscar D. Corbella, pelos seus ensinamentos.

Ao Prof. Luis F. Nanni, pela colaboração nos testes estatísticos.

Aos colegas do Grupo de Energia Solar, especialmente a Nicolau Priante Filho, pelas discussões.

Aos companheiros Adams I. Marroquin y Jorge A. V. Alé, pela amizade.

Ao corpo de funcionários desta Universidade, principalmente Cláudia P. Aristimunha, Helena B. Petersen, Isabel G. Brochado e às bibliotecárias Ana M. Porcello e Janise B. da Costa.

A CAPES e ao CNPq, pela ajuda financeira.

À minha família
e a Jacqueline, com amor

RESUMO

Neste trabalho estudam-se dois modelos de geração de séries de tempo - o modelo ARMA (Média Móvel Auto-Regressiva) e o processo de Markov, com a finalidade de aplicá-los à sintetização de valores diários de radiação solar, obtidos a partir dos valores de K_t , o índice de transparência da atmosfera.

Para a aplicação do modelo ARMA, efetua-se um mapeamento gaussiano que transforma os valores de K_t , que são não-estacionários e não-gaussianos, em uma nova variável χ , estacionária e normal, sobre a qual é aplicado o modelo.

A sintetização a partir do processo de Markov é efetuada por meio da utilização das Matrizes de Transição de Markov, obtidas de um conjunto de dados observados de radiação solar de 15 localidades situadas em uma faixa de latitudes entre 30° S e 40° N.

As sequências de dados sintetizadas com estes dois modelos são comparadas com as sequências observadas através de uma série de testes estatísticos e, principalmente, utilizando-as para a simulação de sistemas fotovoltaicos autônomos.

Os resultados obtidos mostraram-se plenamente satisfatórios, indicando que é possível simular-se sistemas solares a partir de sequências de radiação solar diária sintetizadas, onde os únicos parâmetros de entrada necessários são os valores médios mensais de K_t ou, na falta destes, os valores médios mensais do número de horas de sol.

ABSTRACT

In the present work two models for generating time series are studied - the ARMA model (Auto Regressive Moving Average) and the Markov process, in order to apply them in the synthesise of daily solar radiation, obtained from values of K_t , the clearness index.

To apply the ARMA model, a Gaussian Mapping is employed. It transforms the K_t values, that are non-stationary and non-Gaussian in a new variable χ , stationary and normally distributed.

The synthesise from the Markov process is performed employing Markov Transition Matrices, which are obtained from a set of measured data of daily solar radiation of 15 stations with latitudes between 30° S and 40° N.

The sequences of the synthesized data constructed upon these two models are compared with the observed sequences with the aid of several statistical tests and, mainly, to simulate the performance of stand-alone photovoltaic systems.

The results obtained are fully acceptable, showing the possibility of simulating solar systems from synthetic sequences of daily solar radiation, where the uniques input parameters are the monthly average values of K_t or, with very crude information such as monthly average hours of sunshine.

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	1
2.	ESTATÍSTICA DA RADIAÇÃO SOLAR	6
2.1	Introdução	6
2.2	A Distribuição de Frequências dos Valores de K_t	9
2.3	A Função Distribuição de K_t	12
2.4	O Coeficiente de Autocorrelação	20
3.	MODELO ARMA OU MÉDIA MÓVEL AUTO REGRESSIVA	22
3.1	Introdução	22
3.2	Modelo Auto-Regressivo de Ordem p ou $AR(p)$	23
3.3	Modelo da Média Móvel de Ordem q ou $MA(q)$	24
3.4	Modelo Misto Auto-Regressivo Média Móvel de Ordem p, q ou $ARMA(p, q)$	24
3.5	Procedimento para a Construção do Modelo	25
4.	PROCESSO DE MARKOV	27
4.1	Introdução	27
4.2	A Suposição Markoviana	28
4.3	Probabilidades de Transição	29
4.4	Exemplo de Utilização	30
5.	GERAÇÃO SINTÉTICA DE SÉRIES DE RADIAÇÃO SOLAR	32
5.1	Modelo ARMA com Mapeamento Gaussiano	32
5.1.1	O Mapeamento Gaussiano	32
5.1.2	Construção do Modelo	34
5.1.3	Validação do Modelo	36
5.3	Método das Matrizes de Transição de Markov	37
5.3.1	Construção das Matrizes	39

5.3.2	Matrizes Mensais e Biblioteca de Matrizes	39
5.3.3	Geração das Sequências de Radiação Solar	41
5.4	Comparação dos Resultados	43
5.4.1	Análise Estatística Básica	43
5.4.2	Coefficientes de Autocorrelação	45
5.4.3	Teste de Kolmogorov-Smirnov para Duas Amostras	51
5.4.4	Ajuste dos Dados a uma Função de Probabilidade Conhecida	52
5.5	Conclusão	57
6.	UTILIZAÇÃO DAS SÉRIES SINTÉTICAS PARA SIMULAÇÃO DE SISTEMAS FOTOVOLTAICOS AUTÔNOMOS	60
6.1	Introdução	60
6.2	Modelo de Simulação	61
6.3	Descrição do Programa de Simulação	61
6.4	Comparação dos Resultados	65
7.	CONCLUSÕES E SUGESTÕES	78
	ANEXOS	80
	BIBLIOGRAFIA	100

1. INTRODUÇÃO

de aqui
O dimensionamento e o estudo do desempenho de longo-tempo de sistemas solares (tanto térmico como fotovoltaico) tem sido realizado utilizando-se, principalmente, métodos que necessitam apenas valores médios mensais e ou anuais de dados de radiação solar. Para a parte térmica são bem conhecidos os métodos da Utilizabilidade^{35,31} e da Carta-f⁸. Para a parte fotovoltaica, há um grande número de métodos analíticos disponíveis, como por exemplo, Bucciarelli^{14,15}, Barra⁴, Bartoli^{6,7} e Gordon²⁴, mas nenhum deles destacando-se dos demais.

qualis? Estes sistemas solares podem ser divididos em dois grupos: os sistemas autônomos, onde a energia solar é a única fonte de energia e os sistemas mistos, que possuem uma fonte de energia auxiliar convencional. Quando a fração de energia fornecida via energia solar (ou seja, a relação entre a parte solar e a energia total requerida) é pequena, o dimensionamento dos sistemas é geralmente realizado por um dos métodos citados anteriormente. Entretanto, quando a fração solar aumenta (se aproxima de 100%), e principalmente, quando os custos de armazenamento são muito elevados, *Porém* como acontece em instalações fotovoltaicas, o projetista é obrigado a trabalhar em níveis críticos. Nestes casos, os efeitos da distribuição da radiação solar e de sua persistência tornam-se extremamente importantes. Isto acontece devido a que a unidade de armazenamento geralmente encontra-se completa ou quase completa, diminuindo a capacidade de amortecer os efeitos das condições variáveis da relação energia fornecida/consumo.

Neste caso, a solução seria trabalhar diretamente com as sequências de dados de radiação solar, em base horária

ou diária, disponíveis para o local de interesse contendo um número estatisticamente significativo de dados. Salienta-se isto porque, segundo Klein e Beckman³², o desempenho médio de sistemas solares em períodos de 10 anos, tendo probabilidade de perda de carga igual ou menor que 0.01 (≈ 3.6 falhas/ano), pode variar muito de um período a outro e, portanto, os resultados das simulações realizadas com seqüências com este período de tempo não podem ser considerados como estimativas realistas de seus desempenhos, havendo então necessidade de trabalhar-se com seqüências contendo um número muito maior de dados. A obtenção destas seqüências longas de radiação solar é, no entanto, o principal problema a ser superado, pois são poucos lugares no mundo que dispõem de registros, em base horária ou mesmo diária, e destes apenas um número muito reduzido possui registros com mais de 20 anos.

Para contornar o problema da falta de seqüências de dados de radiação solar muitos pesquisadores tem trabalhado com o objetivo de gerarem sinteticamente estes dados de forma que apresentem as mesmas características estatísticas como média, desvio padrão, função densidade de probabilidade, autocorrelação, etc. que as séries observadas. Os algoritmos desenvolvidos são então introduzidos nos programas de computador permitindo que se gere sinteticamente seqüências de radiação solar do tamanho desejado, além de trazer outras facilidades, como por exemplo, eliminar a necessidade de grandes arquivos de dados e poupar espaço na memória e principalmente, diminuir o tempo de execução dos programas de simulação.

O passo mais importante foi dado com a introdução de modelos estocásticos que consideram a variação de curto tempo e a correlação dos dados. A introdução de tais modelos se justifica, uma vez que a informação contida nos dados de radiação solar consiste de dois componentes: um determinístico, que representa a variação da radiação com a época do ano e é característica do lugar e um componente aleatório, que representa o comportamento não regular do fenômeno natural.

Brinkworth¹³ e Goh e Tan²³ foram os primeiros a utilizar o modelo mixto ARMA(p,q) (Auto Regressive-Moving Average) de ordem p,q, o qual utiliza a metodologia desenvolvida por Box e Jenkins¹², para gerar seqüências diárias, o primeiro, e horárias, o segundo, de radiação solar. Ambos aplicaram o modelo diretamente nos dados de radiação solar.

Seguindo esta mesma linha, Guerrier et alii²⁶ e Astier et alii³ aplicaram o modelo ARMA não mais diretamente sobre os dados de radiação solar e sim sobre uma nova variável reduzida, pela eliminação das variações sazonais da média e do desvio padrão, na tentativa de tornar a série estacionária.

Os dois modelos mostraram que é possível gerar seqüências de radiação solar, $Q(n)$, por meio de um modelo autoregressivo de primeira ordem, na forma :

$$Q(n) = r_1 Q(n-1) + w(n) \quad (1.1)$$

onde

$Q(n-1)$ é o valor da radiação solar no dia n-1

r_1 é o coeficiente de autocorrelação de primeira ordem

w é uma variável aleatória com média zero e distribuição normal

O resultado final, no entanto, é a obtenção de séries que preservam as características seqüenciais mas que não reproduzem a distribuição das séries de radiação solar observadas, as quais apresentam uma distribuição assimétrica (não normal), conforme será visto posteriormente.

Bartoli et alii⁵, trabalhando não mais com os valores da radiação solar mas com Kt , definido como a razão entre a radiação solar global diária em superfície horizontal e a radiação solar extraterrestre numa superfície com esta mesma orientação e também conhecido como índice de transparência da atmosfera, substituiu o resíduo com distribuição normal por um resíduo com uma distribuição empírica, que mostrou ser uma função apenas de \overline{Kt} , o valor médio mensal de Kt . No entanto, a relação utilizada, apesar de

preservar a média, a variância e a autocorrelação, deixa a distribuição invariante apenas se ela é normal. Como o rendimento de sistemas solares depende muito mais da distribuição dos valores da radiação (ou K_t) do que da autocorrelação, não se justifica a geração de sequências com tais características.

A solução encontrada para este problema foi a de aplicar um mapeamento gaussiano, conforme Mustacchi et alii³⁶, Amato² e Grahan et alii²⁵, sobre K_t que é uma variável desazonalizada, tornando-a normal com média zero e desvio padrão unitário. Com este método, basta conhecer os valores médios mensais de K_t e um parâmetro autoregressivo de primeira ordem para conseguir sintetizar sequências de χ , a variável normal, com o tamanho desejado. Uma vez sintetizada a sequência através do método ARMA convencional, realiza-se o mapeamento inverso, obtendo-se sequências de K_t que preservam, além da média, da variância e da autocorrelação, a distribuição dos valores de K_t .

Um outro método bem mais simples, pois necessita como parâmetros de entrada somente os valores médios mensais de K_t , está baseado nas Matrizes de Transição de Markov (MTM) e foi proposto por Mustacchi et alii³⁶ e Aguiar et alii¹. Agora, a distribuição de probabilidade da variável aleatória não é mais independente e sim uma função dos valores de K_t . Isto é realizado através de um processo de Markov de primeira ordem, onde cada linha da matriz possui a probabilidade de transição do estado i para o estado j , $P_{i,j}$, e que depende unicamente do estado presente. *Até aca*

O objetivo deste trabalho é o de estudar detalhadamente os dois métodos descritos, o método ARMA com mapeamento gaussiano e o das Matrizes de Transição de Markov e comparar as sequências sintetizadas por meio deles com as sequências observadas. A seguir, aplica-se estas sequências sintetizadas ao dimensionamento de sistemas fotovoltaicos autônomos e compara-se os resultados com aqueles obtidos com a utilização das sequências observadas. Esta comparação permite que se determine a validade da aplicação de tais modelos, uma

vez que a simples comparação estatística entre as diferentes sequências não oferece esta possibilidade.

A organização deste trabalho está realizada da seguinte maneira:

No capítulo 2 estudam-se a distribuição dos valores de K_t , a função distribuição observada e a analítica, a não-normalidade dos dados e apresentam-se os valores dos parâmetros estatísticos básicos de 14 cidades.

No capítulo 3 e 4, apresenta-se brevemente a teoria dos modelos ARMA e das Cadeias de Markov, respectivamente.

No capítulo 5 estão descritos os processos de geração de sequências sintéticas de K_t , baseados nos dois modelos descritos nos capítulos 3 e 4.

No capítulo 6, mostram-se os resultados obtidos com a aplicação das séries sintéticas para a simulação de sistemas fotovoltaicos autônomos.

Finalmente, no capítulo 7 apresentam-se os comentários e as conclusões finais sobre os resultados obtidos ao longo deste trabalho.

2. ESTATÍSTICA DA RADIAÇÃO SOLAR

2.1 Introdução

A Figura 2.1 mostra uma sequência diária de radiação solar global horizontal, H_i , recebida em Porto Alegre no ano de 1983. Na mesma Figura também são mostrados os valores da radiação extraterrestre, H_{o_i} , ou seja, a radiação recebida numa superfície horizontal fora da atmosfera terrestre. [Pode-se notar que a distribuição da radiação solar ao longo do ano apresenta uma tendência sazonal com flutuações diárias superpostas.]

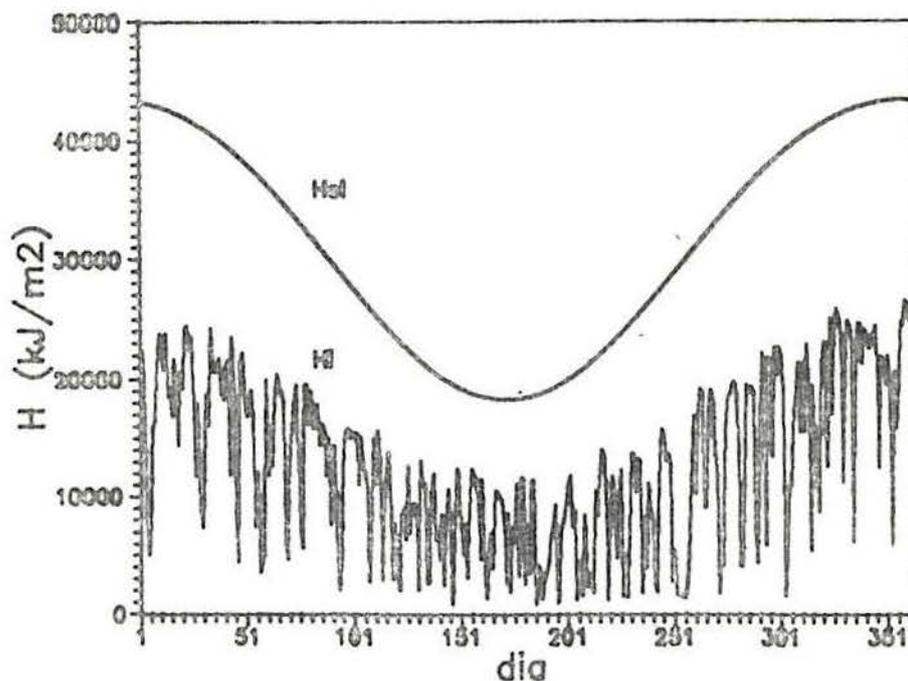


Figura 2.1. Radiação solar global diária horizontal, H_i , e radiação extraterrestre, H_{o_i} , em Porto Alegre (1983)

(?) Os componentes de baixa frequência (tendência determinística) podem ser eliminados das sequências de radiação solar afim de tornar sua distribuição independente da época do ano.] Existem diversas técnicas citadas na bibliografia para este propósito como as encontradas em Mustacchi et alii³⁶ e Aguiar et alii¹, e que são:

- [a. Divisão dos dados de radiação pelo valor da radiação extraterrestre em um plano com a mesma orientação ou seja, H_i/Ho_i .]
- b. Subtração dos dados de radiação pela harmônica anual (primeira harmônica de sua análise de Fourier).
- c. Subtração de cada dado de radiação do valor obtido fazendo-se a média deslizando sobre $2d+1$ dias centrados naquele ponto.
- d. Subtração ou divisão dos dados de radiação pelo valor da radiação obtido de um modelo físico, o qual considera a radiação extraterrestre e os efeitos de absorção e espalhamento pela atmosfera.

[O procedimento a foi o escolhido não só pela sua simplicidade mas principalmente pelo significado que esta relação possui no estudo da radiação solar. Esta relação definida como Kt , representa a fração da radiação extraterrestre transmitida através da atmosfera, ou seja, o índice de transparência da atmosfera.]

Cabe salientar, entretanto, como pode ser visto na Figura 2.2, que [a utilização deste método não permite que a tendência sazonal seja completamente removida (a média de Kt evidentemente não é zero).]

Portanto, a partir daqui, se trabalhará exclusivamente com os valores de Kt , obtidos através do procedimento a.

Os dados utilizados neste trabalho foram obtidos nos

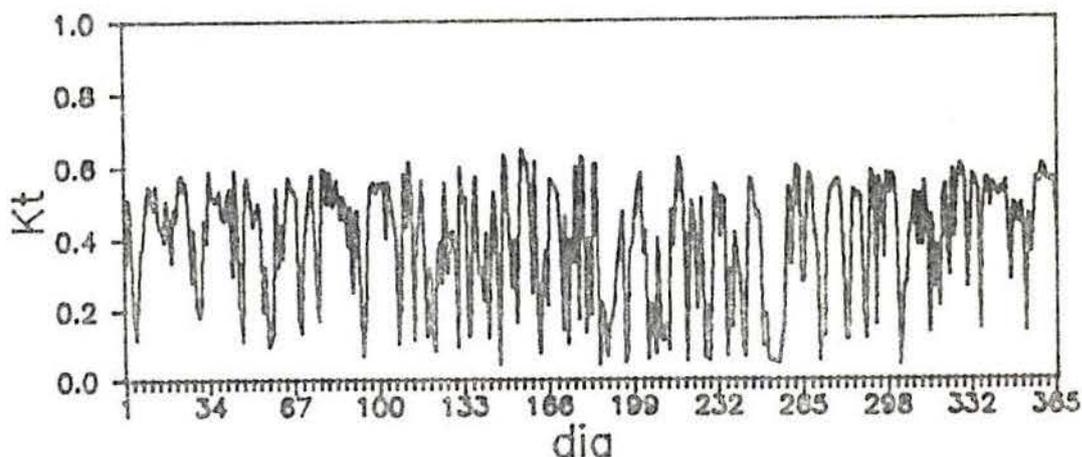


Figura 2.2. Sequência de dados de K_t obtidos para Porto Alegre (1983).

fonte → boletins do Instituto Nacional de Meteorologia¹¹ e também nos boletins do Instituto Nacional de Meteorologia da Espanha²⁰. A relação das estações utilizadas, bem como suas localizações e período em que foram obtidos estes dados encontra-se no Anexo I. Em todas estas estações, a radiação solar global foi medida utilizando-se piranômetros Eppley.

radiação solar global diária (normalizada)

Os valores da radiação solar global diária foram divididos pela radiação extraterrestre, fornecida pela Equação 2.1, obtida de Iqbal³⁰:

↓

radiação solar extraterrestre

$$H_o = (24/\pi) I_{sc} E_o \cos \phi \cos \delta [\sin w_s - (\pi/180) w_s \cos w_s] \quad (2.1)$$

onde

I_{sc} é a constante solar e é igual a 1367 W.m^{-2}

E_o é o fator de correção da excentricidade da órbita da Terra e é dado por:

$$E_o = 1 + 0.033 \cos[(2\pi d_n/365)] \quad \text{fator de excentricidade} \quad (2.2)$$

sendo

d_n o número do dia do ano, variando de 1 em 1 de Janeiro e 365 em 31 de Dezembro.

ϕ é a latitude do local, norte positivo.

δ é a declinação solar dada aproximadamente pela Equação:

$$\delta = (0.006918 - 0.39912 \cos \Gamma + 0.070257 \sin \Gamma - 0.006758 \cos 2\Gamma + 0.000907 \sin 2\Gamma - 0.002697 \cos 3\Gamma + 0.00148 \sin 3\Gamma) (180/\pi) \quad (2.3)$$

sendo

Γ o ângulo do dia, fornecido pela Equação:

$$\Gamma = 2\pi(d_n - 1)/365 \quad (2.4)$$

e

w_s o ângulo do nascer do sol dado pela Equação:

$$w_s = \cos^{-1}(-\tan \phi \tan \delta) \quad (2.5)$$

$$Kt = \frac{H_d}{H_{od}} \left\{ \text{mal } \left\{ \text{se dados medidos} \right\} \right.$$

2.2 A Distribuição de Frequências dos Valores de Kt

Uma característica muito importante da distribuição dos valores de Kt é sua assimetria, conforme pode ser visto nos histogramas da Figura 2.3, para Porto Alegre, São Paulo, Brasília e Madrid, os quatro locais escolhidos para estudo neste trabalho.

Este caráter pode ser comprovado pela realização de testes de normalidade, como por exemplo o teste de Kolmogorov-Smirnov (Ref. 34). Este teste fornece meios de ^{provar} verificar se um conjunto de observações provém de uma distribuição normal. Realizou-se os testes para os quatro locais em estudo utilizando-se o programa STATBAS (Ref. 37). Os resultados estão mostrados na Tabela 2.1.

O teste compara as duas funções distribuição, e calcula DM, a máxima diferença encontrada, isto é:

$$DM = \max_x \left| F^*(x) - S_N(x) \right|$$

onde $S_N(x)$ é a função distribuição da amostra e $F^*(x)$ é a função distribuição normal com $\mu = \bar{x}$, a média da amostra e $\sigma^2 = s^2$, a variância da amostra definida com $n-1$ graus de liberdade. Se o valor de DM for maior que o valor crítico

$D_{\alpha}(N)$, a hipótese de normalidade é rejeitada. *100 em todos*

Tabela 2.1. Resultados dos testes de Kolmogorov-Smirnov para verificação de normalidade. N é o número de dados da amostra, DM a máxima diferença encontrada e $DM_{\alpha}(N)$ o valor crítico de teste.

LOCAL	N	DM	$D_{0.05}(N)$
PORTO ALEGRE	3285	0.1061	0.0154
SAO PAULO	3248	0.8478	0.0155
BRASILIA	3285	0.0886	0.0154
MADRID	3013	0.1419	0.0161

Pela análise da Tabela 2.1 verifica-se que a um nível de significância de $\alpha = 0.05$, ou seja, com probabilidade $(1-\alpha)$, as hipóteses de normalidade são rejeitadas para todas as quatro localidades.

Como os parâmetros estatísticos média aritmética e desvio padrão não são adequados para descrição de amostras não normais, introduz-se algumas medidas não-paramétricas que serão utilizadas para a comparação entre as distribuições.

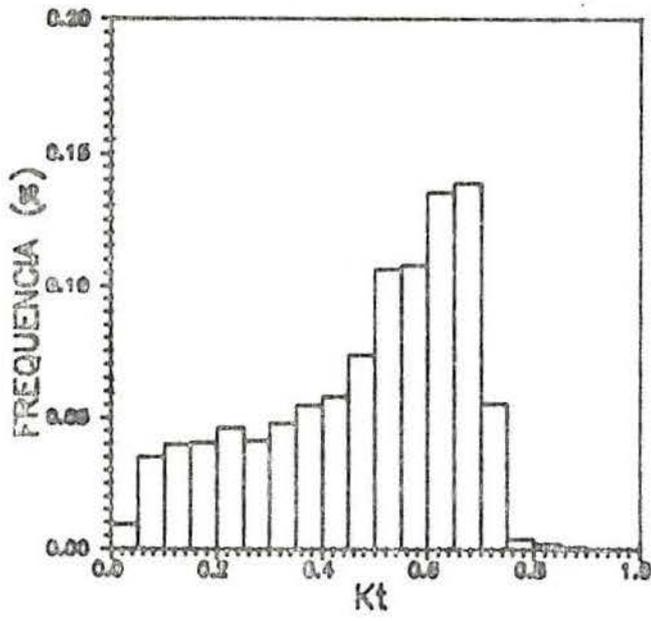
a. Mediana: em um conjunto ordenado em ordem crescente é o valor médio ou a média aritmética dos dois valores centrais.

b. Quartis: da mesma forma como a mediana divide o conjunto em duas partes iguais, pode-se pensar em valores que o dividem em quatro partes e que são chamados Q_1 , Q_2 e Q_3 , sendo que Q_2 é igual a mediana.

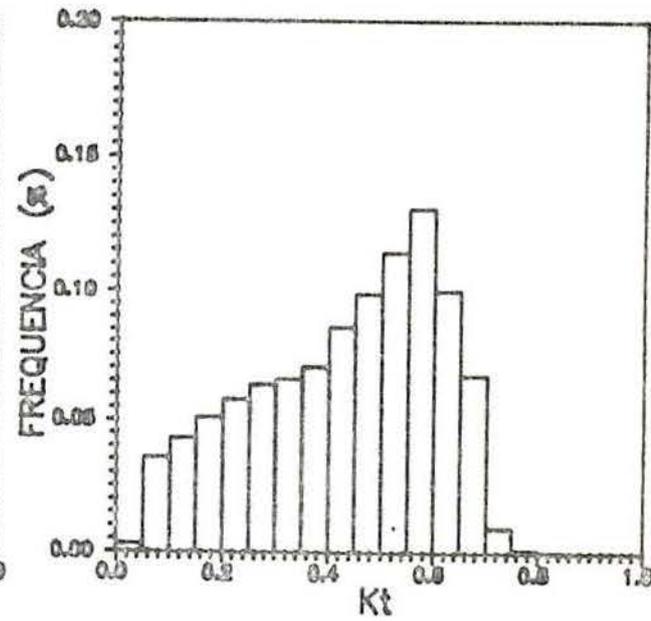
c. Desvio quartílico: é definido como:

$$Q = (Q_3 - Q_1)/2 \quad (2.6)$$

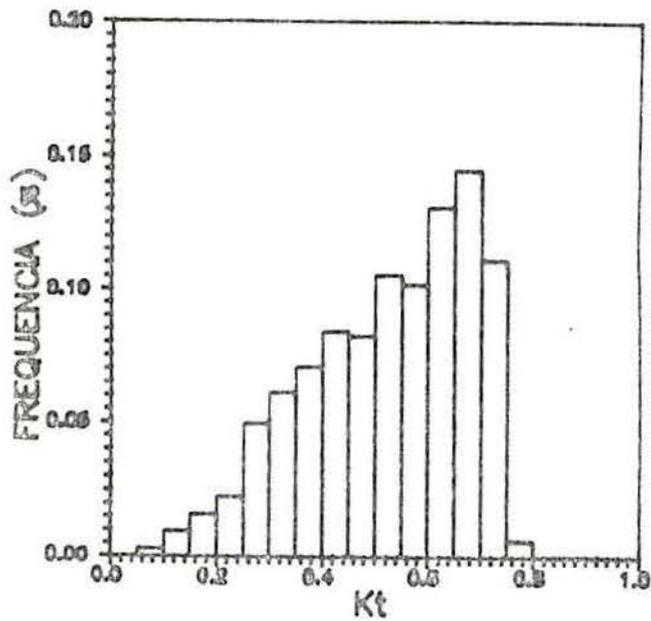
e, como o desvio padrão, é uma medida de dispersão, neste caso



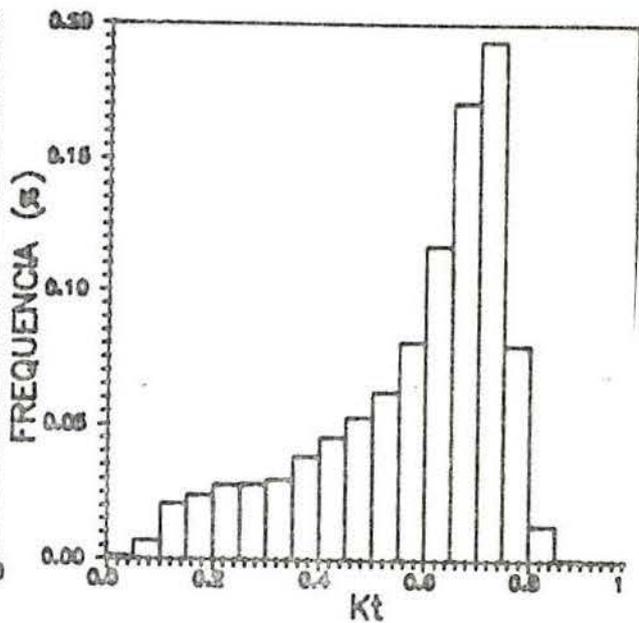
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 2.3. Distribuição de frequências dos valores de Kt para: (a) Porto Alegre, (b) São Paulo, (c) Brasília e (d) Madrid.

em torno da mediana.

Também será utilizado o coeficiente de assimetria, g_1 , e o coeficiente de curtose, g_2 . Assimetria é o grau de desvio, ou afastamento da simetria, de uma distribuição. Curtose é o grau de achatamento de uma distribuição, considerado em relação a uma distribuição normal. Se o valor de g_1 é significativamente positivo, a distribuição é assimétrica a direita e se é significativamente negativo, é assimétrica a esquerda. Numa distribuição normal $g_1 \approx 0$. Se o valor de g_2 é significativamente maior que 3 a distribuição é acentuada no meio e se é menor que 3 é aplainada no meio. Numa distribuição normal $g_2 \approx 3$.

Na Tabela 2.2 são mostrados todos estes parâmetros estatísticos para todas as 15 localidades disponíveis, juntamente com os valores máximos, Kt_{\max} , e mínimos, Kt_{\min} e o número de dados em cada local.

2.3 A Função Distribuição de Kt

[Liu e Jordan³⁵ no seu trabalho pioneiro encontraram, ao desenhar as curvas de distribuição acumulada para 27 localidades dos Estados Unidos e Canadá em função do índice de transparência médio mensal \bar{Kt} , uma correlação entre este índice e a forma das curvas. As curvas originais de Liu e Jordan estão mostradas na Figura 2.4.]

[Segundo eles, a distribuição dos valores de Kt depende exclusivamente do seu valor médio mensal e não do local ou da época do ano.] Isto implica que existe uma função universal $F(Kt, \bar{Kt})$ válida para qualquer parte do mundo e para qualquer mês do ano.] Esta função de distribuição generalizada pode ser definida da seguinte maneira: dado um conjunto grande de eventos, cada um no mesmo local e no mesmo mês, a fração destes eventos que possuem Kt menor que um valor particular Kt^* é $F(Kt^*, \bar{Kt})$. Alternativamente, $F(Kt^*, \bar{Kt})$ é a probabilidade que qualquer um dos eventos tenha seu Kt menor que Kt^* . Assim, uma vez que \bar{Kt} tenha sido tabulado para

diferentes meses num grande número de locais, a função de distribuição para aquele local pode ser facilmente determinada.]

Posteriormente, Bendt et alii⁹ utilizando dados de radiação solar global diária de 90 localidades dos Estados Unidos chegaram a resultados semelhantes aos de Liu e Jordan. Encontraram também uma distribuição teórica que concordava razoavelmente bem com a distribuição observada. Trabalho semelhante foi realizado por Hollands e Huget²⁸.

Para desenhar estas curvas seguiu-se o mesmo procedimento adotado por Bendt et alii⁹. Calculou-se o valor de \bar{K}_t para cada mês. Se o valor de \bar{K}_t estava entre os limites da coluna da esquerda da Tabela 2.3, considerou-se o valor do \bar{K}_t nominal da coluna da direita correspondente.

Tabela 2.2. Parâmetros estatísticos básicos obtidos para as 15 localidades que compõem a base de dados deste trabalho.

LOCAL	MEDIA	MEDIANA Q ₂	DESVIO PADRÃO	Q ₁	Q ₃	Q	ASSIMETRIA g ₁	CURTOSE g ₂	K _L _{min}	K _L _{max}	N
SÃO PAULO	0.433	0.403	0.1734	0.3014	0.5708	0.1387	-0.4233	-0.8724	0.0252	0.8403	3248
RIO DE JANEIRO	0.503	0.503	0.1895	0.3731	0.6508	0.1417	-0.5993	-0.6409	0.0273	0.8003	3293
PORTO ALEGRE	0.490	0.527	0.1893	0.3484	0.6342	0.1429	-0.6434	-0.6743	0.0142	0.8001	3293
MAVUS	0.450	0.473	0.1447	0.3557	0.5609	0.1021	-0.5283	-0.3309	0.0289	0.8190	3223
BOA VISTA	0.528	0.532	0.1200	0.4040	0.6214	0.0787	-0.0991	0.7063	0.0544	0.8001	1052
BRASÍLIA	0.529	0.556	0.1540	0.4109	0.6601	0.1219	-0.5812	-0.5191	0.0643	0.8500	3293
CAROLINA	0.493	0.518	0.1524	0.3877	0.6164	0.1144	-0.6522	-0.3804	0.0363	0.7997	3200
BELEN	0.491	0.504	0.1190	0.4172	0.5707	0.0768	-0.5959	0.2232	0.0527	0.8471	3210
SALVADOR	0.532	0.563	0.1448	0.4420	0.6424	0.1032	-0.7521	-0.0580	0.0914	0.8690	2093
CURITIBA	0.440	0.459	0.1728	0.3077	0.5900	0.1361	-0.2712	-0.6744	0.0358	0.7823	3293
BELO HORIZONTE	0.497	0.523	0.1462	0.3012	0.6038	0.1063	-0.7434	-0.2583	0.0419	0.8409	3291
MADRID	0.573	0.641	0.1779	0.4813	0.7153	0.1169	-1.0147	0.1151	0.0377	0.8504	3013
MURCIA	0.581	0.633	0.1500	0.5103	0.6923	0.0983	-1.2039	1.0137	0.0381	0.8442	3293
SANTANDER	0.410	0.428	0.1773	0.2901	0.5633	0.1471	-0.2228	-0.9033	0.0002	0.8673	3113
SALAMANCA	0.538	0.588	0.1583	0.4257	0.6699	0.1151	-0.6374	-0.2403	0.0273	0.8500	2013

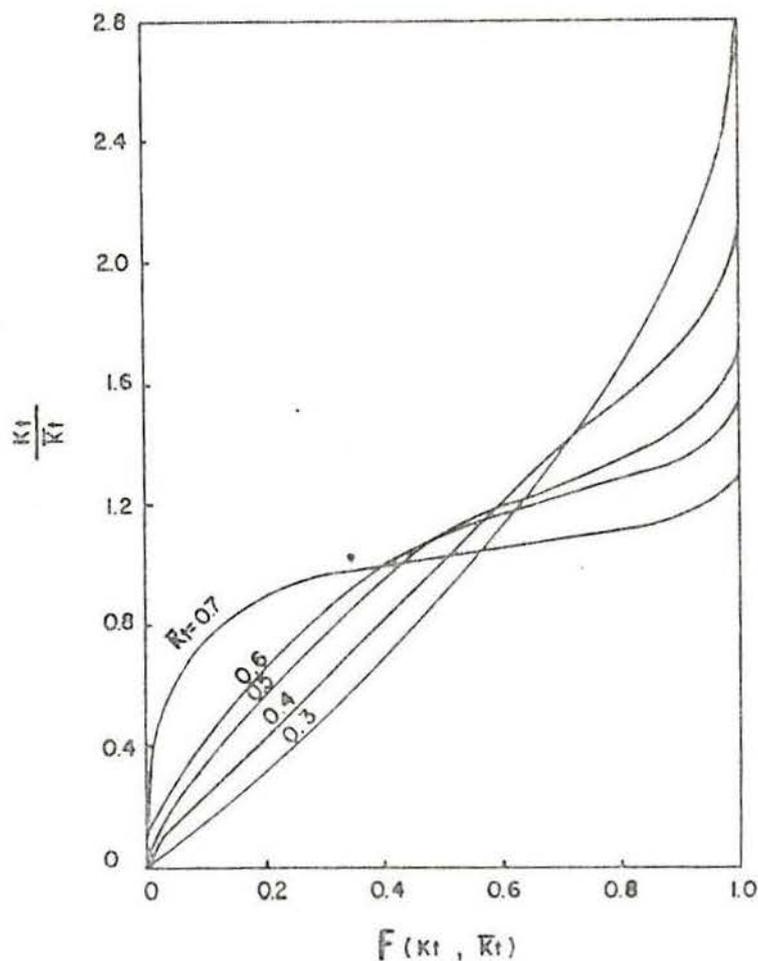


Figura 2.4. Curvas de distribuição acumulada, segundo Liu e Jordan.

As curvas obtidas são mostradas na Figura 2.5. Existem figuras onde não estão desenhadas as curvas mais extremas ($\overline{Kt} = 0.3$ ou 0.7), e isto se deve ao fato de não existirem dados de \overline{Kt} nos intervalos requeridos.

Com o objetivo de encontrar uma forma analítica que represente os dados, pois será utilizada posteriormente no método ARMA para a geração de séries sintéticas, comparou-se as funções distribuição observadas com as duas funções distribuição teóricas fornecidas pelos autores acima citados.

Para realizar esta comparação desenharam-se as curvas obtidas pelas funções distribuição analíticas junto com as curvas das funções distribuição observadas, para os diversos valores de \overline{Kt} . A concordância entre as curvas obtidas

com esta função e os dados observados pode ser visto através da Figura 2.6.

Tabela 2.3. Intervalos de \bar{Kt} utilizados para o desenho das curvas de distribuição acumulada.

\bar{Kt} Real	\bar{Kt} Nominal
$0.29 \leq \bar{Kt} \leq 0.31$	0.3
$0.39 \leq \bar{Kt} \leq 0.41$	0.4
$0.49 \leq \bar{Kt} \leq 0.51$	0.5
$0.59 \leq \bar{Kt} \leq 0.61$	0.6
$0.69 \leq \bar{Kt} \leq 0.69$	0.7

A forma analítica que melhor representou as distribuições observadas foi aquela proposta por Hollands e Huget²⁸.

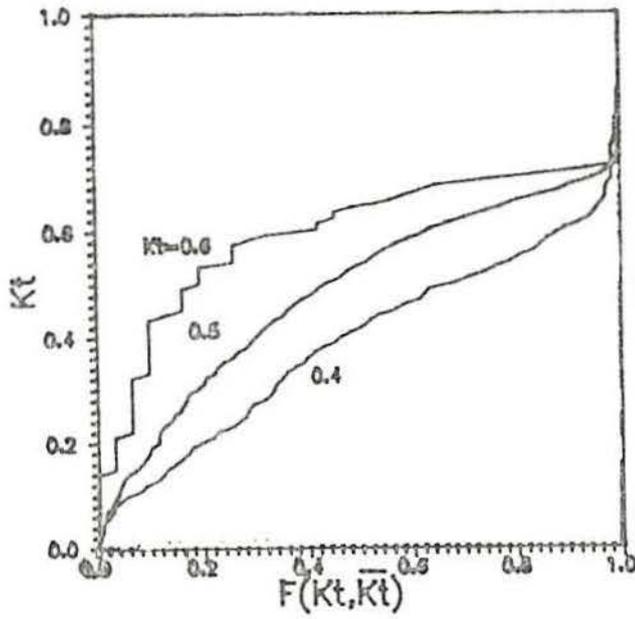
O desenvolvimento desta distribuição analítica partiu do princípio que, se existe uma função de distribuição generalizada $F(Kt, \bar{Kt})$, existe uma função densidade de probabilidade generalizada, indicada como $P(Kt, \bar{Kt})$ e que estão relacionados da seguinte maneira:

$$F(Kt, \bar{Kt}) = \int_0^{Kt} P(Kt, \bar{Kt}) dKt \quad (2.7)$$

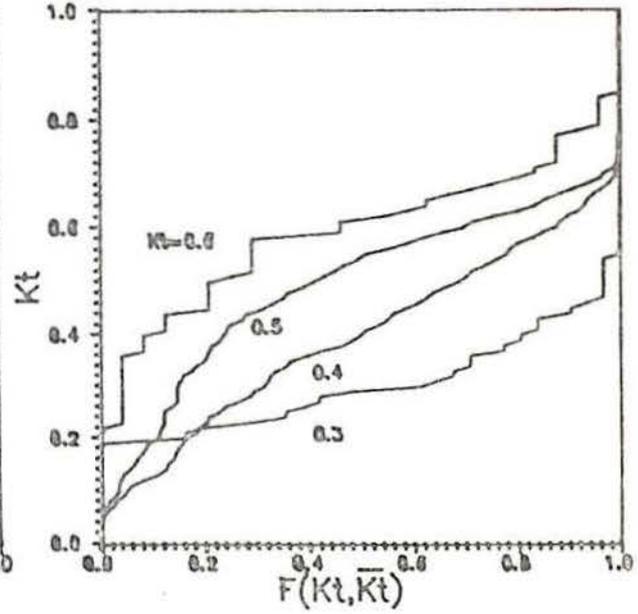
e

$$P(Kt, \bar{Kt}) = \frac{\partial F(Kt, \bar{Kt})}{\partial Kt} \quad (2.8)$$

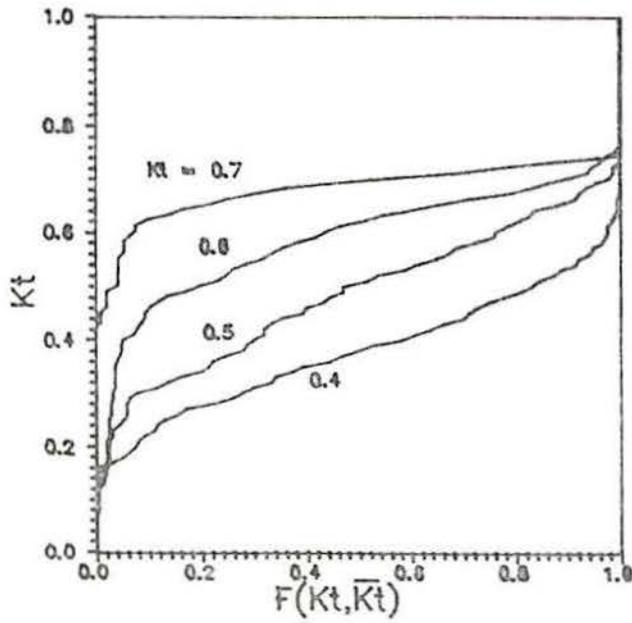
O domínio de Kt se estende de zero até um limite superior Kt_{\max} (o máximo Kt observado). A expressão para $F(Kt, \bar{Kt})$ precisa satisfazer as seguintes condições:



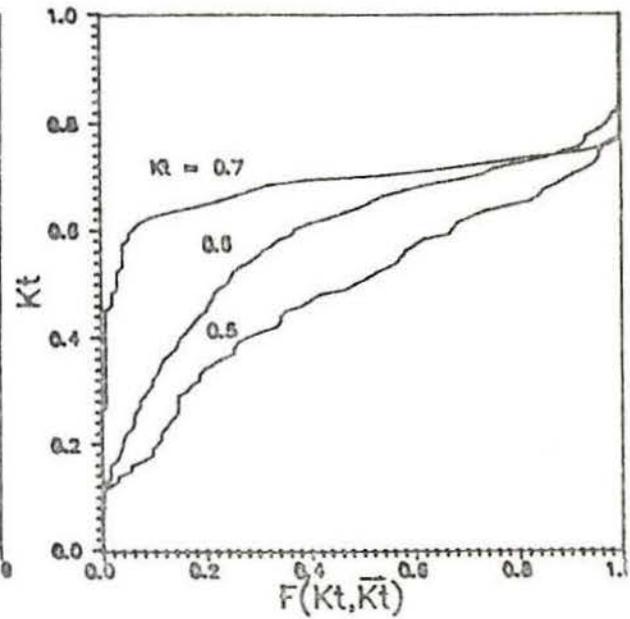
(a)



(b)

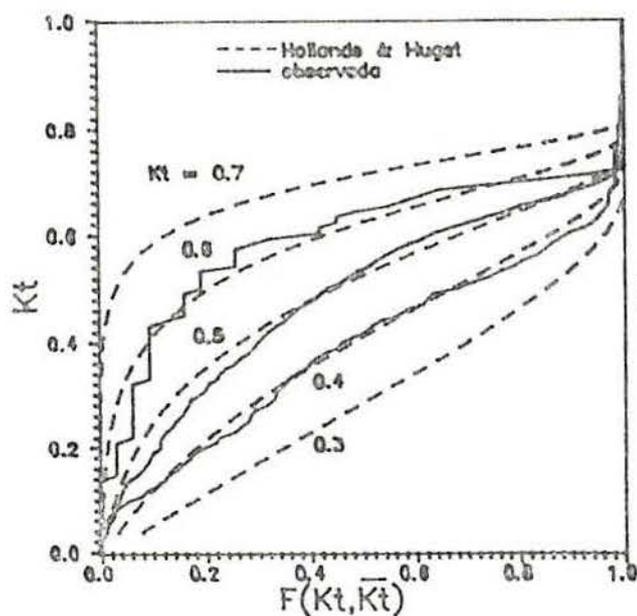


(c)

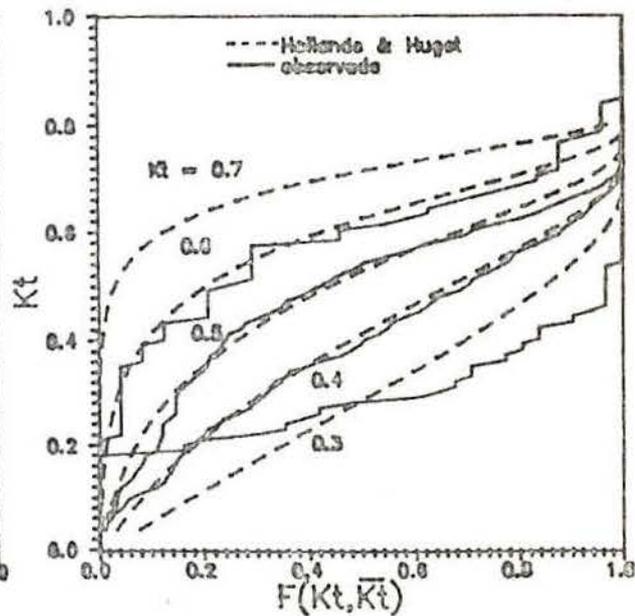


(d)

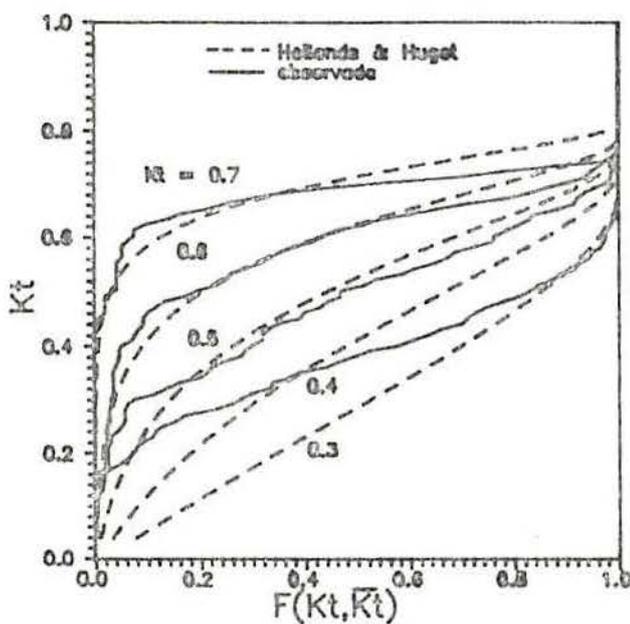
Figura 2.5. Curvas de distribuição acumulada (ou função distribuição) para: (a) Porto Alegre, (b) São Paulo, (c) Brasília e (d) Madrid.



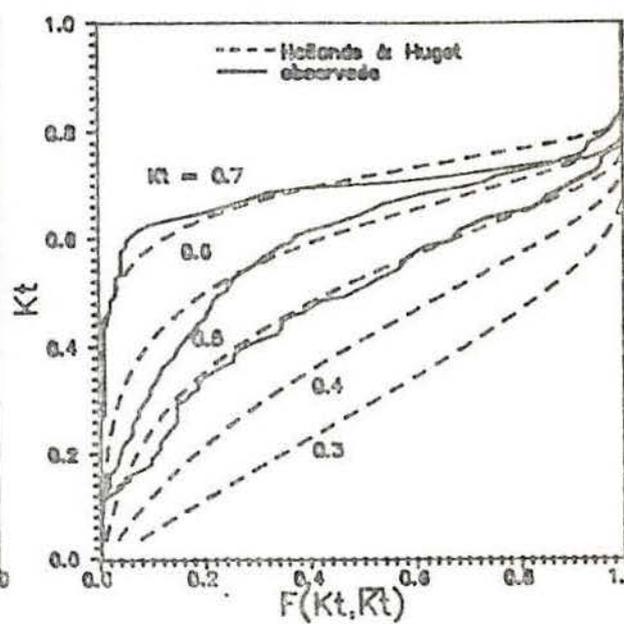
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 2.6. Comparação entre as curvas da função analítica e as curvas das distribuições observadas para: (a) Porto Alegre, (b) São Paulo, (c) Brasília e (d) Madrid.

$$F(0, \bar{Kt}) = 0 \quad (2.9a)$$

e

$$F(Kt_{\max}, \bar{Kt}) = 1 \quad (2.9b)$$

Então, $P(Kt, \bar{Kt})$ necessita satisfazer

$$\int_0^{Kt_{\max}} P(Kt, \bar{Kt}) dKt = 1 \quad (2.10)$$

e pela definição do valor esperado de x :

$$\bar{x} = \int_a^b P(x) x dx$$

tem-se:

$$\int_0^{Kt_{\max}} Kt P(Kt, \bar{Kt}) dKt = \bar{Kt} \quad (2.11)$$

Uma distribuição Gama modificada foi a que melhor ajustou-se aos dados diferenciados da distribuição acumulada da Figura 2.4. Foi proposta então a seguinte equação:

$$P(Kt, \bar{Kt}) = C \frac{(Kt_{\max} - Kt)}{Kt_{\max}} \exp(\lambda Kt) \quad (2.12)$$

onde C e λ são funções de Kt_{\max} e \bar{Kt} . Substituindo a Equação 2.12 na Equação 2.10, obtém-se:

$$C = \lambda^2 Kt_{\max} / (e^{\lambda Kt_{\max}} - 1 - \lambda Kt_{\max}) \quad (2.13)$$

Substituindo 2.13 em 2.12, elimina-se C . Substituindo a expressão resultante para $P(Kt, \bar{Kt})$ em 2.11, obtém-se a relação entre \bar{Kt} e λ :

$$\bar{Kt} = \frac{[(2/\lambda + Kt_{\max}) (1 - e^{-\lambda Kt_{\max}}) + 2 Kt_{\max} e^{-\lambda Kt_{\max}}]}{(e^{-\lambda Kt_{\max}} - 1 - \lambda Kt_{\max})} \quad (2.14)$$

Esta relação implícita pode ser bem ajustada pela seguinte relação :

$$\lambda = \frac{(29 - 17.519 \exp(-1.31189) - 1062 \exp(-5.04269))}{Kt_{\max}} \quad (2.15)$$

onde

$$\vartheta = Kt_{\max} (Kt_{\max} - \bar{Kt}) \quad (2.16)$$

O valor fixado para Kt_{\max} é aquele que permite que a Equação 2.12 ajuste o melhor possível as curvas de Liu e Jordan (Figura 2.4) e é uma constante universal igual a 0.864. No entanto, os melhores resultados foram obtidos com a utilização da expressão :

$$Kt_{\max} = 0.6313 + 0.267 \bar{Kt} - 11.9 (\bar{Kt} - 0.75)^9 \quad (2.17)$$

que faz com que o valor de Kt_{\max} seja uma função do valor de \bar{Kt} .

A equação de $F(Kt, \bar{Kt})$ obtida é :

$$F(Kt, \bar{Kt}) = \frac{C}{Kt_{\max} \lambda \gamma_1} [e^{-\lambda Kt} (1 - \gamma_1 Kt)^{-1}] \quad (2.18)$$

onde

$$\gamma_1 = \lambda / (1 + \lambda Kt_{\max}) \quad (2.19)$$

2.4 O Coeficiente de Autocorrelação

Outro parâmetro estatístico muito importante para a descrição de séries de radiação solar (ou Kt) é o coeficiente de autocorrelação ρ_k . Este parâmetro mede a direção e intensidade da relação estatística entre pares ordenados de observações de duas variáveis aleatórias. É um número adimensional que toma valores entre -1 e +1. Um valor de -1 significa uma perfeita correlação negativa e um valor de +1 uma perfeita autocorrelação positiva. Se $\rho_k = 0$, então não existe correlação.

A equação comumente utilizada para calcular o valor estimado r_k do coeficiente de autocorrelação ρ_k é :

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=1}^N (z_t - \bar{z})^2} \quad (2.20)$$

onde

N é o número de elementos da série

k é o intervalo entre as duas variáveis

z_t e z_{t+k} é a variável no tempo t e $t+k$, respectivamente

\bar{z} é o valor médio da série.

Na Tabela 2.4 estão mostrados os coeficientes de autocorrelação estimados, de primeira e de segunda ordem r_1 e r_2 , obtidos com esta equação, para as 15 localidades deste trabalho.

Tabela 2.4. Valores dos coeficientes de autocorrelação de primeira e de segunda ordem, r_1 e r_2 , para as 15 localidades deste trabalho.

LOCAL	r_1	r_2
SÃO PAULO	0.468	0.198
RIO DE JANEIRO	0.472	0.229
PORTO ALEGRE	0.384	0.150
MANAUS	0.368	0.195
BOA VISTA	0.315	0.174
BRASÍLIA	0.613	0.493
CAROLINA	0.475	0.392
BELÉM	0.503	0.429
SALVADOR	0.397	0.249
CURITIBA	0.454	0.231
BELO HORIZONTE	0.585	0.404
MADRID	0.491	0.340
MURCIA	0.387	0.216
SANTANDER	0.289	0.135
SALAMANCA	0.431	0.292

3. MODELO ARMA OU MÉDIA MÓVEL AUTO REGRESSIVA

3.1 Introdução

O modelo ARMA (Auto Regressive Moving Average) é uma classe de modelo estatístico estável desenvolvido por Box e Jenkins¹².

Este modelo estocástico linear está baseado na idéia de que uma série de tempo⁺ onde os valores sucessivos são altamente dependentes pode ser considerada como se fosse gerada de uma série de "choques" independentes w_t . Estes "choques" são números aleatórios retirados de uma distribuição fixa, geralmente normal e tendo média zero e variância σ_w^2 . Uma tal sequência de variáveis aleatórias $w_t, w_{t-1}, w_{t-2}, \dots$ é chamada de processo de ruído branco. Sua função de autocorrelação ρ_k tem a particularidade que:

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

onde k é o intervalo de tempo entre as duas variáveis.

Este modelo misto é formado pela aglutinação de outros dois modelos, o modelo auto-regressivo e o modelo de média móvel. Antes porém de falar sobre eles, define-se :

$$B z_t = z_{t-1} \quad (3.1)$$

⁺ Série de tempo é uma coleção de observações numéricas arranjadas em ordem natural. Em geral, cada observação está associada com um instante ou intervalo particular de tempo (quase sempre equiespaçados), e é isto que fornece a ordenação.

e

$$B^m z_t = z_{t-m} \quad (3.2)$$

onde

z_t é o valor da variável no tempo t

z_{t-1} é o valor da variável no tempo $t-1$

Aqui, B representa um operador que serve para alterar o subscrito tempo de uma variável.

Também define-se os operadores autoregressivos e de média móvel:

$$\Phi(B) = 1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p \quad (3.3)$$

e

$$\Theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \quad (3.4)$$

3.2 Modelo Auto-Regressivo de Ordem p OU AR(p)

Neste modelo o valor corrente do processo é expresso como um agregado linear finito dos valores prévios do processo e de um choque w_t . Chamaremos $\tilde{z}_t = z_t - \mu$, onde μ é a média da população.

Então pode-se escrever :

$$\tilde{z}_t = \Phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \Phi_2 \tilde{z}_{t-2} + \dots + \Phi_p \tilde{z}_{t-p} + w_t \quad (3.5)$$

onde utiliza-se os símbolos $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$ para o conjunto finito de parâmetros ponderados.

Utilizando a notação (3.1) e (3.2), pode-se escrever:

$$(1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 - \dots - \Phi_p B^p) \tilde{z}_t = w_t \quad (3.6)$$

ou ainda, utilizando o operador auto-regressivo (3.3)

$$\Phi(B) \tilde{z}_t = w_t \quad (3.7)$$

que implica :

$$\tilde{z}_t = (1 / \Phi(B)) w_t \quad (3.8)$$

Este modelo contém $p+2$ parâmetros desconhecidos, μ , Φ_1 , Φ_2 , ..., Φ_p , σ_w^2 , os quais necessitam ser estimados através dos dados conhecidos.

3.3 Modelo da Média Móvel de Ordem q OU MA(q)

Aqui, \tilde{z}_t é linearmente dependente de um número finito q de valores prévios de w .

$$\tilde{z}_t = w_t - \theta_1 w_{t-1} - \theta_2 w_{t-2} - \dots - \theta_q w_{t-q} \quad (3.9)$$

Utilizando o operador de média móvel (3.4), tem-se :

$$\tilde{z}_t = \theta(B) w_t \quad (3.10)$$

Este modelo contém $q+2$ parâmetros desconhecidos, μ , θ_1 , θ_2 , ..., θ_q e σ_w^2 , os quais necessitam ser estimados dos dados conhecidos.

3.4 Modelo Misto Auto-Regressivo Média Móvel de Ordem p, q OU ARMA (p, q)

Este modelo é a aglutinação dos dois modelos anteriores e pode ser escrito da seguinte maneira :

$$\tilde{z}_t = \Phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \dots + \Phi_p \tilde{z}_{t-p} + w_t - \theta_1 w_{t-1} - \dots - \theta_q w_{t-q} \quad (3.11)$$

ou utilizando os operadores (3.3) e (3.4):

$$\Phi(B) \tilde{z}_t = \theta(B) w_t \quad (3.12)$$

Este modelo emprega $p+q+2$ parâmetros desconhecidos.

Na prática, é quase sempre verdade que se pode obter

uma representação adequada das séries de tempo através de qualquer um destes modelos, nos quais ρ e q não sejam maiores que 2 e geralmente menores. O uso do menor número possível de parâmetros para uma representação adequada é conhecido como parcimônia.

Estes modelos descritos são modelos estacionários, os quais assumem que o processo permanece em equilíbrio em torno de um nível médio constante. Ou seja, para um processo ser estritamente estacionário é necessário que a função de distribuição conjunta que descreve o processo seja invariante com respeito ao tempo. Se desloca-se cada variável aleatória z_t, \dots, z_{t+k} em m períodos de tempo, a condição de estacionariedade, em termos de probabilidade conjunta é :

$$P(z_{t+m}, \dots, z_{t+k+m}) = P(z_t, \dots, z_{t+k}) \quad (3.13)$$

Caso a função de distribuição conjunta seja normal, então o processo será fortemente estacionário se sua média e também a variância e covariância sejam constantes no tempo.

Métodos para tornar uma série não estacionária em uma série estacionária podem ser encontrados na bibliografia^{12,38}.

3.5 Procedimento para a Construção do Modelo

O procedimento proposto por Box e Jenkins¹² pode ser dividido em três estágios :

a. Identificação:

A escolha de um ou mais modelos é realizada com a ajuda da função de autocorrelação (Equação 2.20) e da função de autocorrelação parcial.

A função de autocorrelação parcial estimada $\hat{\phi}_{kk}$, onde k é o intervalo de tempo considerado é obtida através da equação

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j} r_j} \quad (3.14)$$

com $\hat{\phi}_{1,1} = r_1$, e

$$\hat{\phi}_{kj} = \hat{\phi}_{k-1,j} - \hat{\phi}_{kk} \hat{\phi}_{k-1,k-j} \quad (3.15)$$

para $k=3,4,\dots$; $j=1,2,\dots,k-1$

Esta função mede como z_t e z_{t+k} estão relacionados, mas considerando os efeitos dos z 's intermediários.

As funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial são então comparadas com as funções teóricas e os modelos escolhidos.

b. Estimativa dos parâmetros:

Neste estágio são estimados os coeficientes do modelo escolhido no estágio anterior. São dois os critérios aconselhados: um, o da máxima probabilidade e o outro os dos mínimos quadrados não lineares. Nenhum desses critérios será abordado neste trabalho e podem ser encontrados nas bibliografias citadas.

c. Checagem:

Neste estágio verifica-se se o modelo é adequado ou não. Caso falhe nos testes, o modelo é rejeitado. Volta-se ao estágio inicial em busca de outro modelo. A natureza iterativa do método faz com que o procedimento seja repetido até encontrar um modelo adequado.

4. PROCESSO DE MARKOV

4.1 Introdução

Neste capítulo se introduzirá brevemente alguns conceitos relativos ao processo de Markov. Para uma melhor visualização do que é o processo em si, se tomará emprestado o exemplo criado por Howard²⁹, que descreve o processo como o comportamento de uma rã num lago com folhas de nenúfares, como o descrito esquematicamente na Figura 4.1.

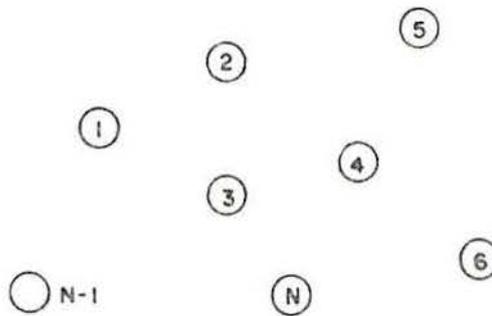


Figura 4.1. Desenho esquemático do lago com folhas de nenúfares.

A rã necessita necessariamente estar localizada numa folha; ela nunca nada na água. Ela tanto pode pular de uma folha a outra como permanecer no mesmo lugar.

Considera-se que o lago possua um número finito de folhas, N . Se n indica o número de saltos realizados pela rã e $s(n)$ o número da folha ocupada após o n ésimo salto, a sequência:

$$s(0), s(1), s(2), \dots, s(n), s(n+1) \quad (4.1)$$

especifica todo o itinerário da rã. Esta sequência é chamada de processo e o estado do processo é o número da folha ocupada pela rã. Os saltos da rã de uma folha a outra representam um processo de transição de estados. A quantidade $s(n)$ representa o estado do processo após a n ésima transição.

A trajetória do processo, como se pode perceber, é aleatória. O comportamento estatístico deste processo poderia ser descrito se se conhecesse a probabilidade condicional para todos os valores de seus argumentos:

$$P\left\{ s(n+1) = j \mid s(n) = i, s(n-1) = k, \dots, s(0) = m \right\} \quad (4.2)$$

onde $1 \leq (i, j, k, \dots, m) \leq N$

Esta é a probabilidade que cada estado será ocupado após a $n+1$ transição, fornecendo a trajetória ou história de como são ocupados os estados no tempo n . Se esta probabilidade condicional pudesse ser especificada arbitrariamente para todo valor de n , então o comportamento do processo poderia ser extremamente complexo.

4.2 A Suposição Markoviana

Esta suposição diz que somente o último estado ocupado pelo processo é relevante na determinação de seu comportamento futuro. Com esta suposição:

$$P\left\{ s(n+1) = j \mid s(n) = i, s(n-1) = k, \dots, s(0) = m \right\}$$

torna-se

$$P\left\{ s(n+1) = j \mid s(n) = i \right\} \quad (4.3)$$

[Assim, a probabilidade de transição de cada estado depende somente do estado presentemente ocupado.]

Como é muito difícil se encontrar sistemas físicos que apresentam tão pouca memória, a questão a colocar é se o modelo de Markov pode ser útil ou não na descrição de tais sistemas.

4.3 Probabilidades de Transição

Para definir um processo de Markov é necessário especificar para cada estado no processo e para cada tempo de transição a probabilidade de fazer a próxima transição para um outro estado, dadas estas condições. Para isto, é necessário especificar a quantidade:

$$P\{s(n+1) = j | s(n) = i\} \quad (4.4)$$

para todo $1 \leq i, j \leq N$, e para $n = 0, 1, 2, \dots$

Definindo-se a probabilidade de transição P_{ij} :

$$P_{ij} = P\{s(n+1) = j | s(n) = i\}, \quad 1 \leq i, j \leq N, \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (4.5)$$

[A probabilidade de transição P_{ij} é a probabilidade que o processo presentemente no estado i ocupará o estado j após a próxima transição. Como cada probabilidade de transição P_{ij} é uma probabilidade, ela necessariamente precisa satisfazer a condição:

$$0 \leq p_{ij} \leq 1, \quad \text{para } 1 \leq i, j \leq N \quad (4.6)$$

Deve-se notar que as probabilidades do mesmo estado ser ocupado após uma transição, isto é, as probabilidades P_{ii} , $i = 1, 2, \dots, N$ não são necessariamente zero. Visto que o processo precisa ocupar um dos N estados após uma transição:

$$\sum_{j=1}^N P_{ij} = 1, \text{ para } i = 1, 2, \dots, N \quad (4.7)$$

As N^2 probabilidades de transição que descrevem um processo de Markov são convenientemente representadas por uma matriz $N \times N$, chamada *matriz de probabilidade de transição* P , com elementos P_{ij} :

$$P = \langle P_{ij} \rangle = \begin{vmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{1N} \\ P_{21} & P_{22} & P_{2N} \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ P_{N1} & P_{N2} & P_{NN} \end{vmatrix} \quad (4.8)$$

As entradas na matriz P necessitam satisfazer as exigências impostas pelas Equações 4.6 e 4.7. A matriz cujos elementos estão na faixa $(0,1)$ e cujas linhas somam à unidade é chamada de *matriz estocástica*.

4.4 Exemplo de Utilização

As cadeias de Markov são amplamente utilizadas para a geração de sequências de dias de chuva. Utiliza-se uma matriz de transição de dois estados. Este modelo envolve o cálculo de duas probabilidades condicionais: α , a probabilidade de ter-se um dia chuvoso após um dia seco e β , a probabilidade de ter-se um dia seco após um dia chuvoso. A matriz de transição de dois estados para esta combinação de probabilidades fica então :

		estado futuro	
		seco	chuvoso
estado presente	seco	$1-\alpha$	α
	chuvoso	β	$1-\beta$

As sequências geradas desta maneira concordam perfeitamente com as sequências observadas, de acordo com Gabriel e Neumann²².

Outras aplicações, como a geração de séries hidrológicas, podem ser encontradas em Yevjevich⁴².

5. GERAÇÃO SINTÉTICA DE SÉRIES DE RADIAÇÃO SOLAR

5.1 Modelo ARMA com Mapeamento Gaussiano

Conforme já foi salientado no capítulo 1, não é possível a aplicação direta sobre K_t da metodologia ARMA, uma vez que esta só deve ser aplicada em variáveis Gaussianas estacionárias, pois do contrário produziriam variáveis com distribuição distinta das séries originais.

Uma solução encontrada foi a de transformar K_t em uma nova variável com uma distribuição Gaussiana. No entanto, como a distribuição dos valores de K_t é uma função do seu valor médio mensal \bar{K}_t , não é possível utilizar-se as técnicas convencionais de transformação pois estas necessitam que os parâmetros sejam determinados iterativamente para cada mês e para cada localidade, impossibilitando que se obtenha um modelo universal válido para qualquer parte do mundo. Isto pode ser conseguido incorporando-se a distribuição de Liu e Jordan que possibilitaria que um usuário, de qualquer parte, pudesse produzir as sequências de K_t conhecendo somente os valores de \bar{K}_t .

Assim, as séries produzidas teriam a variação mensal e a distribuição de probabilidades corretas e também manteriam a relação entre os eventos diários.

5.1.1 O Mapeamento Gaussiano

Para corrigir a não-estacionariedade e o caráter não-Gaussiano das séries de K_t , transforma-se K_t numa nova variável aleatória Gaussiana χ com estatísticas que são invariantes, isto é, possuem a mesma média e a mesma variância

para todos os meses. Se f_j representa a função de transformação mensal desconhecida que mapeia Kt numa variável Gaussiana χ , então :

$$f_j(K_t) = \chi \quad (5.1)$$

O mapeamento entre χ e Kt e vice-versa tem de garantir que suas respectivas probabilidades marginais não sejam alteradas. Este mapeamento é feito com a utilização de uma transformação integral, assim definida (ver Referências 10 e 21): seja x uma variável aleatória tendo uma distribuição de probabilidade contínua em R_x , com função densidade de probabilidade $P(x)$ e função distribuição $F(x)$. A transformação integral:

$$y = F(x) = \int_{-\infty}^x P(x) dx \quad (5.2)$$

mapeia R_x no intervalo $(0,1)$, isto é, a variável aleatória y é uniformemente distribuída no intervalo $(0,1)$ para qualquer valor de x .

Se $g(z)$ representa a distribuição Gaussiana padrão (média zero e desvio padrão unitário) e $P(Kt, \bar{Kt})$ a função densidade de probabilidade de Kt , obtém-se as seguintes transformações:

$$u = \int_{-\infty}^{\chi} g(z) dz = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\chi} e^{-z^2/2} dz = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\chi}{\sqrt{2}} \right) \right] \quad (5.3)$$

e

$$v = \int_{Kt_{\min}}^{Kt_{\max}} P(Kt, \bar{Kt}) dKt = F(Kt, \bar{Kt}) \quad (5.4)$$

onde u é a função distribuição de χ e v a função distribuição de Kt e $\operatorname{erf}(x)$ é a função erro e $x = \chi / \sqrt{2}$.

Variáveis aleatórias que são transformadas por suas funções de distribuição fornecem sempre uma variável transformada que é uniformemente distribuída em (0,1). Assim, tanto u como v são uniformemente distribuídos no intervalo (0,1). Como u e v possuem a mesma função distribuição e a transformação procurada exige que as probabilidades acumuladas sejam mantidas, então u necessita ser igual a v . Então, a função de transformação f_j fica :

$$\frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{\chi}{\sqrt{2}} \right) \right] = F(Kt, \overline{Kt}) \quad (5.5)$$

onde

$F(Kt, \overline{Kt})$ é a função distribuição de Kt .

Resolvendo a Equação 5.5 para χ , tem-se :

$$\chi = \sqrt{2} \operatorname{erf}^{-1} \left\{ 2F(Kt, \overline{Kt}) - 1 \right\} = f_j(Kt) \quad (5.6)$$

A função distribuição $F(Kt, \overline{Kt})$ pode ser obtida dos dados observados ou analiticamente, conforme foi demonstrado no capítulo 2, pela Equação 2.18.

5.1.2 Construção do Modelo

A equação geral para um processo ARMA (p,q) é :

$$\chi(n) = \sum_{t=1}^p \phi_t \chi(n-t) + w(n) - \sum_{t=1}^q \theta_t w(n-t) \quad (5.7)$$

onde

n e $n-t$ são números de dias, $n-t$ sendo t dias precedentes ao dia n

$\chi(n)$ é o valor de χ no dia n

$w(n)$ é o valor no dia n de um número aleatório retirado de um conjunto de números com distribuição normal de média zero e variância σ_v^2 .

Os parâmetros $\Phi_t(t=1,2,\dots,p)$ e $\theta_t(t=1,2,\dots,q)$ são chamados parâmetros autoregressivos e de média-móvel, respectivamente.

A construção do modelo segue o procedimento aconselhado por Box e Jenkins.

a. Identificação:

Este passo destina-se a determinar a classe do modelo, isto é, os valores de p e q para as equações que representam o processo real. As principais ferramentas para a identificação são as funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial. Comparando estas funções para as séries da variável x obtidas pela transformação das séries de Kt observadas com as funções teóricas, Grahnan et alii²⁵ mostraram que o modelo ARMA(1,0) descreve perfeitamente o processo real.

b. Estimativa dos parâmetros:

Aqui, utilizando o critério da máxima probabilidade ou dos mínimos quadrados, estima-se os valores dos parâmetros do modelo escolhido e verifica-se suas significâncias. No mesmo trabalho de Grahnan et alii, o valor do parâmetro autoregressivo de primeira ordem, Φ_1 , mostrou ser bem significativo, acima de 15 vezes seu erro padrão. Isto fortaleceu a escolha do modelo ARMA(1,0) como o mais adequado, para todas as localidades testadas.

c. Checagem:

Após a utilização do modelo escolhido, testa-se os resíduos $\hat{w}(n)$ para verificar sua independência e normalidade, através das funções de autocorrelação e de autocorrelação

parcial. Se os resíduos são brancos (independentes), as autocorrelações estimadas terão um erro padrão de $1/\sqrt{N}$.

5.1.3 Validação do Modelo

Satisfeitos todos os requisitos, conclui-se que um modelo ARMA(1,0) seria adequado para a representação do processo real. Este modelo pode ser representado por :

$$\chi(n) = \bar{\phi}_1 \chi(n-1) + w(n) \quad (5.8)$$

A variância do ruído, σ_v^2 , não é uma quantidade independente pois está relacionada com a variância de χ :

$$\sigma_\chi^2 = \frac{\sigma_v^2}{1 - \bar{\phi}_1^2} \quad (5.9)$$

Como foi assumido que a distribuição Gaussiana de χ tem uma média igual a zero e variância unitária, tem-se :

$$\sigma_v^2 = 1 - \bar{\phi}_1^2 \quad (5.10)$$

Os valores numéricos exatos dos coeficientes das funções de autocorrelação e de autocorrelação parcial teóricas de um modelo ARMA(1,0) são determinadas pelo valor de $\bar{\phi}_1$. Para o intervalo 1, tanto o coeficiente de autocorrelação, ρ_1 , como o coeficiente de autocorrelação parcial, $\bar{\phi}_{11}$, são iguais a $\bar{\phi}_1$. O valor deste coeficiente pode ser estimado, sem introduzir-se um erro muito grande, pelo coeficiente de autocorrelação da amostra, r_1 . Este procedimento será utilizado neste trabalho visto que o objetivo é a sintetização de séries de radiação solar utilizando-se como parâmetros de entrada somente os valores de \bar{K}_t e de $\bar{\phi}_1$.

Os números aleatórios que serão utilizados na Equação 5.8 para a sintetização das sequências de χ serão gerados pelo método de Box-Muller, obtido de Press³⁹, o qual transforma um número aleatório uniformemente distribuído em um

número aleatório com distribuição normal de média zero e variância σ_v^2 .

O valor de $\chi(1)$ necessário para inicializar o processo é obtido gerando-se um número aleatório entre zero e um. A função distribuição $F(Kt, \bar{Kt})$ empregada para fazer o mapeamento foi a de Hollands e Hugot (Equação 2.18) com Kt_{\max} fornecido pela Equação 2.17. O processo utilizado foi :

$$F(Kt, \bar{Kt}) = \left[\frac{1}{2} + \frac{1}{2} \operatorname{erf} \left(\frac{\Phi_1 \chi^{(n-1)} + w(n)}{\sqrt{2}} \right) \right] \quad (5.11)$$

A função erro:

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (5.12)$$

pode ser calculada utilizando-se a função Gama incompleta $P(a, x)$, pois estão relacionadas da seguinte maneira:

$$\operatorname{erf}(x) = P\left(\frac{1}{2}, x^2\right), \quad x \geq 0 \quad (5.13)$$

O algoritmo utilizado para calculá-la foi obtido de Press et alii³⁹.

Com este procedimento sintetizou-se, para cada uma das quatro localidades, duas séries de 9 anos, ou 3285 dias cada, sendo que uma utiliza como dados de entrada \bar{Kt} e $\Phi_1 = r_1$, isto é, o parâmetro autoregressivo sendo igual ao coeficiente de autocorrelação do intervalo 1 para cada localidade, e a outra utiliza $\Phi_1 = 0.442$, o valor médio de r_1 obtido da Tabela 2.4.

5.3 Método das Matrizes de Transição de Markov

No modelo ARMA, as previsões foram baseadas em valores passados de Kt , onde os ruídos w eram independentes do valor de Kt ou do tempo.

Pode-se introduzir uma considerável melhoria ao assumir que a distribuição de probabilidade de w é uma função dos valores locais de Kt .

A representação mais simples deste modelo é a de um processo de Markov, onde a probabilidade de um certo valor de Kt passar do estado i para o estado j é dada pela função de transição P_{ij} . Esta probabilidade de transição depende somente do presente estado i e não dos estados anteriores.

Observando-se os dados de radiação solar de várias localidades constatou-se que o valor diário da radiação solar mostra uma correlação significativa somente com o valor da radiação solar imediatamente precedente na sequência.

Esta observação conduz à escolha de um processo de Markov de primeira ordem, e a forma mais simples da função P_{ij} é a de uma Matriz de Transição de Markov, onde cada elemento de tais matrizes representam a probabilidade de um valor de Kt mudar do estado i para o estado j .

Um outro fato muito importante observado nos dados de radiação solar é que a função distribuição de qualquer período tem uma forma associada somente com o valor médio de Kt para aquele período, como já foi mostrado no capítulo 2.

Esta observação conduz à derivação de uma biblioteca de matrizes, cada uma correspondendo a um intervalo estreito de valores médios mensais de Kt , e que são derivadas usando-se os dados observados disponíveis. Estas matrizes podem, então, ser usadas para gerar sequências de valores de radiação para qualquer local.

A aproximação desejada consiste de:

a. Reter a correlação observada entre os valores da radiação em dias adjacentes.

b. Dividir a amplitude dos valores de Kt para o período em observação em n intervalos iguais (estados) e avaliar a probabilidade P_{ij} de que, se Kt tem um certo valor num dia, correspondente ao estado i , no dia seguinte terá um valor correspondente ao estado j . Desta maneira, é gerada uma

matriz quadrada ($n \times n$) chamada de Matriz de Transição de Markov (MTM), já que ela contém implicitamente a memória do que acontece no intervalo de tempo de um dia e descreve qual a probabilidade de acontecer qualquer transição de um valor para o próximo. [Como o valor da radiação precisa estar necessariamente em um dos estados possíveis no próximo dia, é preciso que, para cada linha da matriz $\sum_j P_{ij} = 1.$]

5.3.1 Construção das Matrizes

Partindo-se de dados observados disponíveis, para a obtenção de uma matriz (com n estados), procede-se da seguinte maneira:

- a. Os estados são numerados de 1 até n .
- b. Cada valor na sequência é colocado em seu estado e é obtida então uma sequência de estados como, por exemplo, (4,7,3,6,5,...).
- c. São formados pares ordenados, tais como (4,7), (7,3), (3,6), (6,5), etc, tomando-se todos os pares contíguos de estados.
- d. Cada par é um evento que é adicionado a todos os outros eventos iguais em cada posição da matriz, produzindo um histograma bidimensional, normalizado à unidade para cada linha, dividindo-se pelo número total de eventos na linha.

5.3.2 Matrizes Mensais e Biblioteca de Matrizes

É útil notar que o estado estacionário de uma MTM ($n \times n$) é um vetor cujos componentes são n valores discretos da função distribuição correspondente ao período associado.

Outra observação básica é que a forma da função

distribuição para um período tal como um mês parece ser idêntica para todos os meses tendo o mesmo \bar{K}_t . Visto que esta função distribuição é o estado estacionário de uma MTM mensal, parece razoável esperar que para cada valor de \bar{K}_t corresponda uma e somente uma MTM mensal.

Com os dados disponíveis (ver Anexo I) construiu-se quatro conjuntos de MTM com diferentes classes e diferentes intervalos de \bar{K}_t . Também utilizou-se para comparação o conjunto de matrizes obtidos da Referência 1. A descrição de cada um destes conjuntos é dada a seguir:

a. MTM-1:

Foram definidas 20 classes de \bar{K}_t (20 matrizes 10x10) da seguinte maneira: uma para $\bar{K}_t \leq 0.30$, uma para o intervalo $0.30 \leq \bar{K}_t \leq 0.34$, dezesseis classes com intervalos de 0.02 entre $0.34 < \bar{K}_t \leq 0.66$, uma para o intervalo $0.66 < \bar{K}_t \leq 0.70$ e a última para o intervalo $\bar{K}_t > 0.70$.

b. MTM-2:

Construídas com 10 classes de \bar{K}_t (10 matrizes 10x10), sendo que os intervalos possuem iguais probabilidades, isto é, a área sob a função densidade de probabilidade foi dividida em 10 partes iguais, resultando os seguintes intervalos: $\bar{K}_t \leq 0.25$, 0.35, 0.43, 0.49, 0.53, 0.58, 0.62, 0.66, 0.70 e $\bar{K}_t > 0.70$.

c. MTM-3:

Constituída por 10 classes (10 matrizes 10x10) obtidas da Referência 1, construída com os dados das seguintes localidades: Lisboa, Portugal (1975-77), Faro, Portugal (1972-73), Bragança, Portugal (1977-79), Ponta Delgada, Ilhas Açores (1976, 78 e 79), Porto Santo, Ilha Madeira (1976-78), Polana, Moçambique (1965-70), Trappes, França (1972-73), Carpentras, França (1972-73) e Macau (1976-78). As 10 classes de \bar{K}_t foram definidas da seguinte maneira: uma para $\bar{K}_t \leq 0.30$, oito classes com intervalo de 0.05 entre 0.30 e 0.70, e a última para $\bar{K}_t > 0.70$.

d. MTM-4:

Construída com 20 classes (20 matrizes 10×10), da mesma maneira que a MTM-2, isto é, com intervalos de Kt com iguais probabilidades, resultando: $\bar{Kt} \leq 0.24, 0.29, 0.34, 0.37, 0.41, 0.44, 0.47, 0.49, 0.51, 0.53, 0.56, 0.58, 0.59, 0.61, 0.63, 0.65, 0.67, 0.68, 0.70$ e a última com $\bar{Kt} > 0.70$.

e. MTM-5:

Construída com os mesmos intervalos utilizadas para a obtenção das matrizes MTM-3, isto é, 10 classes (10 matrizes 10×10) com os mesmos intervalos de \bar{Kt} .

O valor mínimo e máximo de Kt para cada classe e para os diferentes conjuntos de matrizes estão apresentados nas Tabela 5.1.

A listagem completa dos conjuntos de matrizes encontra-se no Anexo II.

5.3.3 Geração das Sequências de Radiação Solar

O procedimento de geração das sequências de radiação solar a partir das Matrizes de Transição de Markov é descrito a seguir. Os únicos parâmetros necessários são os valores médios mensais de Kt , ou seja \bar{Kt} .

a. Seleciona-se uma MTM em função do valor de \bar{Kt} , com seus valores associados de Kt_{\min} e Kt_{\max} .

b. O estado i é escolhido tomando-se no começo de cada mês o valor de Kt do último dia do mês anterior, Kt^* (exceto para o primeiro dia do primeiro mês, para o qual um dia com o valor médio do último mês é tomado como partida) e portanto, uma linha na matriz. Este estado é obtido verificando-se em que intervalo $h = (Kt_{\max} - Kt_{\min})/n$ se encontra o valor de Kt^* .

c. Gera-se um número aleatório R entre 0 e 1, distribuído

Tabela 5.1. Valores de Kt_{\min} e Kt_{\max} em cada classe.

CLASSES	MTM-1		MTM-2		MTM-3		MTM-4		MTM-5	
	Kt_{\min}	Kt_{\max}								
1	0.0158	0.7873	0.1110	0.7573	0.0310	0.7050	0.1119	0.7573	0.0160	0.7573
2	0.0142	0.7808	0.0142	0.7808	0.0590	0.8040	0.0410	0.7280	0.0142	0.7808
3	0.0345	0.8327	2.42e-4	0.8533	0.0510	0.7530	0.0142	0.7810	0.0250	0.8533
4	0.0252	0.8228	0.0184	0.8510	0.0520	0.7530	0.0270	0.8530	2.42e-4	0.8530
5	0.0270	0.8404	0.0187	0.8431	0.0280	0.8070	2.42e-4	0.8533	0.0160	0.8300
6	2.42e-4	0.8533	0.0247	0.8559	0.0530	0.8560	0.0353	0.8618	0.0247	0.8430
7	0.0355	0.8518	0.0509	0.8521	0.0440	0.8160	0.0184	0.8519	0.0270	0.8500
8	0.0184	0.8510	0.0412	0.8520	0.0650	0.8460	0.0288	0.8280	0.0412	0.8520
9	0.0288	0.7935	0.0434	0.8528	0.0100	0.8420	0.0187	0.8359	0.0434	0.8528
10	0.0187	0.8359	0.0404	0.8593	0.3100	0.8550	0.0319	0.8431	0.0404	0.8593
11	0.0319	0.8371	—	—	—	—	0.0247	0.8444	—	—
12	0.0308	0.8431	—	—	—	—	0.0270	0.8559	—	—
13	0.0247	0.8444	—	—	—	—	0.0508	0.8280	—	—
14	0.0278	0.8559	—	—	—	—	0.0530	0.8400	—	—
15	0.0508	0.8428	—	—	—	—	0.0680	0.8521	—	—
16	0.0727	0.8521	—	—	—	—	0.0412	0.8590	—	—
17	0.0412	0.8500	—	—	—	—	0.0720	0.8470	—	—
18	0.0172	0.8279	—	—	—	—	0.0870	0.7800	—	—
19	0.0434	0.8528	—	—	—	—	0.0434	0.8528	—	—
20	0.0404	0.8593	—	—	—	—	0.0404	0.8593	—	—

uniformemente.

d. Os elementos $P_{i_1}, P_{i_2}, \dots, P_{i_j}$ são somados até que sua soma seja maior que R , determinando-se j , o próximo estado de Kt , isto é, o estado no qual Kt estará no próximo dia. A maneira mais simples de encontrar o novo valor de Kt consiste em atribuir-lhe o valor médio do intervalo correspondente ao estado j . Uma outra maneira seria fazendo uma interpolação linear dentro do intervalo.

e. O segundo dia da sequência pertence, então, ao estado j . Repete-se os passos c e d.

Desta maneira gera-se uma série de Kt com 31 valores. O procedimento é repetido para os 12 meses do ano e para os k anos necessários.

Como o valor médio de Kt de uma sequência gerada pode desviar-se um pouco do \bar{Kt} usado como entrada, devido principalmente ao pequeno tamanho da sequência, pode-se gerar várias sequências mensais até que a média destas esteja tão

próxima ao valor de \bar{Kt} quanto de deseje, tipicamente dentro de um limite tal como $|\bar{Kt}(\text{observado}) - \bar{Kt}(\text{simulado})| \leq 0.01$, critério este utilizado neste trabalho.

5.4 Comparação dos Resultados

5.4.1 Análise Estatística Básica

Os principais parâmetros estatísticos utilizados para a comparação entre as séries sintéticas e as séries observadas são: média aritmética, mediana (Q_2), desvio padrão (s), primeiro quartil (Q_1), terceiro quartil (Q_3), desvio quartílico (Q), coeficientes de assimetria (g_1) e curtose (g_2), Kt mínimo (Kt_{\min}) e Kt máximo (Kt_{\max}).

Estes parâmetros podem ser vistos nas Tabelas 5.2 a 5.5 para os quatro locais utilizados para a simulação das séries. A análise destes valores pode ser facilitada com a ajuda das Figuras 5.1 a 5.4, os polígonos de frequências das seqüências sintetizadas comparadas com as observadas. Uma análise destas tabelas permite chegar-se as seguintes conclusões:

- a. As médias de todas as séries sintéticas são aproximadamente iguais as das séries reais, pois são conseguidas artificialmente como já foi comentado na seção 5.3.3.
- b. Os parâmetros mediana, desvio padrão, primeiro e segundo quartil e desvio padrão não mostram diferenças significativas entre as séries, exceção da série MTM-5 para Madrid.
- c. Da mesma maneira, os coeficientes de assimetria não mostram diferenças significativas, com exceção das séries sintetizadas com as MTM para São Paulo, GRAHAN-1 para Brasília e MTM-5 para Madrid. Os coeficientes de curtose mostram alguma diferença para Brasília e Madrid em relação as suas séries sintéticas, principalmente em relação as séries geradas utilizando-se o modelo ARMA (GRAHAN-1 e GRAHAN-2).

Tabela 5.2 Comparação dos parâmetros estatísticos entre as séries sintetizadas e a série observada para Porto Alegre.

PROCESSO	MEDIA	MEDIANA Q_2	DESVIO PADRÃO	Q_1	Q_3	q	ASSIMETRIA G_1	CURTOSSE G_2	Kt_{min}	Kt_{max}
REAL	0.450	0.527	0.1837	0.3484	0.6343	0.1429	-0.6434	-0.6748	0.0142	0.8000
GRAHAM-1	0.474	0.511	0.1809	0.3370	0.6100	0.1208	-0.6433	-0.4117	1.07e-3	0.7709
GRAHAM-2	0.471	0.503	0.1763	0.3522	0.6107	0.1203	-0.6437	-0.3788	1.00e-3	0.7073
MTH-1	0.470	0.498	0.1887	0.3340	0.6031	0.1240	-0.4748	-0.5344	0.0218	0.8423
MTH-2	0.470	0.498	0.1707	0.3507	0.6054	0.1274	-0.4418	-0.5882	1.92e-3	0.8459
MTH-3	0.470	0.498	0.1719	0.3474	0.6049	0.1288	-0.4001	-0.5008	0.0288	0.8453
MTH-4	0.471	0.498	0.1673	0.3582	0.5988	0.1209	-0.5015	-0.4770	0.0182	0.9302
MTH-5	0.471	0.498	0.1703	0.3573	0.6051	0.1238	-0.4763	-0.5008	3.29e-3	0.8402

Tabela 5.3. Comparação dos parâmetros estatísticos entre as séries sintetizadas e a série observada para São Paulo.

PROCESSO	MEDIA	MEDIANA Q_2	DESVIO PADRÃO	Q_1	Q_3	q	ASSIMETRIA G_1	CURTOSSE G_2	Kt_{min}	Kt_{max}
REAL	0.433	0.498	0.1734	0.3014	0.5789	0.1337	-0.4238	-0.6724	0.0252	0.8403
GRAHAM-1	0.434	0.498	0.1849	0.3109	0.5833	0.1363	-0.5129	-0.6429	1.94e-3	0.7483
GRAHAM-2	0.434	0.457	0.1828	0.3033	0.5818	0.1302	-0.4278	-0.7009	1.18e-3	0.7501
MTH-1	0.438	0.452	0.1859	0.3100	0.5843	0.1227	-0.3009	-0.6422	0.0190	0.8509
MTH-2	0.438	0.458	0.1717	0.3088	0.5733	0.1334	-0.3224	-0.7083	1.35e-3	0.8254
MTH-3	0.436	0.450	0.1661	0.3104	0.5721	0.1300	-0.2724	-0.7745	0.0237	0.7993
MTH-4	0.435	0.458	0.1691	0.3122	0.5884	0.1281	-0.3559	-0.6838	7.77e-3	0.8053
MTH-5	0.437	0.454	0.1685	0.3121	0.5800	0.1283	-0.2942	-0.6900	3.97e-3	0.8578

d. É em relação ao valor máximo de Kt que se encontram as maiores diferenças. As séries geradas com o modelo ARMA sempre mostram Kt_{max} inferiores aos das séries reais e das séries geradas pelo modelo das Matrizes de Transição de Markov. Isto se deve ao fato de ter-se utilizado a Equação 2.17 para calcular o valor de Kt_{max} . Os valores obtidos com o uso desta equação, apesar de ajustarem melhor as curvas da função distribuição, são inferiores aos valores esperados. A alternativa de utilizar um valor de $Kt_{max} = 0.864$ alteraria significativamente a forma da função distribuição, sendo portanto desprezada.

Tabela 5.4. Comparação dos parâmetros estatísticos entre as séries sintetizadas e a série observada para Brasília.

PROCESSO	MEDIA	MEDIANA Q_2	DESVIO PADRÃO	Q_1	Q_3	Q	ASSIMETRIA g_1	CURTOSSE g_2	Kl_{min}	Kl_{max}
REAL	0.529	0.538	0.1549	0.4169	0.6601	0.1215	-0.5512	-0.5100	0.0643	0.8500
GRAHAN-1	0.529	0.537	0.1733	0.4223	0.6328	0.1201	-0.8453	0.1308	4.69e-3	0.7073
GRAHAN-2	0.524	0.534	0.1789	0.4130	0.6651	0.1291	-0.7782	-0.1065	1.83e-3	0.8012
KTH-1	0.527	0.535	0.1714	0.4204	0.6508	0.1152	-0.7720	-0.0435	0.0201	0.8482
KTH-2	0.527	0.538	0.1702	0.4235	0.6509	0.1167	-0.7184	-0.1137	0.0109	0.8019
KTH-3	0.529	0.539	0.1694	0.4175	0.6381	0.1203	-0.6253	-0.2093	0.0350	0.8473
KTH-4	0.529	0.532	0.1701	0.4291	0.6307	0.1138	-0.7515	-0.0803	0.0188	0.8544
KTH-5	0.529	0.531	0.1701	0.4172	0.6548	0.1189	-0.7137	-0.1837	4.78e-3	0.8018

Tabela 5.5. Comparação dos parâmetros estatísticos entre as séries sintetizadas e a série observada para Madrid.

PROCESSO	MEDIA	MEDIANA Q_2	DESVIO PADRÃO	Q_1	Q_3	Q	ASSIMETRIA g_1	CURTOSSE g_2	Kl_{min}	Kl_{max}
REAL	0.575	0.641	0.1779	0.4819	0.7153	0.1169	-1.0149	0.1151	0.0378	0.8504
GRAHAN-1	0.578	0.617	0.1507	0.5040	0.6039	0.0939	-1.1800	1.2092	1.71e-3	0.8060
GRAHAN-2	0.575	0.617	0.1611	0.4671	0.6638	0.1009	-1.0029	0.8152	2.58e-3	0.8038
KTH-1	0.578	0.615	0.1559	0.4802	0.6692	0.1000	-0.9703	0.5002	0.0228	0.8579
KTH-2	0.574	0.615	0.1583	0.4671	0.6683	0.1007	-0.9518	0.5066	0.0213	0.8531
KTH-3	0.577	0.620	0.1608	0.4818	0.6942	0.1062	-0.9475	0.3177	0.0307	0.8444
KTH-4	0.578	0.612	0.1529	0.5005	0.6844	0.0919	-1.0309	0.7299	0.0290	0.8425
KTH-5	0.591	0.591	0.1623	0.4608	0.6254	0.1128	-0.7004	-0.1245	1.37e-3	0.8211

5.4.2 Coeficientes de Autocorrelação

Nas Tabelas 5.6 e 5.7 são mostrados os valores dos coeficientes de autocorrelação de primeira e segunda ordem, r_1 e r_2 respectivamente.

Para a simulação das séries sintéticas GRAHAN-1 são utilizados como dados de entrada os valores locais de r_1 e para GRAHAN-2 um valor médio de $r_1=0.442$.

A utilização do coeficiente de autocorrelação local

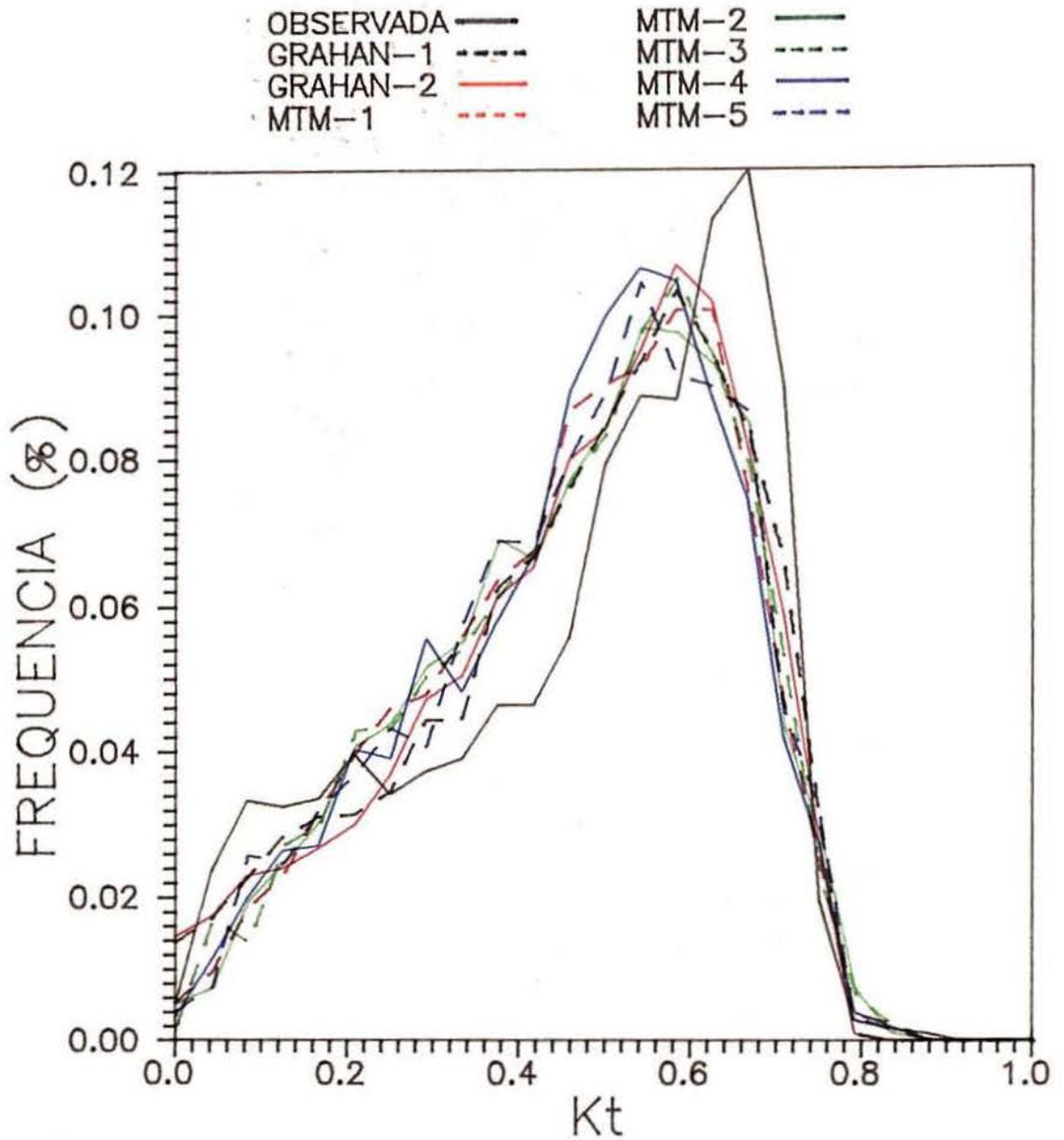


Figura 5.1. Polígono de frequências da sequência observada e das sequências sintetizadas para Porto Alegre.

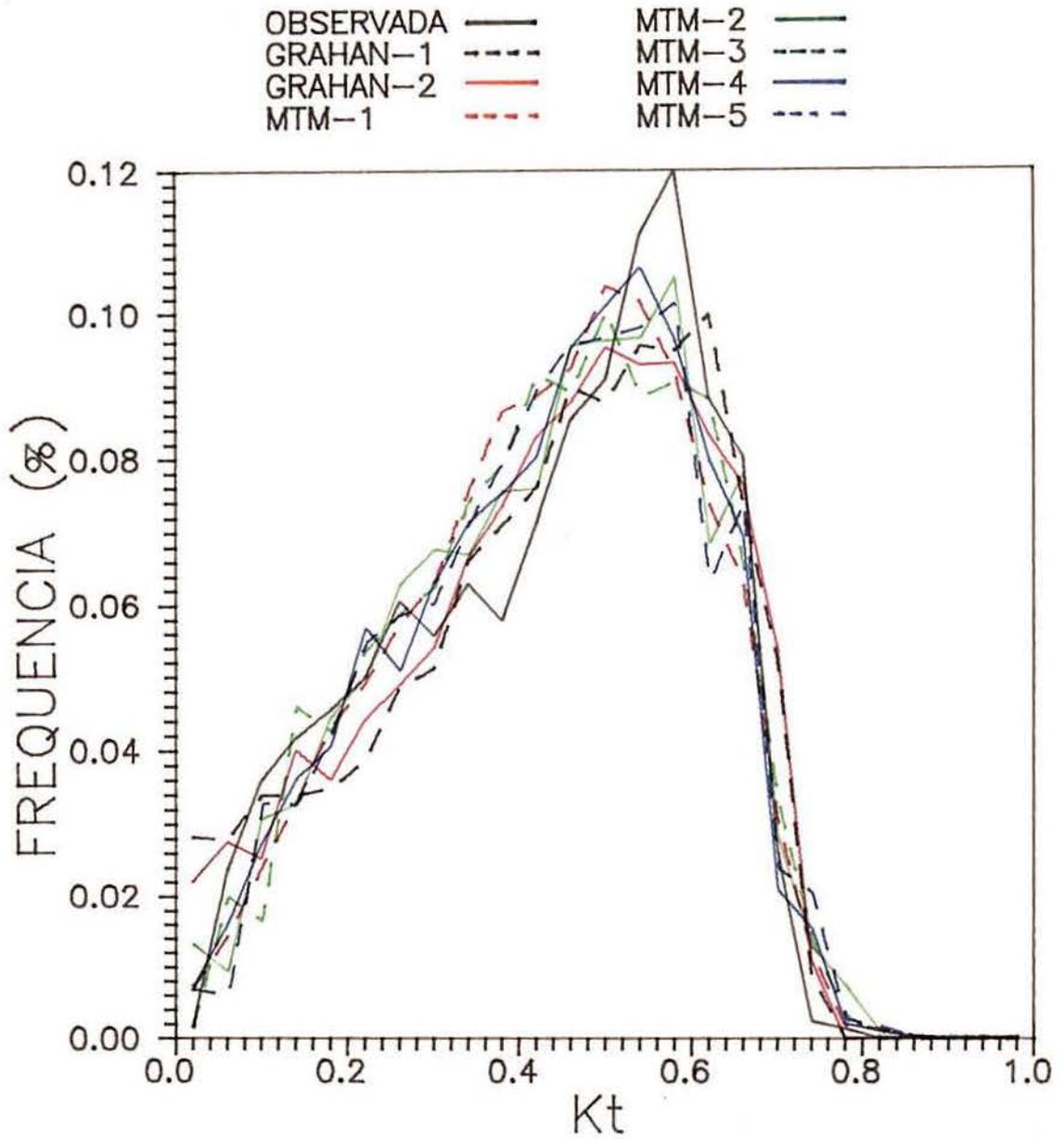


Figura 5.2. Polígono de frequências da sequência observada e das sequências sintetizadas para São Paulo.

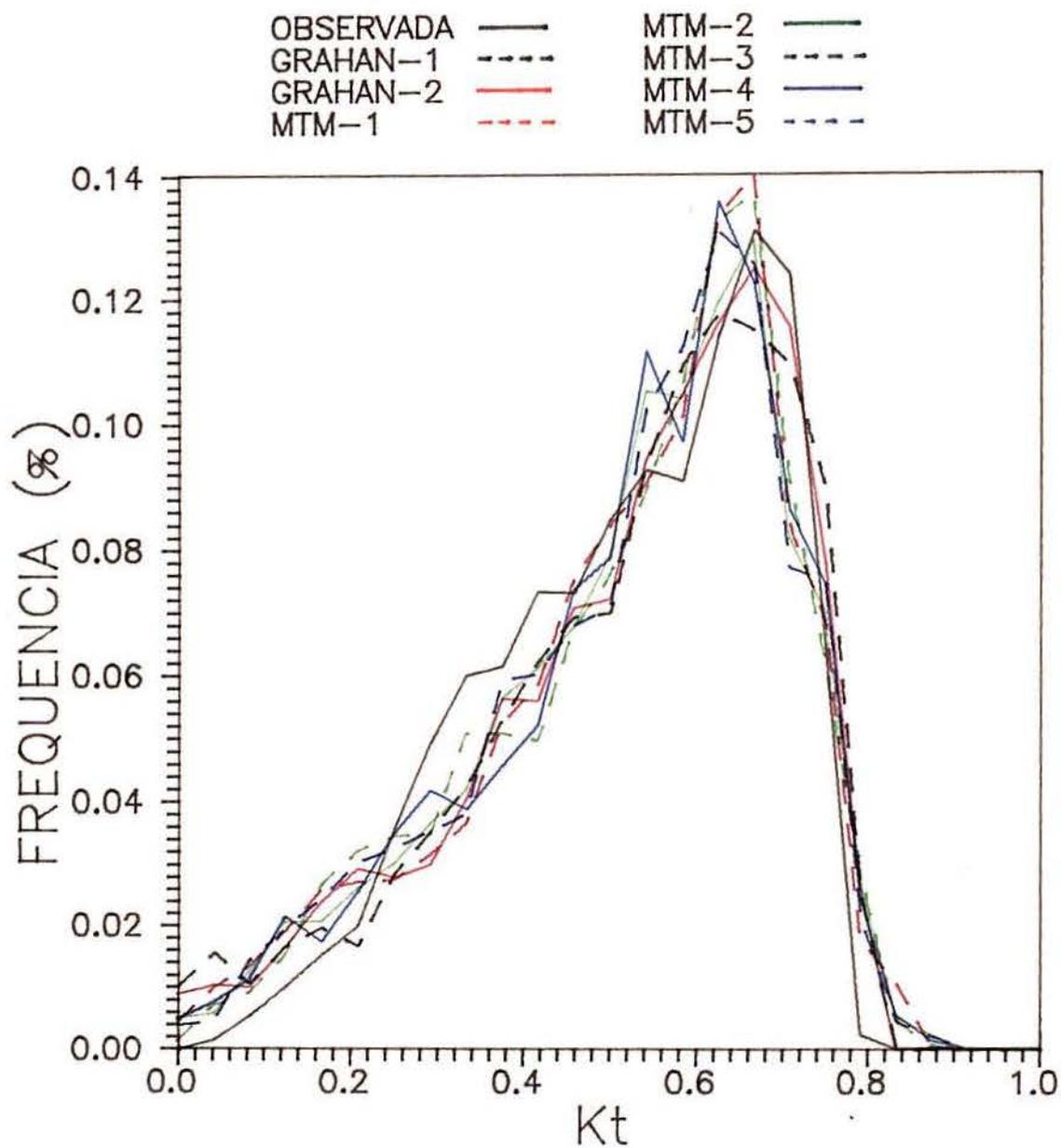


Figura 5.3. Polígono de frequências da sequência observada e das sequências sintetizadas para Brasília.

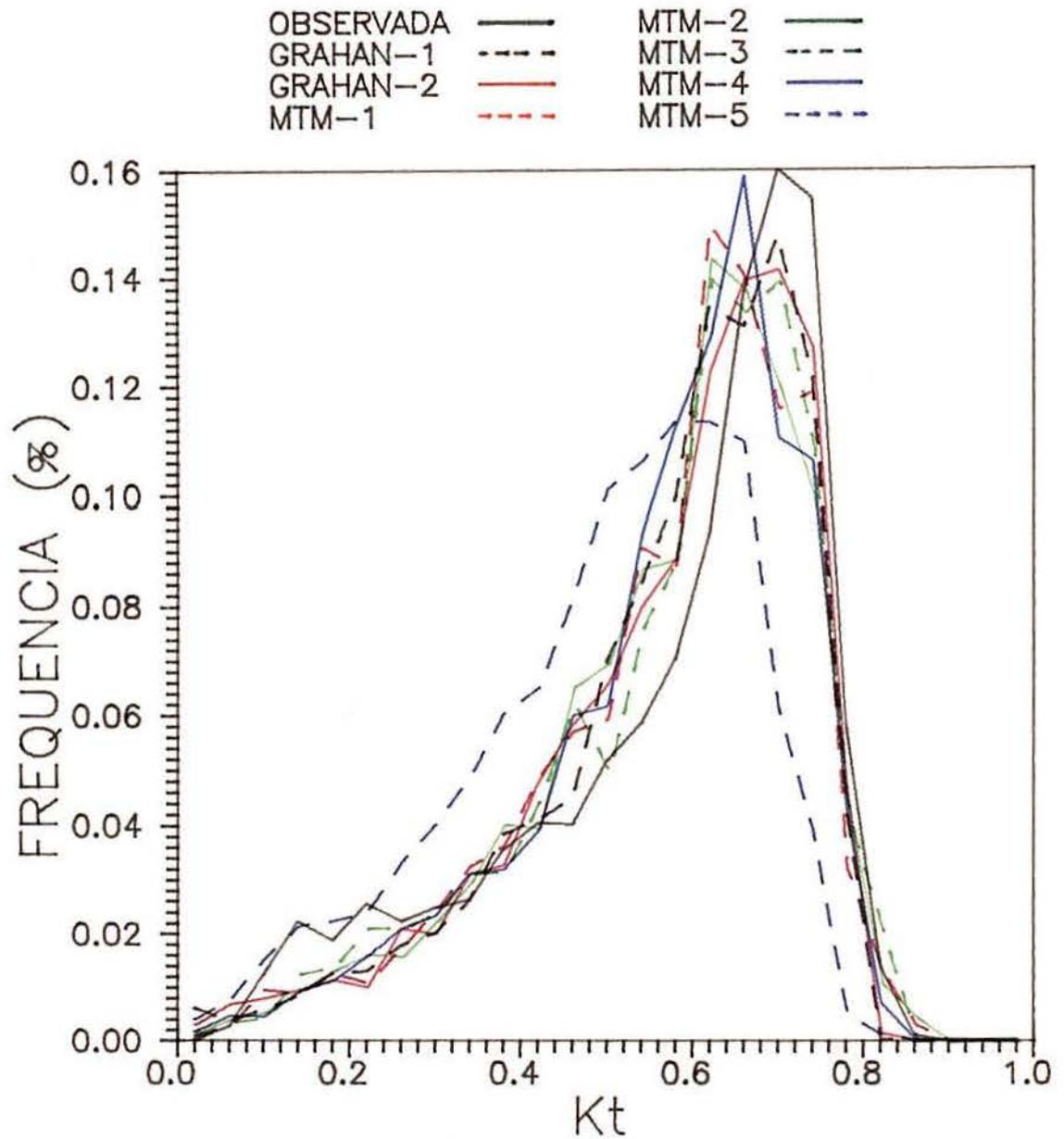


Figura 5.4. Polígono de frequências da sequência observada e das sequências sintetizadas para Madrid.

Tabela 5.6. Coeficientes de autocorrelação de primeira e segunda ordem das séries sintetizadas para: (a) Porto Alegre e (b) São Paulo.

PROCESSO	r_1	r_2
REAL	0.384	0.150
GRAHAN-1	0.399	0.168
GRAHAN-2	0.438	0.205
MTM-1	0.442	0.223
MTM-2	0.402	0.152
MTM-3	0.358	0.140
MTM-4	0.394	0.181
MTM-5	0.400	0.183

(a)

PROCESSO	r_1	r_2
REAL	0.468	0.198
GRAHAN-1	0.467	0.209
GRAHAN-2	0.438	0.219
MTM-1	0.342	0.149
MTM-2	0.356	0.158
MTM-3	0.303	0.098
MTM-4	0.338	0.122
MTM-5	0.377	0.169

(b)

tende a fazer com que o coeficiente de autocorrelação da série sintética seja um pouco maior que o coeficiente de autocorrelação observado e o uso de um coeficiente médio faz com que o valor final seja maior ou menor que o valor observado, conforme o caso.

Os coeficientes de autocorrelação de segunda ordem para as séries GRAHAN-1 encontram-se muito próximos aos observados.

Para as séries produzidas a partir das matrizes de transição pode-se observar que os coeficientes de autocorrelação estão muito próximos aos observados quando estes são inferiores a $r_1 = 0.5$, o mesmo acontecendo com os coeficientes de autocorrelação de segunda ordem. Quando o valor de r_2 observado é muito alto (por exemplo: $r_1 = 0.613$, para Brasília), as séries sintéticas apresentam coeficientes de autocorrelação menores.

Tabela 5.7. Coeficientes de autocorrelação de primeira e segunda ordem das séries sintetizadas para: (a) Brasília e (b) Madrid.

PROCESO	r_1	r_2
REAL	0.613	0.493
GRAHAN-1	0.674	0.487
GRAHAN-2	0.551	0.356
MTM-1	0.464	0.283
MTM-2	0.493	0.290
MTM-3	0.420	0.285
MTM-4	0.469	0.307
MTM-5	0.509	0.315

(a)

PROCESSO	r_1	r_2
REAL	0.491	0.340
GRAHAN-1	0.560	0.349
GRAHAN-2	0.522	0.294
MTM-1	0.502	0.312
MTM-2	0.491	0.333
MTM-3	0.366	0.207
MTM-4	0.468	0.285
MTM-5	0.372	0.132

(b)

5.4.3 Teste de Kolmogorov-Smirnov para Duas Amostras

Este procedimento permite testar se duas amostras independentes foram retiradas da mesma população (ou de duas populações com a mesma distribuição). O teste utilizado é o de duas caudas e a hipótese a ser testada é que $H_0: F_1(x) = F_2(x)$ contra a hipótese alternativa $H_1: F_1(x) \neq F_2(x)$.

O teste de duas caudas é sensível à qualquer tipo de diferença na distribuição da qual as duas amostras foram retiradas - diferença de local (tendência central), na dispersão, na assimetria, etc.. Maiores detalhes sobre este teste podem ser obtidos em Siegel⁴⁰. Para realizar os testes utilizou-se um programa computacional desenvolvido por Taub⁴¹. Este programa calcula a probabilidade exata (ND, nível descritivo) de que a diferença entre as distribuições seja devido ao acaso, quando as amostras provêm de distribuições contínuas. Salienta que para o caso de populações discretas o teste é conservativo em vez de ser exato.

Na Tabela 5.8 são apresentados os resultados das análises, onde testou-se as hipóteses de que as distribuições das séries sintéticas foram retiradas da mesma população (no caso, as séries observadas).

Tabela 5.8. Nível descritivo (ND) das séries sintéticas em relação à série observada para: (a) Porto Alegre, (b) São Paulo, (c) Brasília e (d) Madrid.

PROCESSO	ND (a)	ND (b)	ND (c)	ND (d)
GRAHAN-1	0.393	0.998	0.240	0.958
GRAHAN-2	0.594	0.594	0.808	0.808
MTM-1	0.393	0.958	0.594	0.594
MTM -2	0.958	0.808	0.594	0.808
MTM-3	0.808	0.393	0.393	0.393
MTM-4	0.594	0.958	0.958	0.393
MTM-5	0.594	0.393	0.958	0.135

Os resultados dos testes indicam que a um nível de significância $\alpha = 0.05$ (ou seja, com uma probabilidade $1 - \alpha$) a hipótese nula não pode ser rejeitada, isto é, que não existe diferenças significativas entre as distribuições das séries reais e as distribuições das séries sintéticas para um mesmo local. Cabe salientar que os resultados menos significativos aconteceram para as séries que apresentaram maiores diferenças na assimetria.

5.4.4 Ajuste dos Dados a uma Função de Probabilidade Conhecida

Outro teste importante utilizado para a determinação da adequabilidade dos métodos de simulação foi o de ajustar os dados simulados a uma função de probabilidade e comparar os

parâmetros desta função com os parâmetros obtidos do ajuste das séries observadas.

Várias funções foram testadas e a que apresentou melhores resultados pertence à classe das distribuições de valores extremos, mais exatamente a distribuição de valores mínimos Tipo I (ou Gumbel). A função distribuição é dada por:

$$F_x = 1 - \exp \left[-\exp \left(\frac{x-\gamma}{\theta} \right) \right] \quad (5.14)$$

e a função densidade de probabilidade dado por:

$$p_x = \frac{dF_x}{dx} = \theta^{-1} e^{-(x-\gamma)/\theta} \exp[-\exp-(x-\gamma)/\theta] \quad (5.15)$$

onde as constantes θ e γ das funções são chamadas parâmetros de escala e posição, respectivamente.

Para a determinação dos parâmetros foi utilizado o programa Extremo, desenvolvido por Lawless e Stone³³. Este programa calcula os parâmetros utilizando o critério da máxima probabilidade, além de calcular seus intervalos de confiança, variâncias e covariâncias.

Para o teste de aderência destes ajustes utilizou-se o teste de Kolmogorov-Smirnov, e a hipótese nula foi idêntica às usadas anteriormente para os testes de normalidade. Os valores da estatística $DM_\alpha(n)$ são agora multiplicados por \sqrt{n} . Estes valores foram obtidos em Chandra et alii¹⁶.

Os valores de DM, a máxima distância entre as duas curvas, multiplicados por \sqrt{n} estão mostrados na Tabela 5.9.

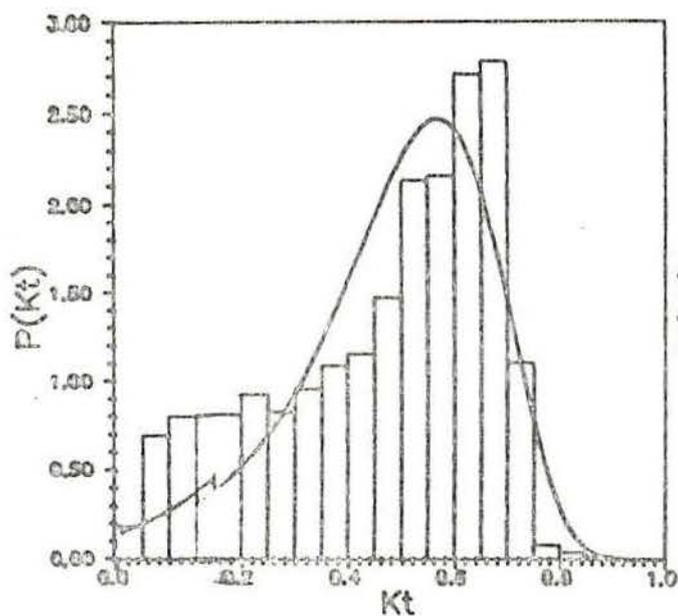
Para rejeitar a hipótese nula a estatística do teste deve ser superior a 0.939 ou 1.007, para níveis de significância de $\alpha = 0.05$ ou $\alpha = 0.01$, respectivamente. Para as quatro séries observadas os valores da estatística de teste estão um pouco acima dos valores críticos, mostrando que a hipótese de que as duas distribuições são oriundas da mesma população é rejeitada. No entanto, como este tipo de distribuição foi o que forneceu os melhores resultados e,

Tabela 5.9. Estatística $DM \sqrt{n}$ para as séries observadas e séries sintéticas para: (a) Porto Alegre, (b) São Paulo, (c) Brasília e (d) Madrid.

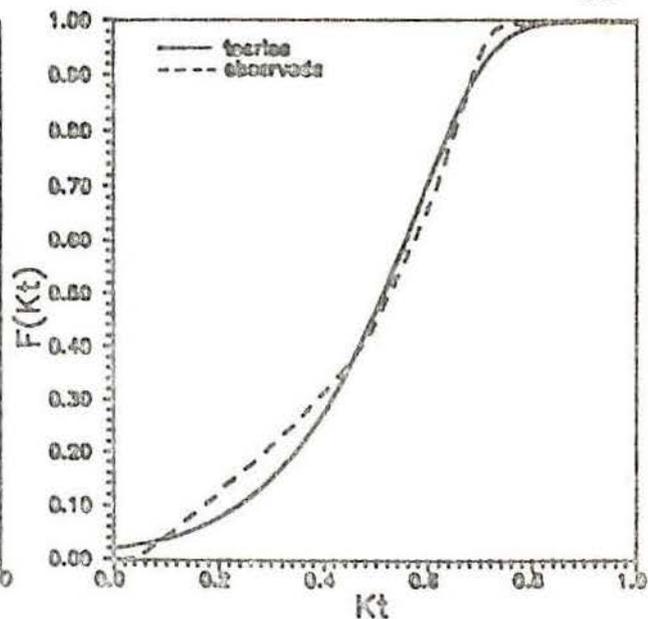
PROCESSO	$DM \sqrt{n}$			
	(a)	(b)	(c)	(d)
REAL	0.996	1.225	1.243	1.892
GRAHAN-1	0.710	1.090	0.938	1.694
GRAHAN-2	0.916	1.110	0.772	1.028
MTM-1	0.872	0.775	0.780	1.073
MTM -2	0.721	0.970	1.082	0.720
MTM-3	0.882	0.679	0.741	0.989
MTM-4	1.324	1.044	0.992	1.081
MTM-5	1.038	0.980	0.938	1.436

conforme pode ser visto na comparação entre a curva obtida e o histograma dos dados observados, e na comparação entre as funções distribuição teórica e observada, Figuras 5.5 a 5.8, os resultados podem ser considerados satisfatórios.

Partindo-se desta aproximação, compara-se então os intervalos de confiança dos parâmetros θ e γ das séries observadas com os intervalos de confiança das séries sintetizadas, buscando encontrar valores significativamente diferentes. Observando-se as Figuras 5.9 a 5.12 observa-se que, tanto para Porto Alegre e São Paulo quanto para Brasília, as curvas poderiam ser descritas pelos mesmos parâmetros, uma vez que todos os intervalos se sobrepõem. Já para Madrid, os intervalos de confiança do parâmetro γ da série MTM-5 são significativamente diferentes das demais séries, como pode ser confirmado pela Tabela 5.5, a qual mostra que a mediana desta série difere das demais. As diferenças que se verificam nos intervalos de confiança do parâmetro θ , para as séries GRAHAN-1 e GRAHAN-2, são devidas aos valores máximos de Kt .

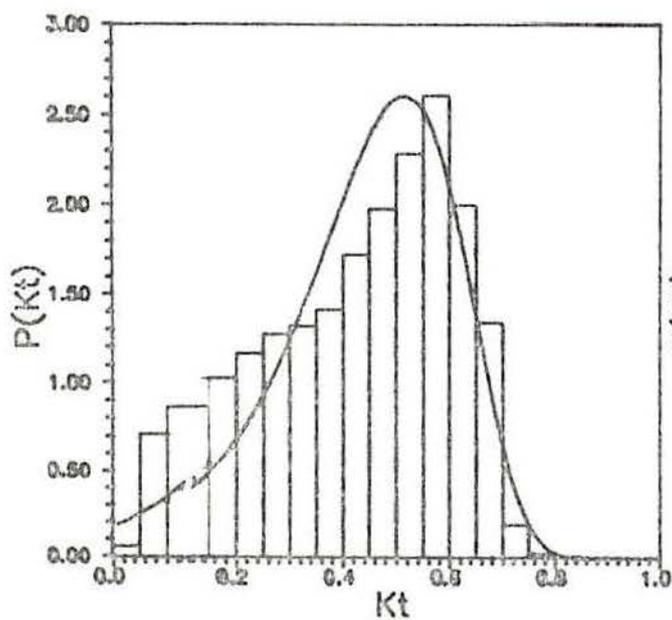


(a)

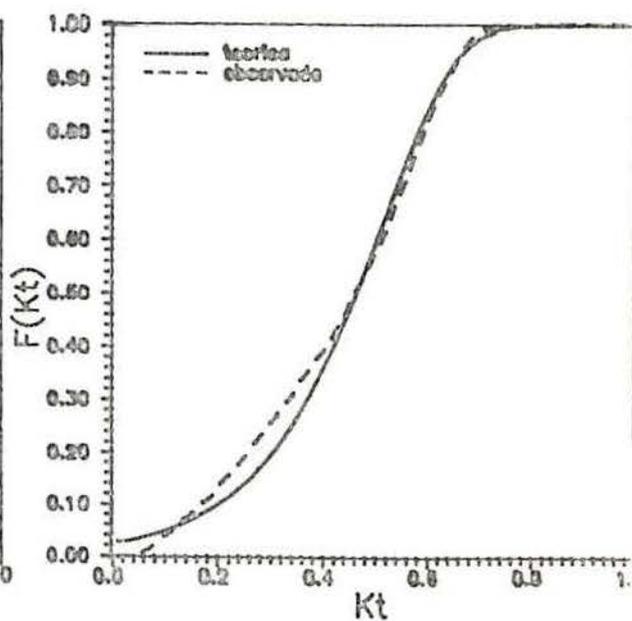


(b)

Figura 5.5. Comparação entre o histograma dos dados observados e a função densidade de probabilidade (a) e as funções distribuição observada e teórica (b), para Porto Alegre.

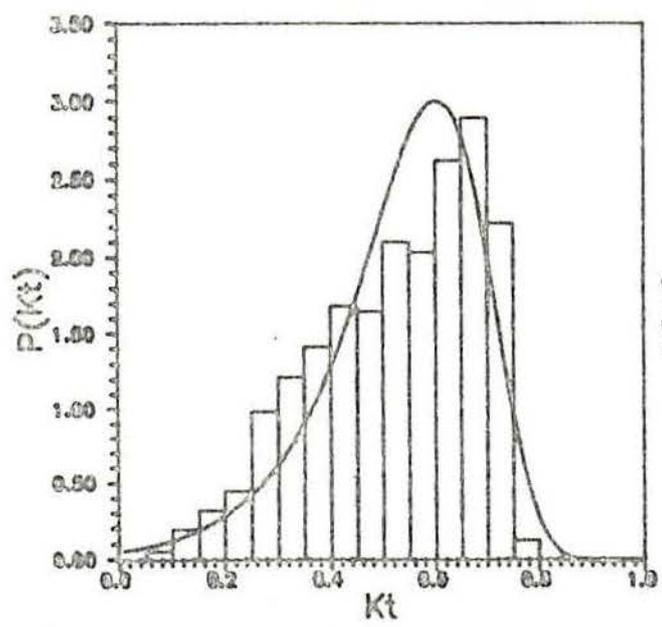


(a)

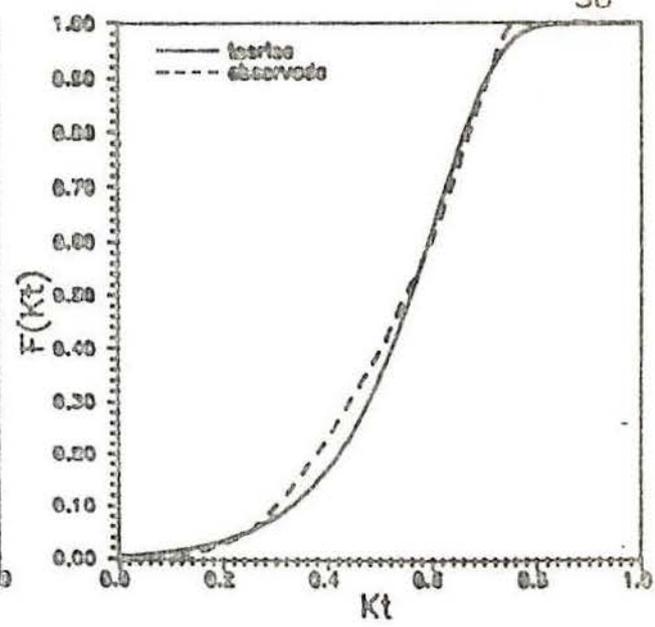


(b)

Figura 5.6. Comparação entre o histograma dos dados observados e a função densidade de probabilidade (a) e as funções distribuição observada e teórica (b), para São Paulo.

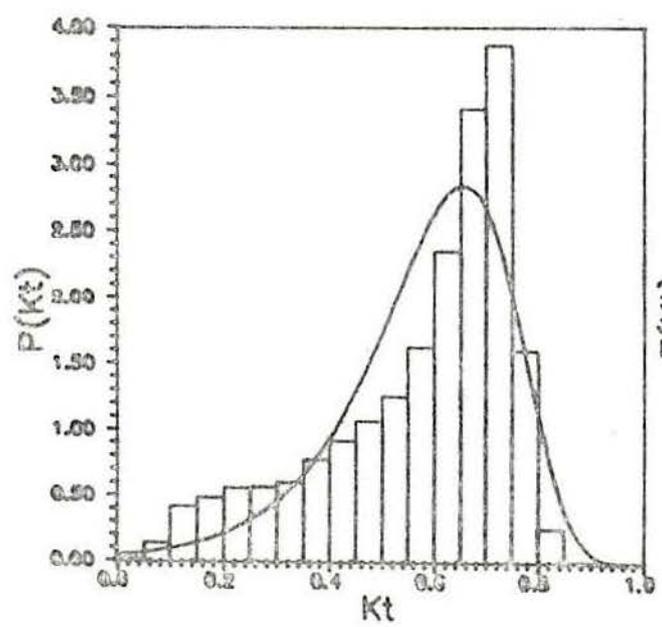


(a)

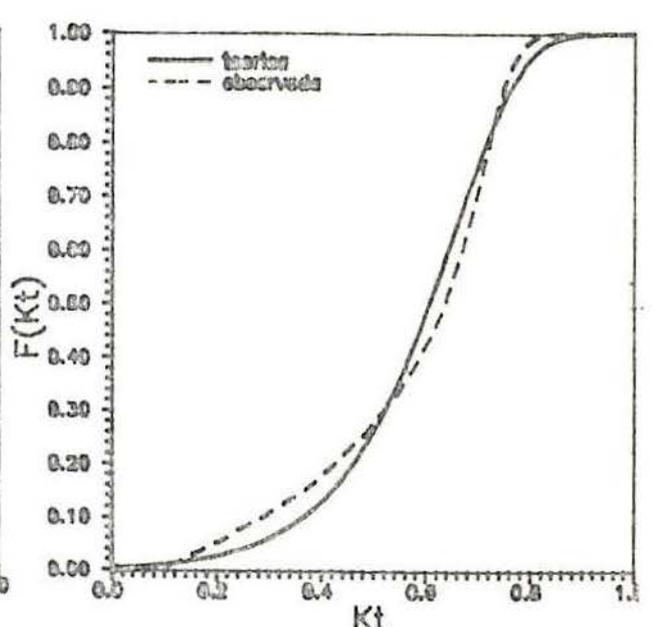


(b)

Figura 5.7. Comparação entre o histograma dos dados observados e a função densidade de probabilidade (a) e as funções distribuição observada e teórica (b), para Brasília.



(a)



(b)

Figura 5.8. Comparação entre o histograma dos dados observados e a função densidade de probabilidade (a) e as funções distribuição observada e teórica (b), para Madrid.

5.5 Conclusão

Os valores dos parâmetros estatísticos e dos testes de comparação de amostras comprovam que as séries sintetizadas podem substituir, com alto grau de confiabilidade, as séries observadas.

De todas as séries sintetizadas, destacam-se àquelas geradas pelo processo de Markov, principalmente as geradas com as matrizes MTM-1, MTM-2 e MTM-4. A possibilidade de utilizar-se dados de radiação solar observados em outros lugares com diferentes climas para a ampliação das matrizes permite prever a viabilidade de gerar sequências para diferentes condições climáticas.

As séries geradas pelo método ARMA com mapeamento gaussiano poderiam apresentar melhores resultados caso se conhecesse uma função distribuição analítica mais adequada, que reproduzisse os valores máximos de K_t , além de uma função que correlacionasse os valores dos coeficientes de autocorrelação com alguma variável meteorológica observada.

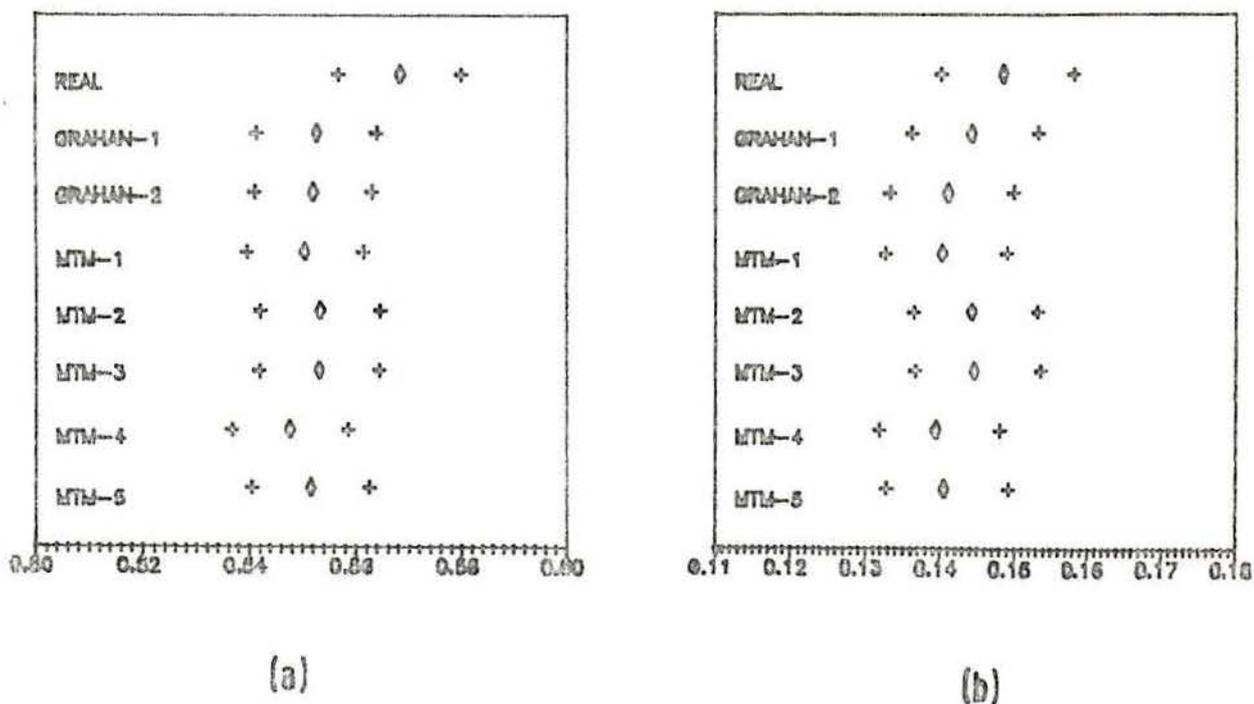
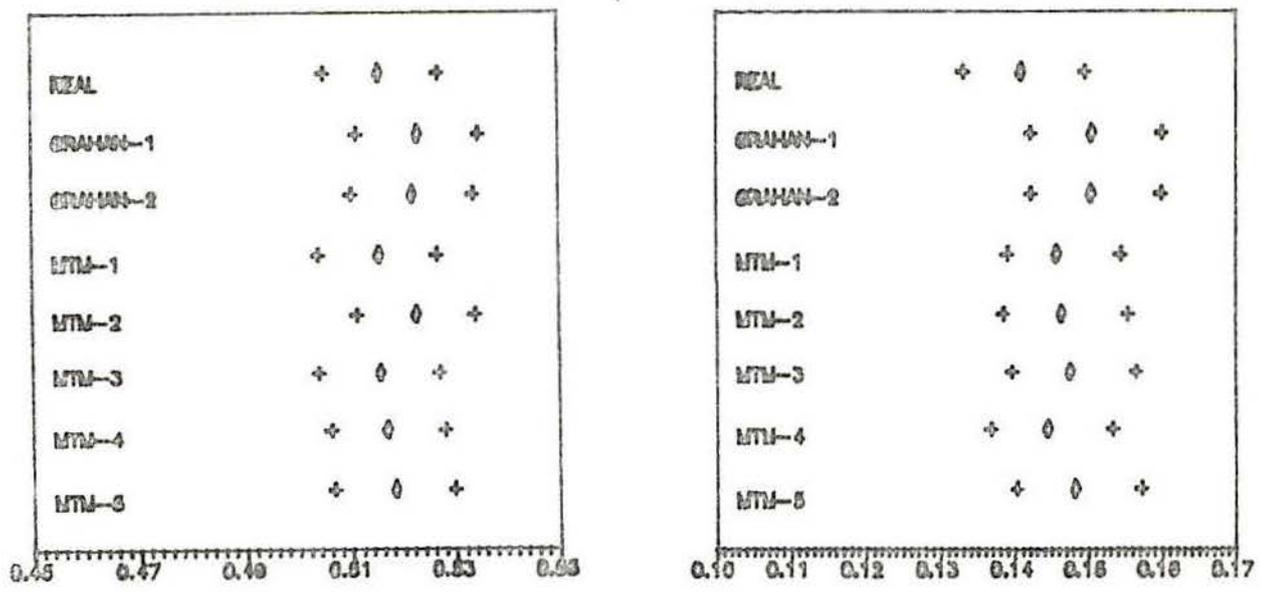


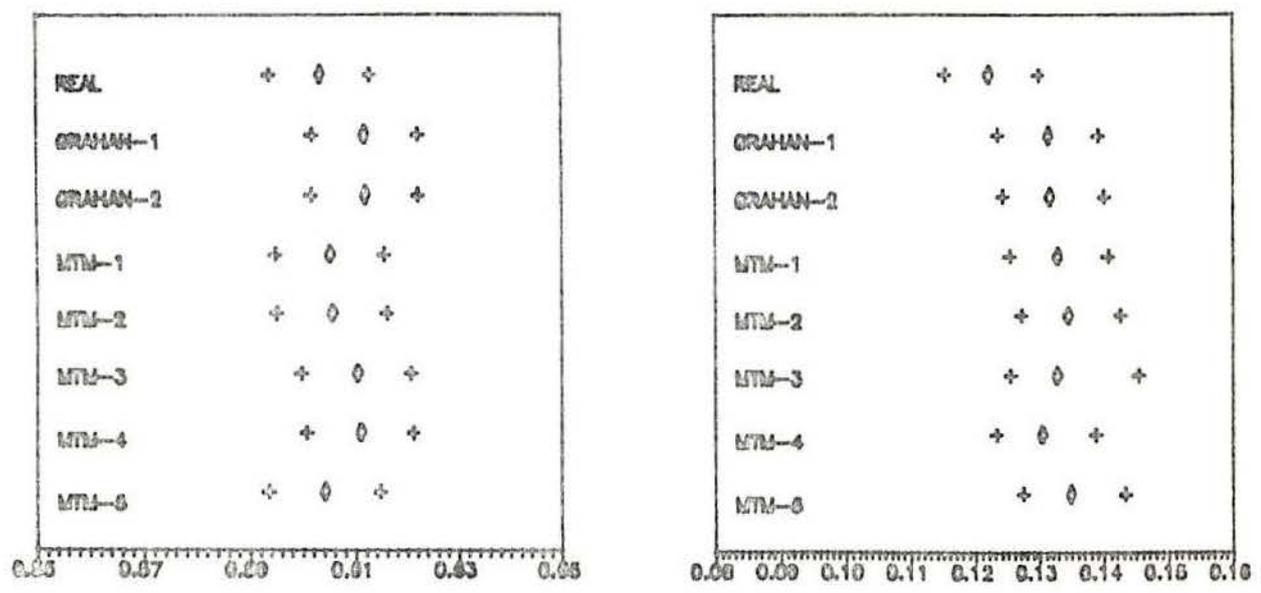
Figura 5.9. Comparação dos intervalos de confiança entre a série observada e as sintetizadas para Porto Alegre: (a) γ e (b) θ .



(a)

(b)

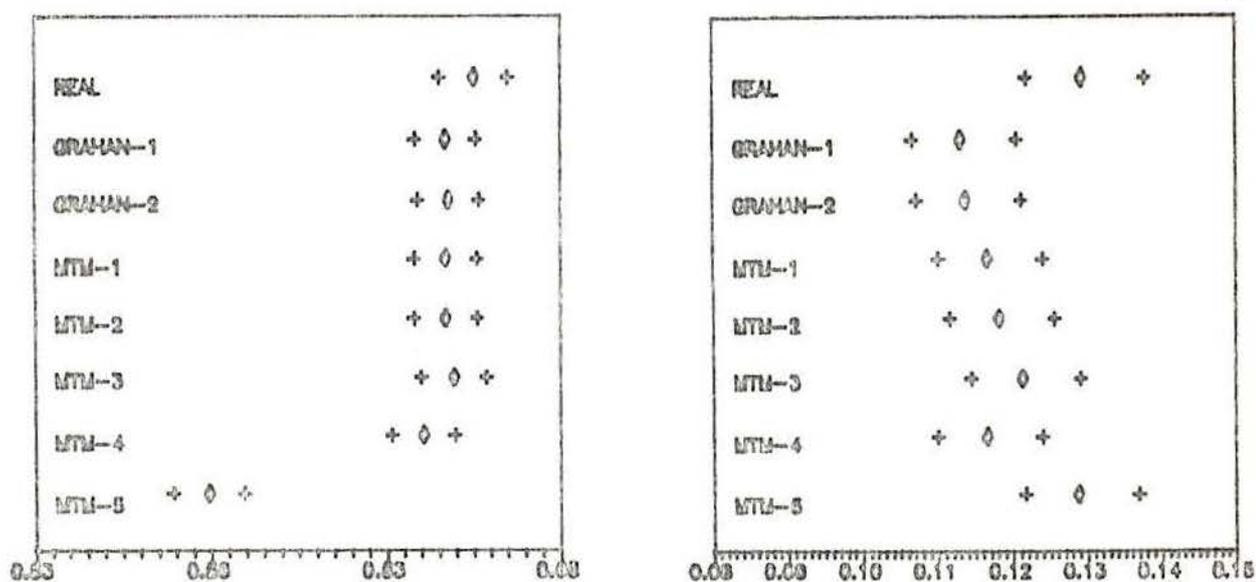
Figura 5.10. Comparação dos intervalos de confiança entre a série observada e as sintetizadas para São Paulo: (a) γ e (b) θ .



(a)

(b)

Figura 5.11. Comparação dos intervalos de confiança entre a série observada e as sintetizadas para Brasília: (a) γ e (b) θ .



(a)

(b)

Figura 5.12. Comparação dos intervalos de confiança entre a série observada e as sintetizadas para Madrid: (a) γ e (b) θ .

6. UTILIZAÇÃO DAS SÉRIES SINTÉTICAS PARA SIMULAÇÃO DE SISTEMAS FOTOVOLTÁICOS AUTÔNOMOS

6.1 Introdução

O teste mais importante a que devem ser submetidas as séries sintéticas é o de sua utilização final, ou seja, utilizá-las para a simulação de sistemas solares.

A opção por sistemas fotovoltaicos deve-se à importância que as sequências de radiação solar desempenham para o seu correto dimensionamento, principalmente quando se trabalha com baixas probabilidades de perda de carga (ρ_{pc}), isto é, a fração média de longo-tempo da carga que não é suprida pelo sistema

O sistema fotovoltaico autônomo a ser simulado possui uma configuração muito simples, composta de painéis, baterias e carga, conforme é mostrado na Figura 6.1.

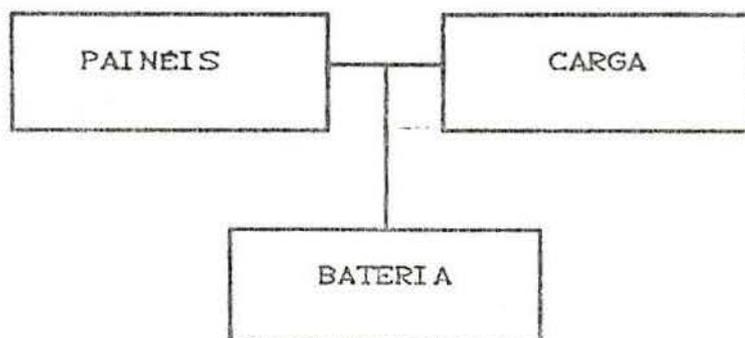


Figura 6.1. Desenho esquemático de um sistema fotovoltaico autônomo.

6.2 Modelo de Simulação

Para executar a simulação, construiu-se um programa computacional baseado no método desenvolvido por Eguren¹⁸, o qual realiza um balanço de energia diário entre energia fornecida pelos painéis e energia consumida. Segundo Bartoli et alii⁷, tais programas de simulação fornecem resultados que, na prática, são tão bons quantos os programas baseados em análises instantâneas.

O programa utilizado considera que o consumo C_{em} se dá ao longo do dia e a um valor fixo durante o ano.

6.3 Descrição do Programa de Simulação

Os valores de K_t diário são transformados em radiação global horizontal diária multiplicando-se pela radiação extraterrestre diária H_0 (Equação 2.1). A inclinação dos painéis foi considerada como uma função da latitude do local, segundo a seguinte Equação:

$$\beta = 15 * ABS(\phi) / 30 + ABS(\phi), \text{ em graus} \tag{6.1}$$

onde ϕ é a latitude do local. Caso o valor de β seja superior a 45° , mantém-se o valor de 45° .

A radiação global diária em superfície inclinada H_t é calculada utilizando-se o modelo anisotrópico de Hay e McKay²⁷:

$$H_t = H \left[1 - \frac{H_d}{H} \right] R_b + 0.5 H_d(1-K_t) (1+\cos\beta) + 0.5 H \rho(1-\cos\beta) + H_d K_t R_b \tag{6.2}$$

onde

β - inclinação dos painéis em relação à horizontal

ρ - refletividade do solo, considerada constante e igual a 0.2

R_b - a relação entre a radiação direta diária em superfície inclinada e a radiação direta diária em superfície horizontal, dada pela Equação¹⁷:

$$R_b = \frac{\cos(\phi-\beta)\cos\delta\sin ws' + (\pi/180)ws'\sin(\phi-\beta)\sin\delta}{\cos\phi\cos\delta\sin ws + (\pi/180)ws\sin\phi\sin\delta} \quad (6.3)$$

onde

ϕ - latitude do local

δ - declinação

ws - ângulo horário do pôr-do-sol

ws' - ângulo horário do pôr-do-sol para a superfície inclinada, dado por:

$$ws' = \min \left[\begin{array}{l} \cos^{-1}(-\tan\phi\tan\delta) \\ \cos^{-1}(-\tan(\phi-\beta)\tan\delta) \end{array} \right] \quad (6.4)$$

Na Equação (6.4), "min" significa o menor dos dois valores obtidos. Finalmente, H_d/H , a fração de radiação difusa da radiação global, obtida da correlação com K_t , dada por Erbs et alii¹⁹:

Para $ws < 1.4208$:

$$\begin{aligned} \frac{H_d}{H} = 1.0 - 0.2727 K_t + 2.4495 K_t^2 - 11.9514 K_t^3 + \\ + 9.3879 K_t^4, \text{ para } K_t < 0.715 \end{aligned} \quad (6.5)$$

$$\frac{H_d}{H} = 0.143, \text{ para } K_t \geq 0.715 \quad (6.6)$$

Para $ws \geq 1.4208$:

$$\begin{aligned} \frac{H_d}{H} = 1.0 + 0.2832 K_t - 2.5557 K_t^2 + 0.8448 K_t^3 \\ \text{para } K_t < 0.722 \end{aligned} \quad (6.7)$$

$$\frac{H_d}{H} = 0.175, \text{ para } K_t \geq 0.722 \quad (6.8)$$

Pode-se expressar o valor da radiação solar diária em horas equivalentes de sol nominal, dividindo-a pela irradiância solar com espectro AM1.5 e intensidade de 1 kW/m^2 . Esta forma de expressar a radiação solar diária tem especial aplicação no cálculo da energia gerada em painéis fotovoltaicos.

A corrente gerada por um painel fotovoltaico no ponto da curva $V \times I$ onde a potência é máxima, será sempre menor ou igual à sua corrente de trabalho, já que são construídos com um número de células em série suficientes para garantir esta situação em qualquer temperatura operacional (ver Figura 6.2). No sistema esquematizado na Figura 6.1, as tensões da carga e dos painéis estão limitadas pela tensão da bateria. Neste caso é mais prudente expressar a energia gerada pelos painéis fotovoltaicos em ampère-hora (embora se tenha consciência de que esta não seja uma unidade de energia) já que a tensão no acumulador pode variar na ordem de 20% sem que isto signifique uma variação da energia acumulada na mesma proporção. Numa aproximação razoável pode-se admitir que a corrente gerada a cada instante é igual àquela do ponto de potência máxima. *(sempre q' sejam módulos de mais de 30 células)*

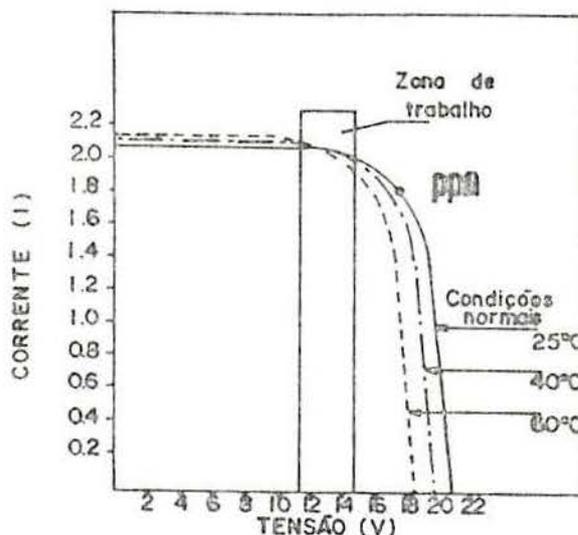


Figura 6.2. Curva $V \times I$ de um painel fotovoltaico a 25°C , $G = 1000 \text{ W/m}^2$.

A corrente no ponto de potência máxima (i_{ppm}) especificada nos prospectos técnicos de painéis comerciais é obtida para as condições nominais de incidência de 1kW/m^2 e temperatura de 25°C . A potência-pico referida nestas publicações é o produto da corrente pela tensão no ppm nas mesmas condições. A corrente de potência máxima em uma instalação nas mesmas condições é indicador do número de painéis em paralelo necessários. Pode-se dimensionar uma instalação através do valor desta corrente, da tensão nominal e da capacidade dos acumuladores.

O valor da corrente mínima fornecida pelo painel deveria ser capaz de suprir o consumo, em média, no mês crítico (pior mês em termos da menor relação radiação recebida/carga). O produto da radiação solar do mês crítico, em termos de horas equivalentes de sol nominal pela corrente nominal do ponto de potência máxima (i_{ppm}) deverá ser igual ao consumo de energia expresso em Ah , isto é, o dimensionamento resume-se em encontrar a corrente nominal no ppm que seja o resultado da divisão da carga média diária, L (em Ah), e a radiação do mês crítico, H_p (em horas equivalentes de sol nominal):

$$I_{\max} = \frac{L}{H_p} \quad (6.9)$$

O cálculo da energia gerada pelos painéis (em Ah) é obtido pelo produto do número de horas equivalentes de sol nominal diário e a corrente calculada pela Equação 6.9, I_{\max} .

O resultado do balanço diário de energia, entre energia gerada e energia consumida (carga), é então somado ao estado de carga da bateria no dia anterior. Se o estado de carga for superior à capacidade de armazenamento, a energia excedente é dissipada. A profundidade máxima de descarga permitida da bateria é de 80%. Quando o estado de carga for inferior a este nível mínimo, considera-se então que houve uma falha no sistema.

O programa é executado contabilizando-se o número

de dias de falha no sistema autônomo para diversas capacidades de bateria. Os valores da capacidade de bateria escolhidos são múltiplos inteiros do número de *ampéres-hora* consumidos diariamente (L), isto é, a capacidade da bateria é dividida pela carga e esta relação é chamada de cb . O mesmo procedimento é repetido para tamanhos de painéis diferentes daquele fornecido pela Equação 6.9, com acréscimos de 10% em 10% até um limite superior de duas vezes este valor. Este parâmetro, chamado ca , também é normalizado, e é definido como a relação entre a potência-pico instalada e a potência-pico do painel que satisfaz a Equação 6.9.

Cada par $(ca \times cb)$ testado resulta num valor de número de dias de falha no sistema ou, se dividido pelo número de dias utilizados na simulação, na probabilidade de perda de carga nas baterias (ppc).

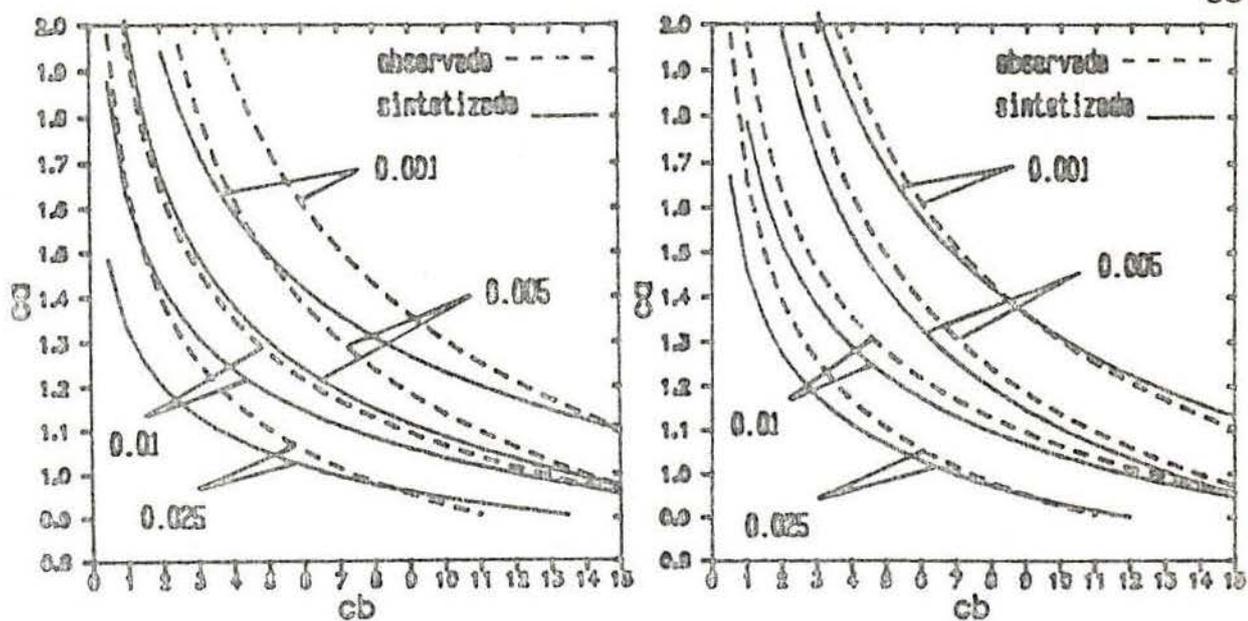
Com os pontos obtidos $(ca \times cb)$ para uma mesma ppc ajustou-se uma curva com a forma $y = a x^{-b}$. Os valores dos parâmetros a e b foram obtidos através de uma regressão linear por mínimos quadrados, depois de linearizar-se os pontos pela aplicação do logaritmo natural, isto é, $x = \ln(x)$ e $y = \ln(y)$.

Diagramas $ca \times cb$ com pontos de igual probabilidade de perda de carga facilitam enormemente a análise do dimensionamento de sistemas, permitindo uma rápida escolha entre área de painéis, capacidade de armazenamento e confiabilidade.

6.4 Comparação dos Resultados

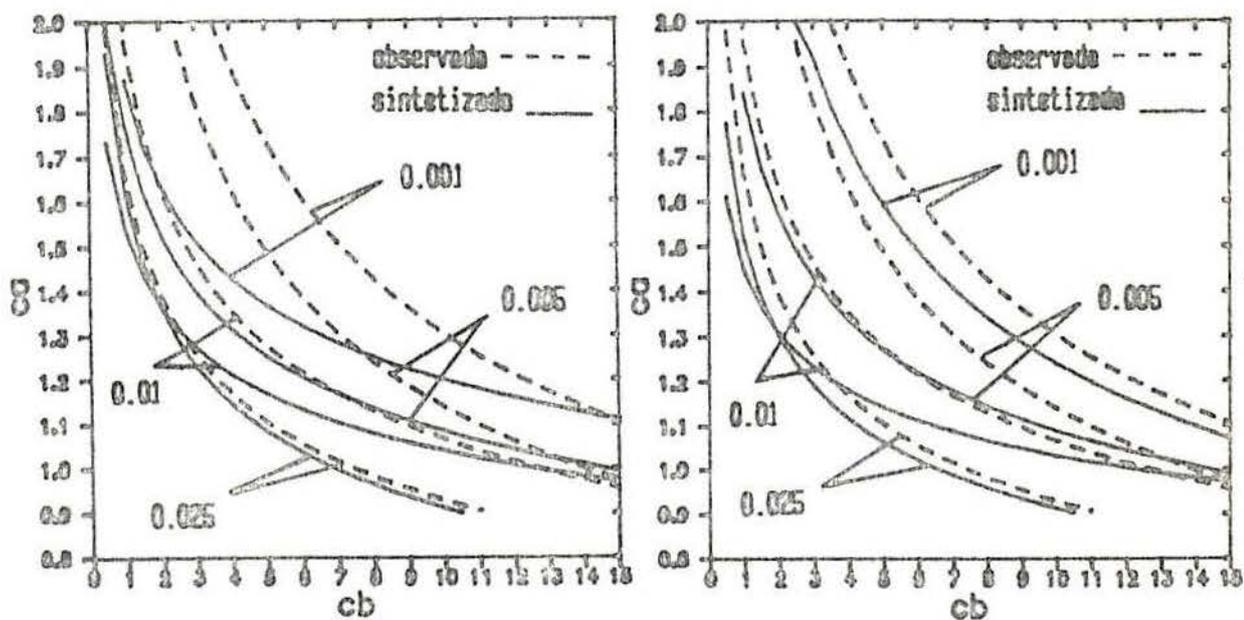
Executou-se o programa de simulação para as séries observadas e sintetizadas das quatro localidades em estudo e desenhou-se, para cada uma destas séries, curvas de iso-probabilidade para valores de ppc iguais a 0.05, 0.025, 0.01, 0.005 e 0.001, conforme pode ser visto nas Figuras 6.3 a 6.6.

Em instalações reais, onde admitam-se a ocorrência de algumas falhas no fornecimento de energia (como em



(a)

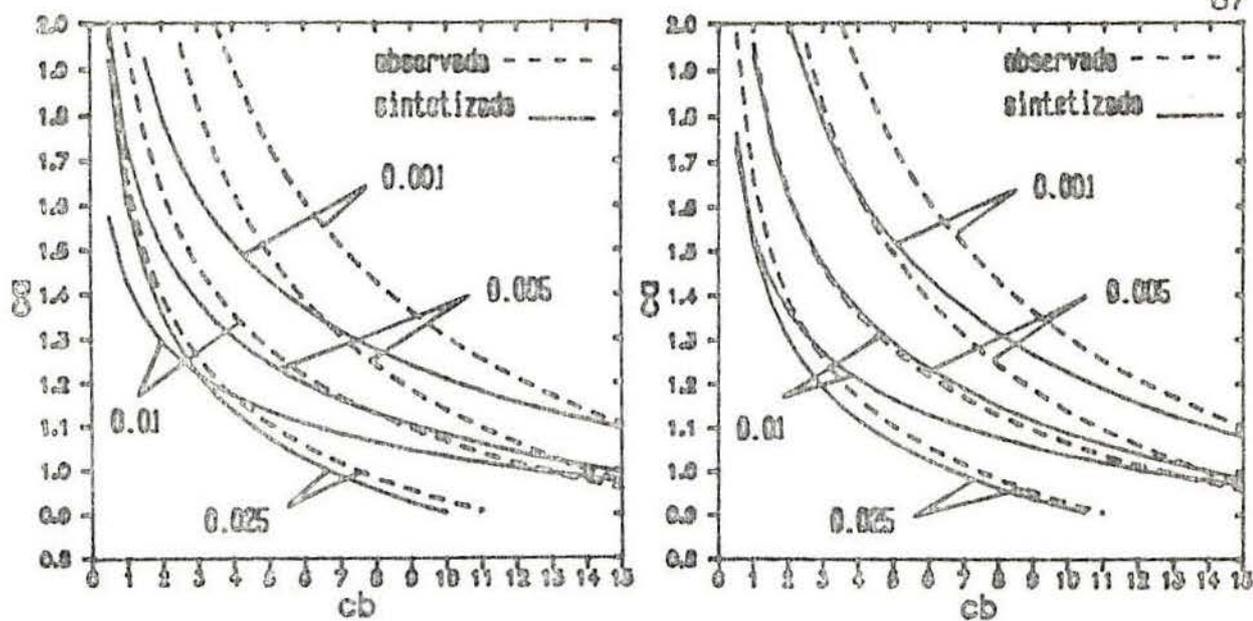
(b)



(c)

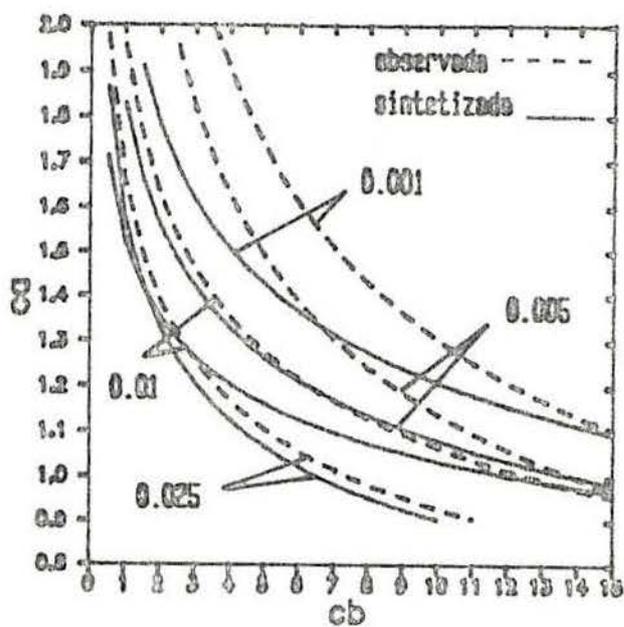
(d)

Figura 6.3. Comparação entre curvas de isoprobabilidade de perda de carga obtidas com as séries sintéticas e a série observada para Porto Alegre: (a) GRAHAN-1, (b) GRAHAN-2, (c) MTM-1, (d) MTM-2, (e) MTM-3, (f) MTM-4 e (g) MTM-5



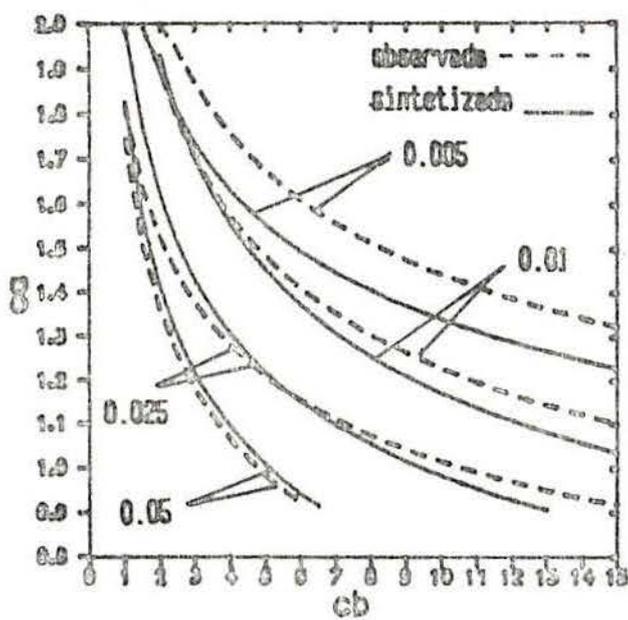
(e)

(f)

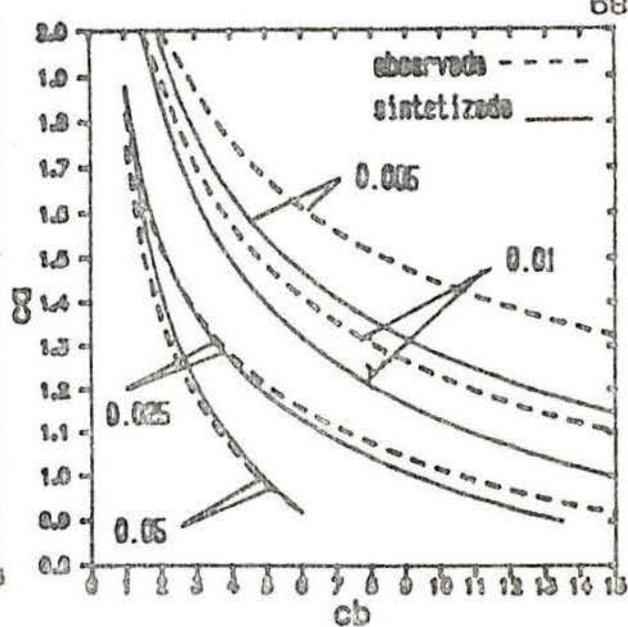


(g)

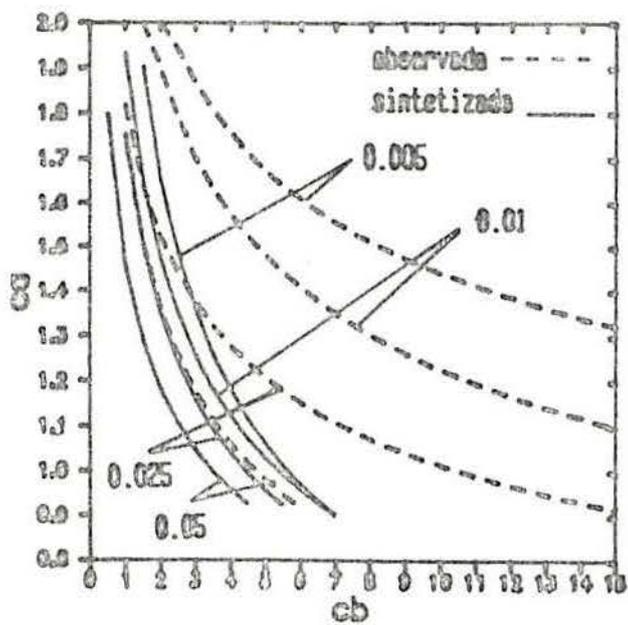
Figura 6.3. (Continuação)



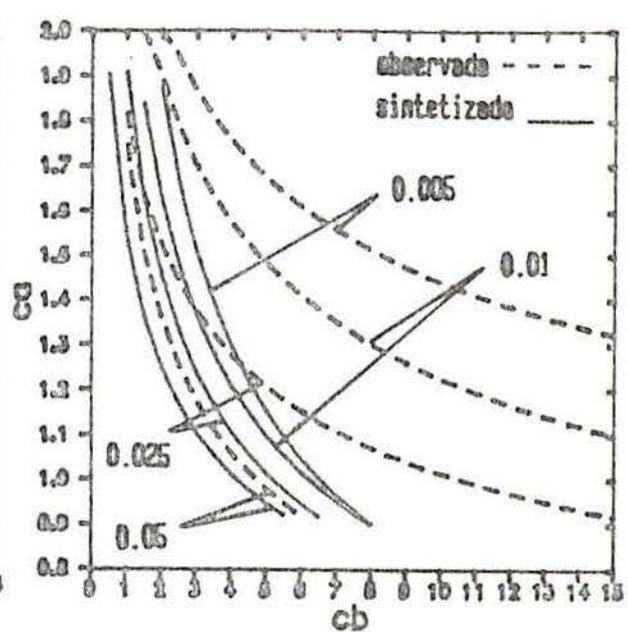
(a)



(b)

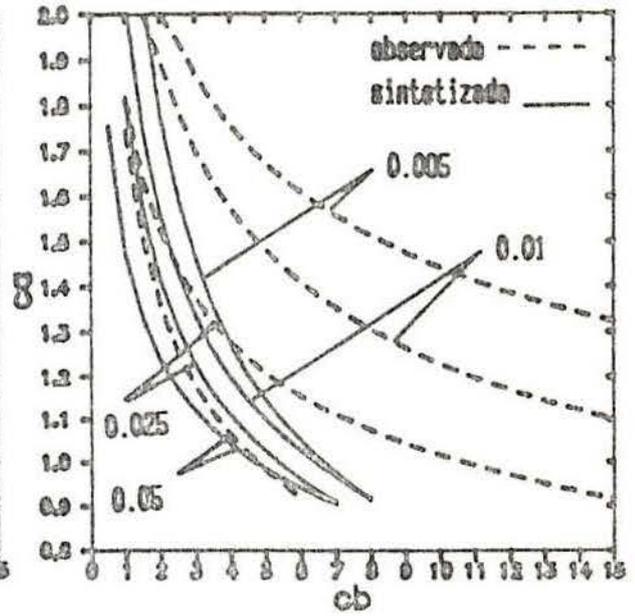
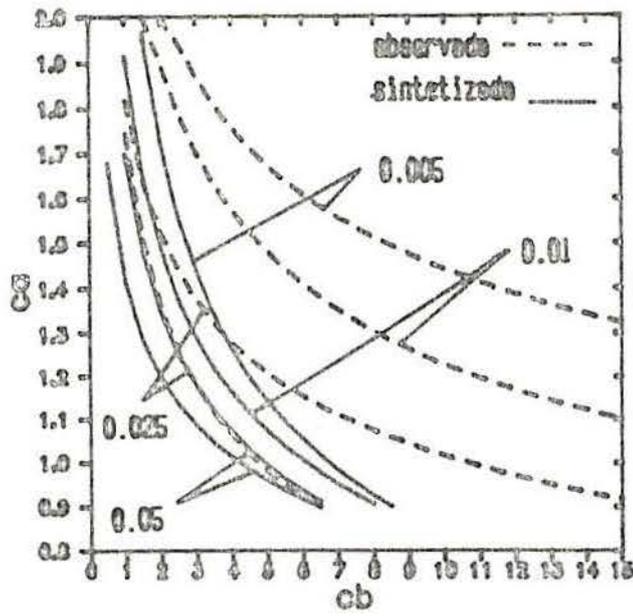


(c)



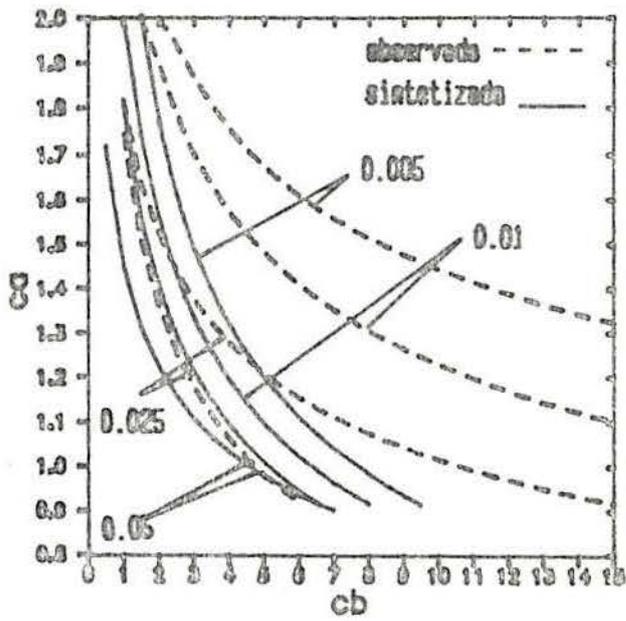
(d)

Figura 6.4. Comparação entre curvas de isoprobabilidade de perda de carga obtidas com as séries sintéticas e a série observada para São Paulo: (a) GRAHAN-1, (b) GRAHAN-2, (c) MTM-1, (d) MTM-2, (e) MTM-3, (f) MTM-4 e (g) MTM-5



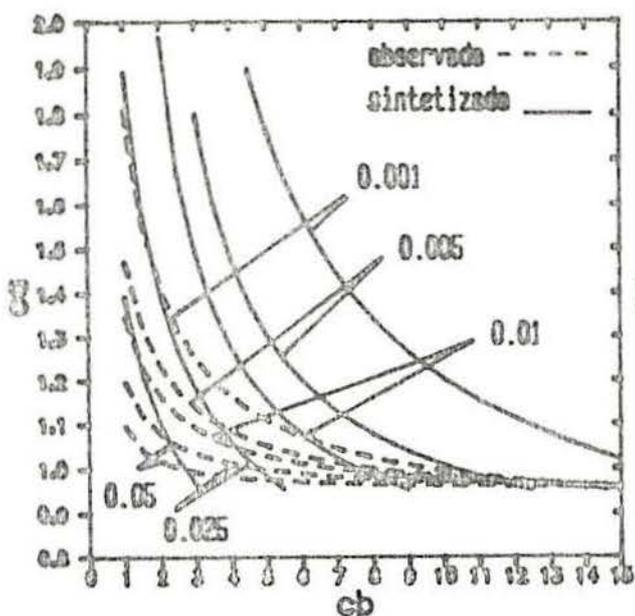
(e)

(f)

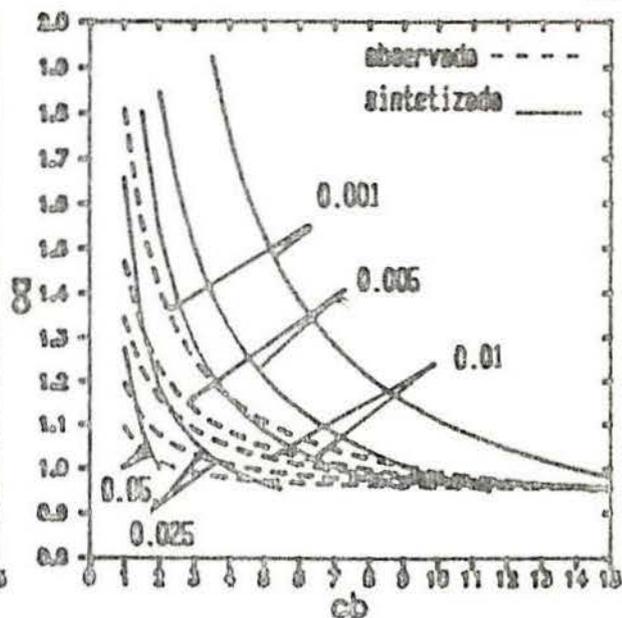


(g)

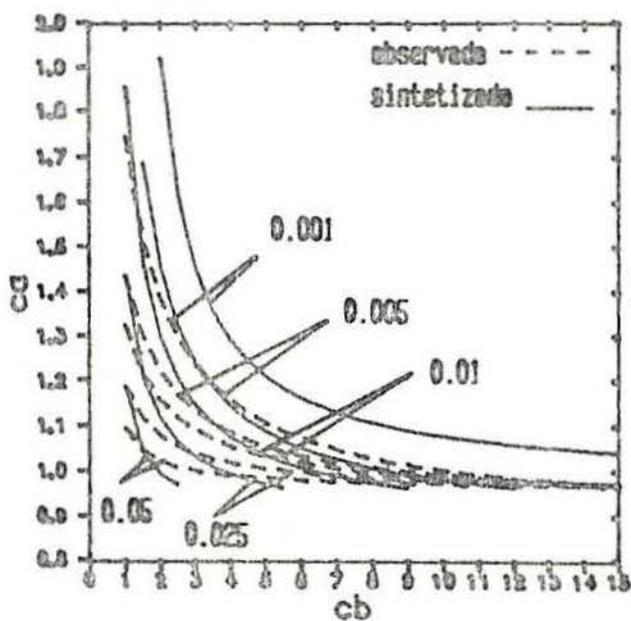
Figura 6.4. (Continuação)



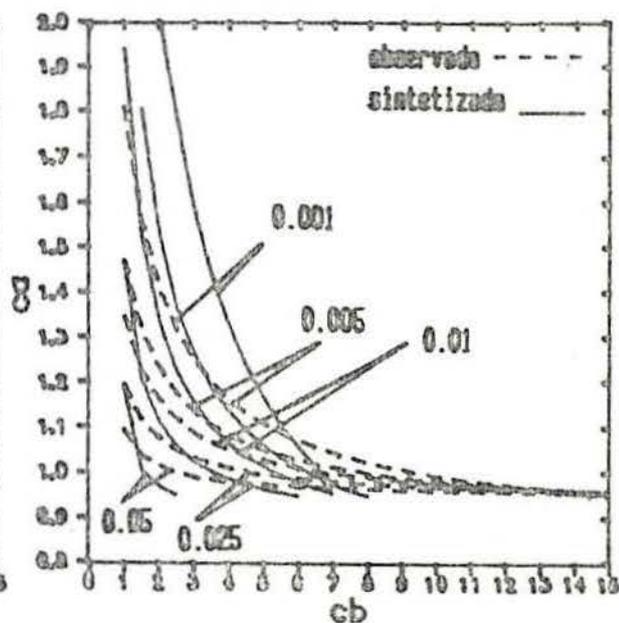
(a)



(b)

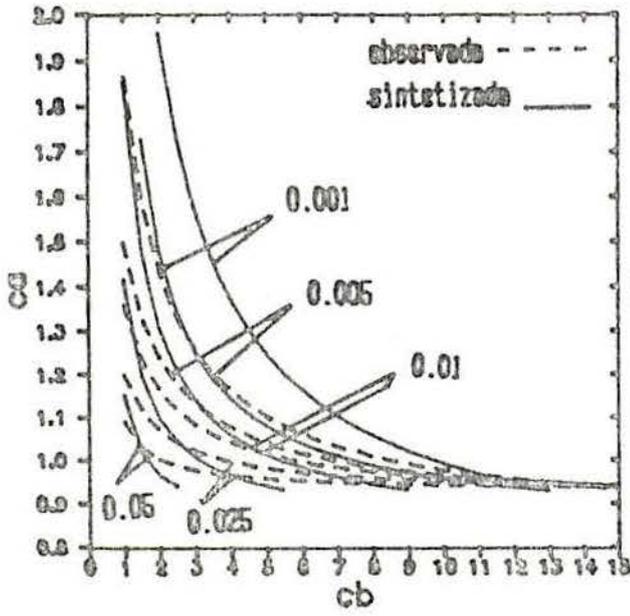


(c)

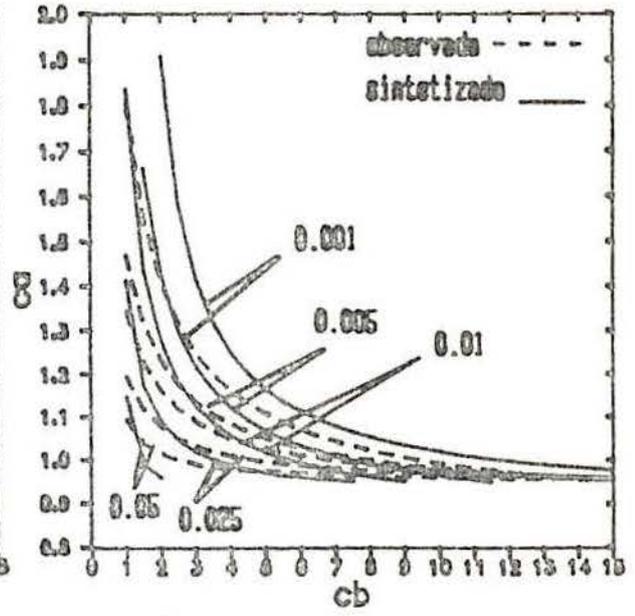


(d)

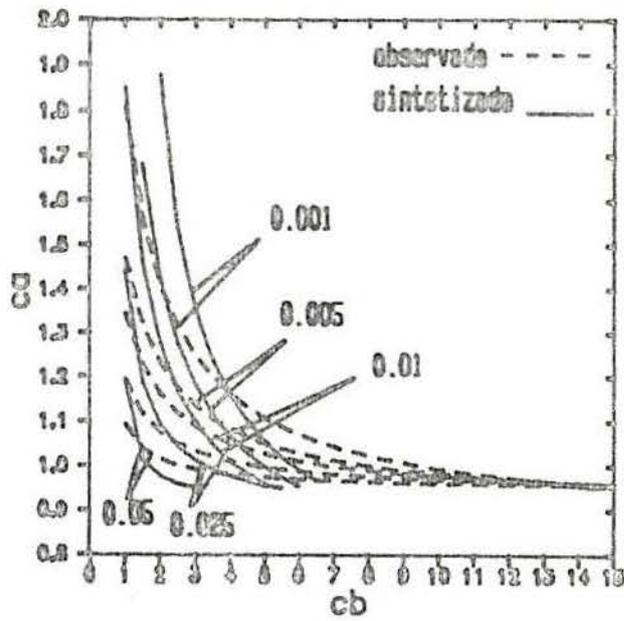
Figura 6.5. Comparação entre curvas de iso-probabilidade de perda de carga obtidas com as séries sintéticas e a série observada para Brasília : (a) GRAHAN-1, (b) GRAHAN-2, (c) MTM-1, (d) MTM-2, (e) MTM-3, (f) MTM-4 e (g) MTM-5



(e)

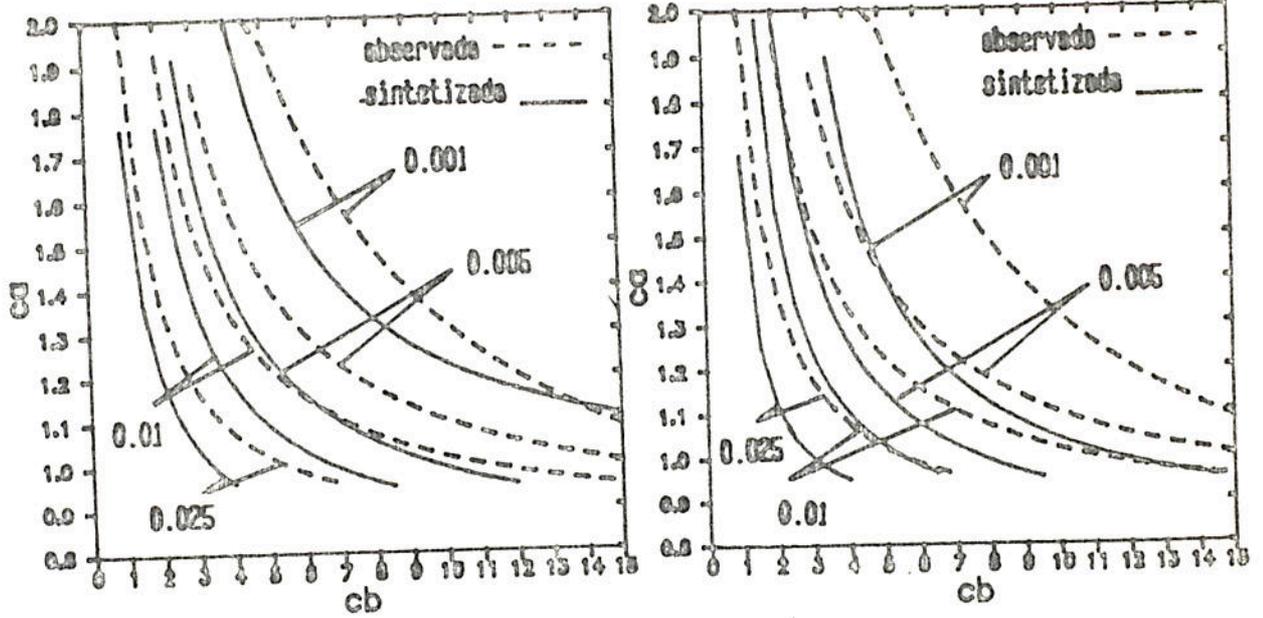


(f)



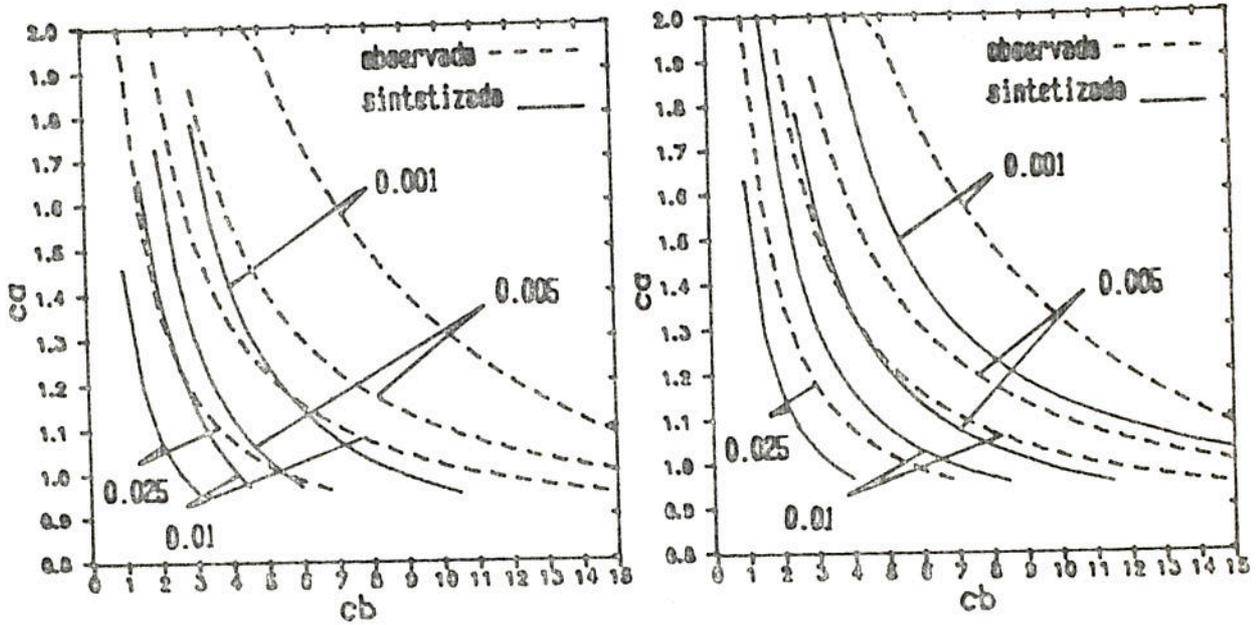
(g)

Figura 6.5. (Continuação)



(a)

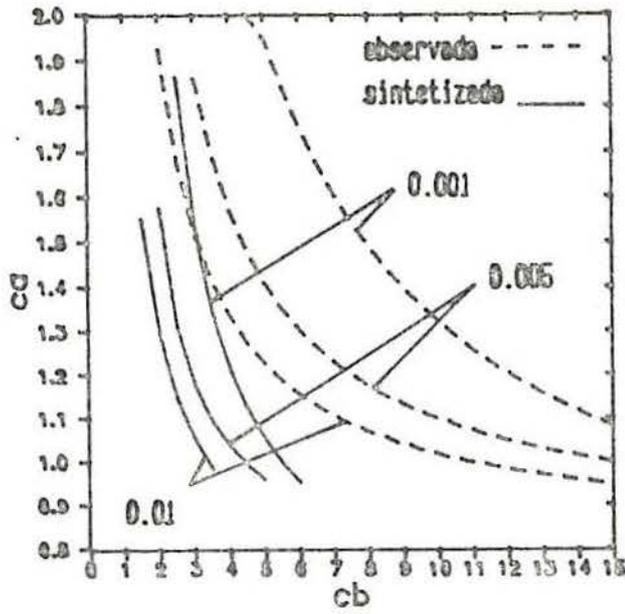
(b)



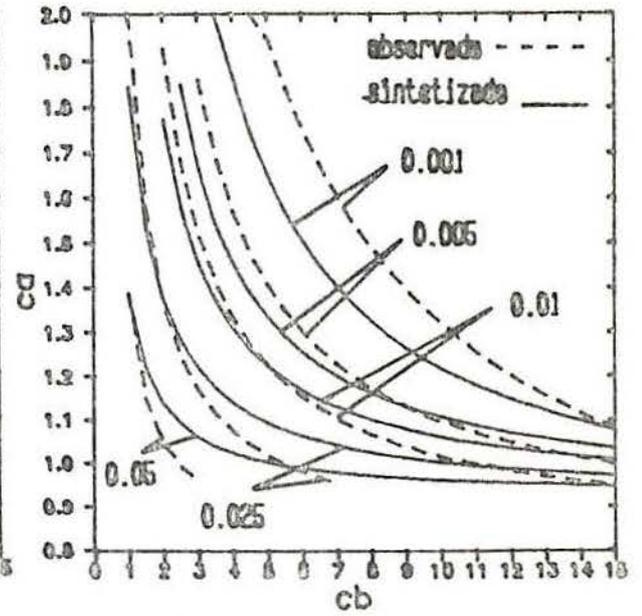
(c)

(d)

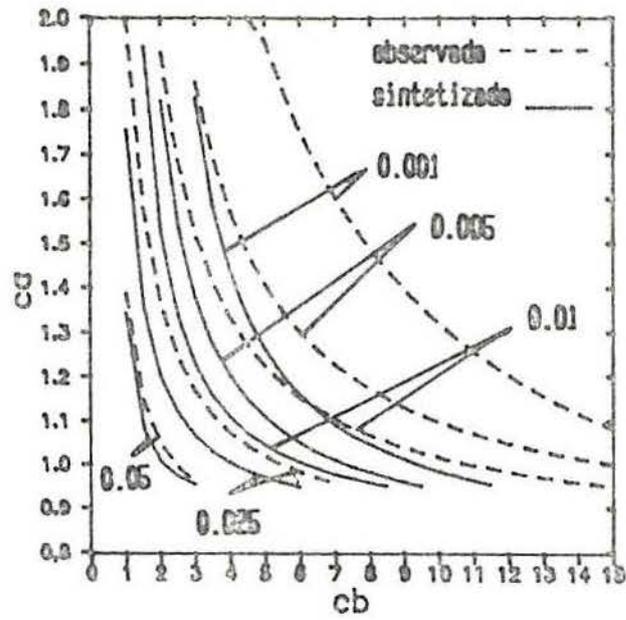
Figura 6.6. Comparação entre curvas de iso-probabilidade de perda de carga obtidas com as séries sintéticas e a série observada para Madrid : (a) GRAHAN-1, (b) GRAHAN-2, (c) MTM-1, (d) MTM-2, (e) MTM-3, (f) MTM-4 e (g) MTM-5



(e)



(f)



(g)

Figura 6.6. (Continuação)

residências rurais, por exemplo), os valores usuais de ca encontram-se na faixa $1 < ca < 1.5$ e os valores de cb na faixa $5 < cb < 12$.

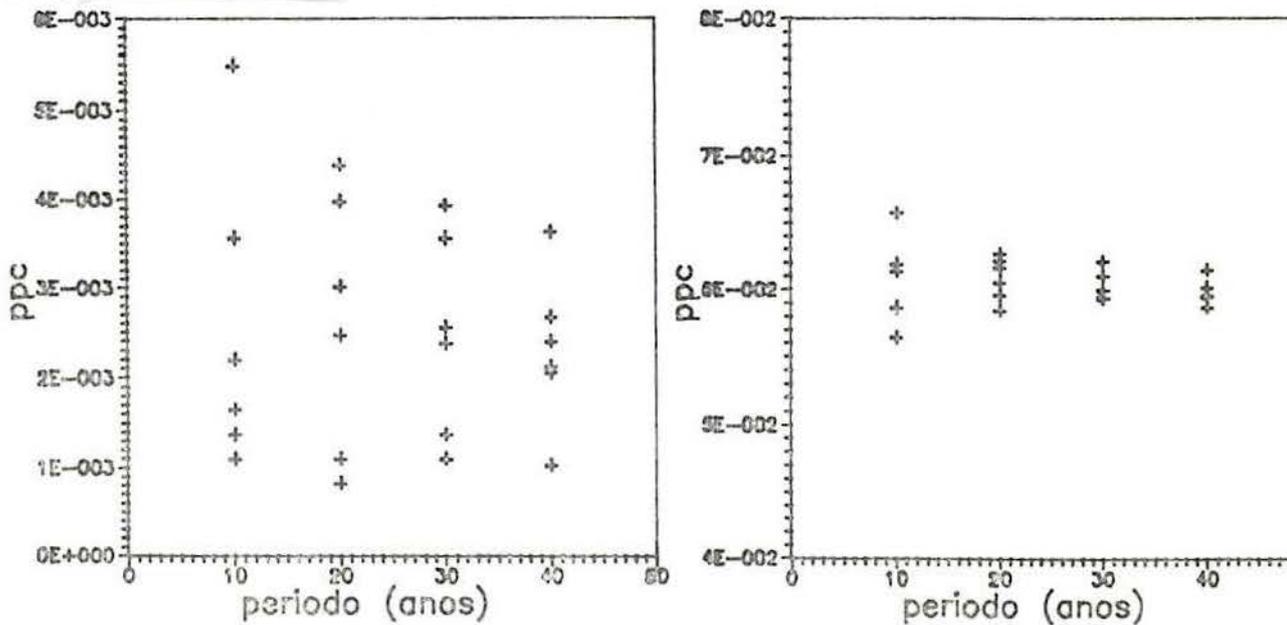
Partindo-se desta afirmação, escolheu-se valores de $cb = 8$ e ppc iguais a 10^{-2} e 10^{-3} para testar a adequabilidade das séries sintetizadas para o dimensionamento de sistemas fotovoltaicos. Este teste foi realizado comparando-se a diferença entre as áreas de painéis resultantes do uso das curvas das séries sintetizadas e aquelas obtidas das curvas das séries observadas. Os resultados encontrados com as séries sintetizadas para Porto Alegre podem ser vistos na Tabela 6.1. Para ppc igual a 10^{-2} as diferenças nunca são superiores a 4% e para ppc igual a 10^{-3} , nunca superiores a 12%, valores estes perfeitamente aceitáveis do ponto de vista do dimensionamento de sistemas fotovoltaicos (ressalta-se que a maioria dos equipamentos são especificados com uma tolerância de $\pm 10\%$).

Tabela 6.1. Diferenças percentuais entre valores observados e sintetizados, para $cb = 8$, para Porto Alegre.

PROCESSO	$ppc = 10^{-2}$	$ppc = 10^{-3}$
GRAHAN-1	3.6	7.0
GRAHAN-2	1.8	0.0
MTM-1	2.7	11.8
MTM-2	3.6	5.5
MTM-3	3.6	10.4
MTM-4	2.7	9.0
MTM-5	4.4	11.1

Outra observação do exame das Figuras 6.3 a 6.6 é que para ppc grandes, isto é, 0.025 e 0.05, não existe diferenças significativas entre os diversos modelos de

geração. A diferença entre série observada e séries sintetizadas nestes casos é pequena. As diferenças maiores encontradas quando a ppc diminui, podem ser explicadas pelo fato de ter-se utilizado sequências com pequeno tamanho. Isto é compreensível pois utilizando-se uma sequência com cerca de 3600 dias, bastariam 3 dias de falha para que a ppc resultante estivesse em torno de 10^{-3} . Acrescentando 1 dia a mais de falha, a alteração na ppc seria de 33%. Isto foi demonstrado gerando-se uma sequência com tamanho maior, em torno de 40 anos, e simulando-se para valores fixos de ca e cb . Pode-se notar que, através da Figura 6.7, a medida que aumenta o número de dias na simulação a dispersão em torno do valor da ppc diminui. Isto é mais evidente na Figura 6.7a, para $ca = 1$ e $cb = 2$ onde o valor da ppc fica em torno de 6×10^{-2} , do que na Figura 6.7b, para $ca = 1.2$ e $cb = 5$, mostrando neste caso que, para ppc inferiores a 10^{-2} , é necessário utilizar sequências muito maiores que 40 anos para se garantir o resultado final.



(a)

(b)

Figura 6.7. Resultados obtidos com simulação de uma sequência, utilizando as matrizes MTM-4, para Porto Alegre com: (a) $ca=1$ e $cb=2$ e (b) $ca=1.2$ e $cb=5$.

Estes resultados podem ser generalizados para as demais sequências, com exceção daquelas sintetizadas com as matrizes de transição de Markov para São Paulo, as quais apresentaram resultados completamente distintos das demais. Estas sequências apresentaram parâmetros estatísticos, tais como assimetria, curtose e coeficiente de autocorrelação, significativamente diferentes dos encontrados nas sequências observadas. Aguiar et alii¹, ao realizarem as comparações entre sequências sintetizadas e observadas, também encontraram diferenças significativas para alguns locais, e as atribuíram a condições climáticas muito particulares. O fato que mais chama a atenção quando se analisam os dados observados para São Paulo, e o que mais os diferenciam dos outros locais, é a uniformidade dos valores de Kt médio mensal ao longo do ano, conforme pode ser observado na Tabela 6.2.

Tabela 6.2. Valores de \overline{Kt} para as 4 localidades analisadas.

MES	PORTO ALEGRE	SÃO PAULO	BRASILIA	MADRID
JAN	0.525	0.404	0.438	0.466
FEV	0.508	0.400	0.493	0.506
MAR	0.526	0.424	0.485	0.568
ABR	0.486	0.445	0.554	0.562
MAI	0.482	0.452	0.596	0.601
JUN	0.456	0.490	0.643	0.632
JUL	0.438	0.475	0.649	0.688
AGO	0.413	0.455	0.617	0.664
SET	0.450	0.402	0.536	0.635
OUT	0.477	0.429	0.480	0.570
NOV	0.489	0.425	0.442	0.543
DEZ	0.514	0.397	0.420	0.464

Embora se tenha observado este fato não há elementos suficientes para generalizar uma conclusão

definitiva de que não se deve aplicar as matrizes de transição de Markov para locais que apresentem valores de \overline{Kt} baixos e invariáveis ao longo do ano.

Analisando-se as Figuras 6.3 a 6.6 , considerando as análises estatísticas publicadas no Capítulo 5, nota-se que quando a forma da distribuição (dada pela mediana e pelos coeficientes de assimetria e curtose) juntamente com os coeficientes de autocorrelação distanciam-se daqueles observados, o resultado não é satisfatório. Já quando a forma da distribuição é adequada, a variação do coeficiente de autocorrelação parece não ser muito importante.

7. CONCLUSÕES E SUGESTÕES

O objetivo deste trabalho foi o de estudar alguns métodos de predição de séries de tempo, especificamente o método ARMA e o processo de Markov, com a finalidade de aplicá-los para a sintetização de dados de radiação solar.

A boa concordância entre os parâmetros estatísticos das séries sintetizadas e os das séries observadas e os resultados obtidos ao utilizarem-se as séries sintéticas para simulação de sistemas fotovoltaicos, mostram que é perfeitamente possível o uso deste procedimento na ausência de dados de radiação solar diários, e principalmente para obter-se sequências de tamanho estatisticamente significantes.

Deve-se destacar os bons resultados obtidos pela aplicação do método ARMA com mapeamento gaussiano, tanto utilizando os valores dos coeficientes de autocorrelação do local como utilizando um valor médio. Isto mostra que é mais importante sintetizar-se sequências com a mesma função densidade de probabilidade das séries observadas do que somente manter artificialmente a autocorrelação. Certamente poderiam ser conseguidos melhores resultados caso se pudesse dispor de uma forma analítica da função distribuição, utilizada para o mapeamento, que melhor representasse os dados observados, principalmente reproduzindo os picos de radiação. Isto foi mostrado ser possível pelos bons resultados apresentados com a utilização da distribuição tipo 'I mínimo' (Gumbel). Aparentemente, esta foi a primeira vez que se utilizou tal distribuição para descrever a função densidade de probabilidade de dados de radiação solar e, notadamente, os resultados obtidos são bem melhores que aqueles obtidos pelas funções comumente encontradas na bibliografia.

Os resultados com a utilização das matrizes de transição de Markov também foram bons, com exceção das

sequências sintetizadas para São Paulo. A introdução de nova metodologia na divisão dos intervalos de $\overline{K_t}$ para a construção das matrizes, isto é, os intervalos de igual probabilidade (MTM-2 e MTM-4), junto com a utilização de uma base de dados maior, mostrou melhores resultados do que com as matrizes obtidas na bibliografia. Estas matrizes, citadas no Anexo II, são suficientes para permitirem a um usuário gerar sequências de radiação solar diária a partir de valores estimados de K_t médio mensal, através da utilização de um algoritmo bastante simples e rápido.

Como sugestão para a continuidade deste trabalho aponta-se a necessidade de obter sequências de radiação solar diária com tamanho adequado (ou melhor das que presentemente estão a disposição) para realizar-se comparações um pouco mais precisas em simulações de sistemas fotovoltaicos com pequenas probabilidades de perda de carga.

Também, a substituição da função de distribuição teórica de Hollands e Huget²⁸ pela função distribuição tipo I mínimo, uma vez obtida a correlação entre a sua forma e algum parâmetro meteorológico (como $\overline{K_t}$, por exemplo) seria muito importante para novas simulações com a metodologia ARMA.

ANEXO I (Ver 2.1)

LOCAL	LATI TUDE	LONGI TUDE	ALTI T	PERIODO
SÃO PAULO	23°30'S	46°37'W	792	01/78 - 12/87
RIO DE JANEIRO	22°55'S	43°10'W	5	02/78 - 03/88
PORTO ALEGRE	30°01'S	51°13'W	47	01/78 - 03/88
MANAUS	3°08'S	60°01'W	60	06/78 - 03/88
BOA VISTA	2°49'N	60°39'W	90	11/80 - 08/85
BRASILIA	15°47'S	47°56'W	1158	01/78 - 03/88
CAROLINA	7°20'S	47°28'W	193	02/78 - 12/87
BELEM	1°27'S	48°28'W	5	05/78 - 12/87
SALVADOR	13°00'S	38°31'W	51	01/78 - 02/86
CURITIBA	25°26'S	49°16'W	924	01/78 - 03/88
BELO HORIZONTE	19°56'S	43°56'W	850	01/79 - 03/88
MADRID	40°35'N	3°45'W	701	10/73 - 12/82
MURCIA	38°00'N	1°08'W	56	05/72 - 12/83
SANTANDER	43°30'N	3°53'W	311	01/74 - 12/82
SALAMANCA	41°00'N	5°30'W	256	01/76 - 12/83

ANEXO II (Ver 5.3.2)

LISTAGEM DAS MATRIZES DE TRANSIÇÃO DE MARKOV

1. MTM-1

MATRIZ 1

.091	.182	.182	.273	.000	.182	.000	.000	.091	.000
.026	.103	.308	.128	.103	.128	.128	.077	.000	.000
.079	.063	.175	.079	.095	.175	.111	.175	.048	.000
.019	.058	.192	.154	.212	.058	.135	.077	.096	.000
.015	.092	.077	.185	.277	.169	.046	.092	.031	.015
.015	.121	.121	.136	.197	.212	.136	.030	.030	.000
.015	.077	.077	.077	.077	.185	.215	.169	.077	.031
.000	.076	.091	.030	.091	.091	.212	.318	.076	.015
.000	.057	.114	.086	.057	.086	.143	.200	.257	.000
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.143	.143	.286	.429

MATRIZ 2

.130	.130	.196	.130	.152	.109	.109	.022	.000	.022
.116	.217	.275	.130	.058	.072	.130	.000	.000	.000
.066	.099	.273	.190	.198	.099	.041	.025	.008	.000
.031	.125	.141	.227	.180	.117	.094	.070	.008	.008
.027	.048	.096	.144	.240	.185	.185	.048	.027	.000
.029	.050	.093	.121	.150	.221	.236	.079	.021	.000
.052	.013	.077	.071	.135	.194	.258	.174	.026	.000
.037	.049	.037	.111	.086	.148	.272	.148	.111	.000
.000	.000	.000	.081	.135	.081	.054	.297	.270	.081
.125	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.500	.375

MATRIZ 3

.073	.220	.268	.146	.122	.098	.049	.024	.000	.000
.130	.130	.188	.116	.159	.159	.072	.043	.000	.000
.098	.107	.134	.196	.214	.107	.071	.063	.009	.000
.031	.079	.173	.173	.236	.157	.118	.031	.000	.000
.052	.063	.132	.195	.247	.172	.115	.023	.000	.000
.013	.089	.063	.133	.241	.241	.158	.057	.000	.006
.015	.022	.090	.075	.104	.246	.336	.097	.015	.000
.000	.000	.078	.078	.125	.156	.219	.313	.031	.000
.111	.000	.111	.000	.111	.000	.000	.333	.333	.000
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	1.00	.000

MATRIZ 4

.091	.218	.218	.109	.127	.055	.091	.073	.018	.000
.111	.093	.176	.213	.185	.083	.074	.056	.009	.000
.050	.134	.092	.118	.227	.176	.109	.025	.067	.000
.061	.085	.079	.170	.218	.170	.097	.103	.018	.000
.019	.060	.121	.144	.214	.172	.177	.079	.014	.000
.030	.064	.068	.140	.165	.271	.169	.068	.025	.000
.028	.061	.056	.089	.112	.224	.280	.121	.023	.005
.021	.097	.062	.062	.083	.152	.200	.248	.076	.000
.036	.000	.036	.036	.034	.071	.089	.357	.321	.000
.000	.000	.000	.000	1.00	.000	.000	.000	.000	.000

MATRIZ 5

.124	.169	.191	.112	.101	.067	.124	.067	.045	.000
.086	.117	.160	.117	.216	.191	.056	.025	.019	.012
.032	.093	.176	.190	.167	.167	.102	.051	.023	.000
.030	.082	.141	.204	.214	.151	.112	.063	.003	.000
.040	.079	.082	.169	.222	.208	.127	.058	.013	.003
.038	.077	.072	.108	.163	.266	.201	.065	.007	.002
.021	.039	.060	.107	.135	.188	.281	.135	.034	.000
.035	.027	.023	.070	.097	.109	.217	.353	.066	.004
.000	.000	.026	.039	.066	.079	.145	.316	.316	.013
.000	.000	.000	.125	.000	.250	.125	.125	.125	.250

MATRIZ 6

.194	.161	.129	.097	.097	.226	.032	.065	.000	.000
.019	.094	.164	.208	.145	.157	.107	.101	.000	.006
.033	.131	.178	.164	.159	.159	.098	.065	.014	.000
.012	.083	.094	.195	.224	.201	.115	.068	.006	.003
.005	.050	.111	.188	.204	.206	.133	.080	.018	.005
.012	.062	.076	.120	.189	.245	.191	.088	.014	.002
.004	.043	.045	.106	.117	.208	.307	.149	.017	.002
.003	.032	.032	.049	.083	.144	.236	.333	.089	.000
.000	.000	.000	.014	.027	.162	.149	.419	.203	.027
.000	.125	.000	.125	.250	.250	.125	.000	.125	.000

MATRIZ 7

.134	.244	.073	.183	.134	.061	.098	.061	.012	.000
.043	.170	.223	.117	.138	.096	.154	.043	.016	.000
.041	.086	.165	.173	.180	.173	.117	.064	.000	.000
.031	.061	.136	.129	.163	.169	.203	.095	.014	.000
.029	.068	.102	.159	.177	.195	.174	.083	.013	.000
.028	.059	.094	.092	.151	.225	.227	.107	.017	.000
.026	.048	.072	.077	.148	.203	.255	.149	.022	.000
.011	.042	.029	.066	.082	.127	.248	.351	.037	.008
.016	.000	.033	.066	.066	.049	.180	.393	.197	.000
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.250	.500	.250

MATRIZ 8

.180	.120	.120	.160	.120	.100	.080	.120	.000	.000
.061	.096	.132	.114	.175	.158	.123	.114	.018	.009
.038	.087	.158	.240	.180	.120	.115	.038	.011	.011
.037	.057	.110	.118	.204	.192	.192	.082	.008	.000
.014	.036	.088	.122	.191	.251	.180	.086	.030	.003
.008	.041	.050	.091	.176	.246	.250	.116	.023	.000
.007	.035	.056	.072	.105	.207	.290	.197	.030	.000
.012	.021	.033	.042	.081	.130	.249	.344	.081	.007
.000	.035	.028	.028	.028	.049	.167	.257	.396	.014
.000	.000	.083	.000	.000	.083	.083	.000	.500	.250

MATRIZ 9

.081	.145	.177	.129	.081	.145	.113	.081	.048	.000
.066	.099	.166	.079	.172	.099	.099	.119	.073	.026
.020	.110	.161	.150	.154	.130	.110	.083	.063	.020
.012	.076	.156	.104	.108	.136	.204	.116	.072	.016
.016	.045	.085	.104	.165	.176	.195	.131	.077	.005
.021	.033	.057	.084	.144	.230	.230	.123	.066	.012
.012	.038	.064	.076	.110	.169	.242	.184	.099	.007
.014	.026	.037	.034	.079	.134	.164	.330	.168	.014
.012	.014	.030	.032	.056	.048	.111	.262	.395	.038
.016	.000	.000	.031	.000	.063	.203	.156	.359	.172

MATRIZ 10

.269	.135	.096	.058	.096	.192	.019	.058	.058	.019
.057	.079	.150	.143	.179	.129	.093	.107	.057	.007
.011	.102	.136	.097	.182	.165	.176	.097	.034	.000
.019	.086	.086	.127	.183	.168	.172	.116	.045	.000
.010	.059	.051	.099	.161	.230	.212	.122	.048	.008
.014	.040	.050	.108	.115	.196	.245	.174	.056	.002
.008	.020	.032	.072	.108	.165	.299	.231	.062	.004
.004	.025	.029	.043	.064	.126	.277	.316	.112	.003
.006	.006	.022	.020	.061	.089	.117	.274	.391	.014
.000	.000	.053	.000	.053	.105	.053	.153	.421	.158

MATRIZ 11

.021	.125	.167	.125	.125	.167	.125	.083	.042	.021
.108	.117	.158	.100	.133	.133	.117	.083	.050	.000
.025	.080	.149	.139	.149	.154	.149	.119	.035	.000
.023	.047	.128	.156	.187	.121	.167	.125	.043	.004
.028	.037	.073	.141	.144	.186	.192	.138	.056	.006
.011	.028	.057	.074	.120	.229	.256	.161	.059	.006
.004	.028	.034	.050	.096	.197	.320	.208	.060	.004
.003	.001	.023	.049	.058	.117	.224	.357	.149	.001
.005	.023	.025	.013	.048	.060	.108	.331	.373	.015
.000	.000	.000	.000	.150	.050	.100	.100	.450	.150

MATRIZ 12

.176	.078	.059	.039	.196	.235	.059	.098	.059	.000
.096	.128	.160	.170	.085	.106	.138	.096	.021	.000
.036	.137	.151	.129	.173	.122	.101	.094	.043	.014
.022	.028	.124	.135	.163	.219	.152	.124	.028	.006
.011	.034	.053	.098	.170	.208	.208	.174	.042	.000
.024	.043	.058	.085	.123	.186	.239	.188	.053	.000
.011	.026	.035	.047	.088	.181	.269	.262	.077	.004
.006	.012	.020	.035	.053	.112	.233	.376	.146	.007
.003	.012	.018	.018	.027	.056	.128	.318	.407	.015
.000	.000	.000	.000	.063	.250	.063	.250	.313	.063

MATRIZ 13

.045	.273	.273	.136	.045	.182	.000	.045	.000	.000
.107	.107	.125	.161	.054	.232	.107	.071	.018	.018
.010	.061	.111	.131	.202	.162	.152	.061	.081	.030
.011	.044	.083	.144	.194	.139	.150	.167	.056	.011
.028	.040	.052	.131	.191	.219	.163	.139	.032	.004
.003	.023	.057	.077	.143	.218	.215	.192	.072	.000
.004	.020	.020	.072	.113	.163	.281	.255	.070	.002
.002	.003	.020	.036	.049	.115	.217	.393	.158	.007
.003	.003	.020	.050	.040	.050	.117	.313	.387	.017
.000	.000	.000	.000	.037	.111	.111	.148	.222	.370

MATRIZ 14

.000	.100	.050	.250	.050	.300	.150	.050	.050	.000
.055	.164	.109	.055	.164	.145	.109	.127	.073	.000
.019	.057	.124	.171	.133	.152	.086	.190	.067	.000
.021	.057	.047	.151	.177	.167	.167	.177	.031	.005
.008	.015	.068	.110	.137	.209	.209	.193	.046	.000
.012	.012	.045	.092	.139	.174	.243	.236	.042	.005
.003	.007	.037	.058	.090	.143	.311	.274	.076	.002
.002	.012	.014	.028	.058	.128	.205	.414	.132	.006
.000	.015	.018	.036	.030	.060	.110	.345	.357	.030
.000	.000	.000	.000	.000	.071	.036	.143	.429	.321

MATRIZ 15

.063	.250	.000	.063	.063	.188	.063	.125	.188	.000
.059	.020	.059	.176	.118	.118	.196	.157	.039	.059
.013	.025	.101	.177	.114	.190	.139	.177	.063	.000
.008	.039	.079	.071	.126	.157	.220	.189	.079	.031
.010	.040	.055	.065	.141	.186	.206	.206	.055	.025
.013	.019	.042	.065	.126	.149	.265	.223	.091	.006
.000	.024	.035	.045	.065	.165	.258	.276	.110	.002
.003	.008	.014	.034	.055	.090	.178	.435	.173	.012
.004	.013	.009	.025	.031	.065	.121	.296	.392	.043
.000	.019	.033	.038	.019	.057	.019	.170	.453	.189

MATRIZ 16

.045	.136	.045	.182	.045	.045	.227	.182	.091	.000
.049	.122	.146	.122	.195	.049	.171	.049	.073	.024
.016	.125	.078	.094	.094	.172	.156	.125	.094	.047
.011	.022	.033	.109	.207	.207	.185	.130	.098	.000
.036	.014	.080	.072	.159	.152	.203	.188	.087	.007
.009	.026	.026	.074	.122	.210	.188	.266	.074	.004
.013	.013	.027	.040	.083	.133	.272	.307	.104	.008
.005	.009	.020	.028	.026	.091	.192	.495	.129	.006
.003	.008	.023	.020	.020	.051	.099	.273	.476	.028
.038	.038	.038	.000	.000	.000	.115	.115	.538	.115

MATRIZ 17

.000	.000	.143	.286	.286	.000	.143	.143	.000	.000
.045	.045	.045	.045	.136	.182	.182	.273	.000	.045
.019	.077	.038	.115	.058	.231	.250	.077	.135	.000
.017	.017	.117	.067	.150	.183	.167	.150	.133	.000
.000	.009	.047	.084	.150	.084	.206	.299	.121	.000
.006	.019	.064	.083	.141	.147	.192	.224	.109	.013
.004	.012	.038	.054	.038	.154	.204	.323	.104	.019
.002	.010	.023	.018	.031	.072	.165	.444	.220	.016
.003	.010	.010	.005	.036	.048	.099	.273	.490	.020
.000	.000	.000	.000	.000	.029	.086	.171	.429	.286

MATRIZ 18

.067	.067	.267	.067	.133	.200	.000	.067	.133	.000
.087	.130	.130	.130	.130	.000	.174	.174	.043	.000
.071	.107	.071	.107	.000	.143	.107	.071	.321	.000
.000	.081	.081	.081	.135	.135	.108	.189	.189	.000
.000	.068	.051	.085	.169	.085	.119	.288	.102	.034
.010	.021	.041	.052	.052	.186	.155	.299	.165	.021
.029	.000	.010	.048	.076	.143	.095	.305	.257	.038
.011	.011	.026	.026	.063	.103	.122	.351	.251	.037
.006	.012	.000	.012	.021	.047	.068	.225	.524	.086
.014	.000	.014	.027	.027	.041	.082	.110	.329	.356

MATRIZ 19

.000	.333	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.667	.000
.000	.000	.000	.000	.125	.250	.000	.375	.125	.125
.000	.091	.000	.000	.364	.091	.182	.182	.091	.000
.038	.000	.000	.077	.115	.077	.154	.154	.346	.038
.000	.025	.050	.025	.175	.225	.225	.200	.050	.025
.013	.000	.000	.075	.087	.138	.237	.275	.175	.000
.008	.003	.000	.032	.056	.177	.177	.234	.306	.000
.000	.004	.011	.025	.018	.069	.119	.386	.354	.014
.000	.007	.015	.015	.010	.032	.080	.238	.560	.044
.000	.000	.000	.000	.065	.032	.065	.129	.516	.194

MATRIZ 20

.152	.303	.121	.152	.061	.061	.091	.061	.000	.000
.049	.180	.262	.131	.066	.164	.049	.049	.049	.000
.065	.097	.145	.258	.145	.161	.065	.048	.016	.000
.022	.066	.066	.154	.165	.176	.198	.110	.033	.011
.011	.086	.065	.172	.097	.161	.237	.097	.075	.000
.066	.058	.073	.066	.146	.197	.168	.161	.058	.007
.020	.059	.046	.065	.124	.150	.255	.203	.072	.007
.025	.006	.019	.037	.062	.136	.179	.315	.173	.049
.011	.006	.011	.028	.022	.066	.066	.166	.519	.105
.000	.018	.000	.036	.018	.000	.000	.018	.455	.455

2. MTM-2

MATRIZ 1

.167	.333	.000	.167	.167	.000	.000	.167	.000	.000
.400	.000	.200	.000	.200	.000	.200	.000	.000	.000
.000	.167	.167	.167	.000	.333	.167	.000	.000	.000
.000	.000	.400	.000	.400	.000	.000	.000	.200	.000
.143	.000	.286	.286	.000	.143	.000	.000	.000	.143
.167	.000	.000	.000	.167	.167	.500	.000	.000	.000
.182	.000	.000	.000	.182	.091	.364	.091	.091	.000
.000	.000	.000	.167	.000	.000	.167	.667	.000	.000
.000	.333	.000	.000	.000	.333	.000	.000	.333	.000
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.333	.000	.000	.667

MATRIZ 2

.111	.139	.194	.208	.125	.097	.056	.042	.014	.014
.069	.191	.267	.122	.061	.130	.122	.031	.008	.000
.083	.078	.229	.151	.174	.110	.073	.069	.032	.000
.038	.110	.148	.212	.186	.106	.106	.059	.025	.008
.029	.051	.101	.167	.246	.174	.141	.069	.022	.000
.022	.064	.094	.109	.184	.251	.191	.067	.019	.000
.033	.044	.063	.085	.133	.199	.225	.173	.041	.004
.017	.055	.066	.094	.072	.099	.282	.193	.110	.011
.000	.000	.022	.065	.129	.075	.086	.280	.301	.043
.143	.000	.000	.071	.000	.000	.000	.000	.500	.286

MATRIZ 3

.101	.210	.181	.109	.101	.130	.087	.065	.014	.000
.044	.133	.169	.208	.169	.133	.080	.055	.008	.004
.026	.106	.162	.162	.207	.167	.101	.054	.014	.000
.016	.072	.124	.203	.211	.185	.120	.060	.008	.001
.012	.063	.110	.160	.215	.214	.147	.065	.011	.002
.017	.064	.072	.118	.173	.256	.198	.081	.013	.001
.010	.045	.054	.104	.127	.216	.295	.131	.016	.003
.009	.033	.031	.062	.083	.128	.239	.341	.067	.002
.005	.005	.021	.031	.042	.099	.146	.401	.240	.010
.000	.056	.000	.056	.167	.222	.111	.111	.167	.111

MATRIZ 4

.127	.139	.145	.133	.102	.133	.090	.109	.024	.000
.053	.123	.160	.121	.162	.134	.112	.090	.026	.000
.027	.104	.167	.169	.172	.129	.131	.073	.028	.000
.022	.072	.124	.128	.177	.186	.170	.097	.022	.002
.015	.051	.081	.133	.191	.236	.177	.093	.020	.003
.014	.041	.068	.093	.163	.243	.246	.112	.021	.000
.010	.035	.052	.080	.119	.198	.284	.194	.028	.000
.012	.019	.034	.044	.074	.111	.243	.382	.078	.003
.002	.020	.034	.027	.047	.074	.147	.332	.307	.009
.000	.000	.063	.063	.000	.063	.000	.188	.563	.063

MATRIZ 5

.145	.169	.084	.084	.157	.157	.096	.048	.048	.012
.080	.097	.160	.155	.130	.113	.113	.092	.055	.004
.012	.099	.123	.141	.162	.168	.150	.099	.045	.000
.018	.052	.122	.153	.167	.177	.159	.112	.038	.002
.019	.041	.052	.119	.163	.201	.208	.150	.044	.003
.011	.035	.050	.090	.115	.213	.249	.176	.057	.003
.003	.025	.032	.052	.092	.192	.323	.214	.064	.003
.004	.017	.021	.040	.063	.118	.246	.353	.137	.001
.005	.016	.020	.018	.043	.065	.118	.324	.382	.008
.000	.000	.000	.000	.115	.154	.115	.077	.346	.192

MATRIZ 6

.055	.236	.109	.182	.091	.200	.109	.000	.018	.000
.075	.118	.149	.106	.093	.174	.118	.118	.037	.012
.021	.076	.141	.145	.166	.155	.110	.117	.065	.003
.014	.057	.075	.129	.179	.176	.167	.158	.036	.009
.013	.027	.064	.121	.161	.220	.186	.167	.040	.002
.008	.022	.052	.083	.140	.208	.236	.201	.048	.002
.004	.015	.032	.055	.095	.162	.302	.266	.067	.001
.003	.009	.021	.033	.051	.117	.213	.424	.124	.005
.001	.008	.021	.036	.029	.055	.111	.336	.383	.019
.000	.000	.000	.000	.020	.120	.040	.180	.340	.300

MATRIZ 7

.061	.212	.030	.182	.030	.091	.121	.061	.212	.000
.034	.090	.045	.146	.157	.124	.213	.135	.034	.022
.007	.043	.129	.157	.129	.164	.136	.150	.064	.021
.014	.046	.059	.078	.137	.201	.205	.164	.078	.018
.017	.031	.048	.076	.160	.182	.199	.204	.070	.014
.013	.014	.042	.063	.139	.181	.260	.215	.069	.004
.002	.021	.028	.044	.085	.155	.281	.296	.085	.004
.003	.008	.015	.030	.041	.083	.200	.485	.130	.004
.006	.010	.018	.021	.032	.059	.088	.285	.453	.028
.000	.019	.056	.000	.000	.037	.074	.222	.444	.148

MATRIZ 8

.000	.000	.231	.154	.308	.000	.154	.077	.077	.000
.020	.102	.143	.082	.122	.143	.143	.204	.020	.020
.036	.096	.036	.108	.048	.217	.217	.084	.157	.000
.011	.042	.126	.063	.147	.168	.137	.189	.105	.011
.000	.023	.053	.083	.146	.082	.193	.304	.111	.000
.012	.019	.054	.065	.115	.154	.181	.269	.119	.012
.003	.015	.031	.046	.087	.164	.176	.335	.120	.023
.001	.012	.021	.019	.042	.079	.151	.433	.225	.017
.004	.009	.006	.010	.026	.048	.101	.258	.501	.035
.000	.015	.015	.015	.029	.029	.088	.162	.412	.235

MATRIZ 9

.000	.333	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.667	.000
.000	.000	.000	.000	.125	.250	.000	.375	.125	.125
.000	.091	.000	.000	.364	.091	.182	.182	.091	.000
.038	.000	.000	.077	.115	.077	.154	.154	.346	.038
.000	.025	.050	.025	.175	.225	.225	.200	.050	.025
.013	.000	.000	.075	.087	.138	.237	.275	.175	.000
.008	.008	.000	.032	.056	.177	.177	.234	.306	.000
.000	.004	.011	.025	.018	.069	.119	.386	.354	.014
.000	.007	.015	.015	.010	.032	.080	.238	.560	.044
.000	.000	.000	.000	.065	.032	.065	.129	.516	.194

MATRIZ 10

.152	.303	.121	.152	.061	.061	.091	.061	.000	.000
.049	.180	.262	.131	.066	.164	.049	.049	.049	.000
.065	.097	.145	.258	.145	.161	.065	.048	.016	.000
.022	.066	.066	.154	.165	.176	.198	.110	.033	.011
.011	.086	.065	.172	.097	.161	.237	.097	.075	.000
.066	.058	.073	.066	.146	.197	.168	.161	.058	.007
.020	.059	.046	.065	.124	.150	.255	.203	.072	.007
.025	.006	.019	.037	.062	.136	.179	.315	.173	.049
.011	.006	.011	.023	.022	.066	.066	.166	.519	.105
.000	.018	.000	.036	.018	.000	.000	.018	.455	.455

3. MTM-3

MATRIZ 1

.229	.333	.208	.042	.083	.042	.042	.021	.000	.000
.167	.319	.194	.139	.097	.028	.042	.000	.014	.000
.250	.250	.091	.136	.091	.046	.046	.023	.068	.000
.158	.237	.158	.263	.026	.053	.079	.026	.000	.000
.211	.053	.211	.158	.053	.053	.158	.105	.000	.000
.125	.125	.250	.188	.063	.125	.000	.125	.000	.000
.040	.240	.080	.120	.030	.080	.120	.120	.080	.040
.000	.250	.000	.125	.000	.125	.125	.250	.063	.063
.000	.250	.000	.125	.250	.000	.250	.000	.000	.125
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.500	.250	.000	.250

MATRIZ 2

.000	.000	.091	.000	.364	.091	.182	.000	.273	.000
.118	.118	.176	.118	.059	.118	.176	.059	.059	.000
.067	.267	.067	.200	.067	.000	.133	.133	.000	.067
.118	.235	.000	.235	.059	.176	.118	.000	.059	.000
.077	.154	.308	.077	.154	.077	.000	.077	.077	.000
.083	.000	.167	.250	.083	.167	.000	.083	.167	.000
.222	.222	.000	.111	.111	.000	.111	.222	.000	.000
.091	.182	.273	.000	.091	.273	.000	.091	.000	.000
.111	.111	.111	.222	.000	.000	.000	.222	.111	.111
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.500	.000	.000	.500

MATRIZ 3

.206	.088	.176	.176	.088	.029	.176	.029	.029	.000
.120	.100	.140	.160	.120	.220	.100	.000	.020	.020
.077	.123	.185	.123	.077	.139	.092	.123	.061	.000
.048	.111	.095	.206	.206	.190	.095	.048	.000	.000
.059	.137	.118	.137	.098	.118	.118	.157	.059	.000
.014	.097	.139	.153	.125	.139	.208	.056	.042	.028
.073	.101	.116	.145	.087	.159	.203	.087	.029	.000
.019	.037	.111	.056	.074	.111	.185	.296	.074	.037
.035	.069	.035	.000	.035	.103	.172	.138	.379	.035
.000	.167	.167	.000	.167	.000	.000	.333	.000	.167

MATRIZ 4

.167	.167	.167	.000	.093	.125	.000	.167	.125	.000
.117	.117	.150	.117	.093	.117	.200	.067	.017	.017
.049	.085	.134	.158	.098	.110	.134	.134	.061	.037
.039	.090	.141	.141	.167	.141	.090	.141	.039	.013
.009	.139	.074	.093	.194	.139	.167	.093	.074	.019
.036	.018	.117	.099	.144	.180	.180	.117	.072	.036
.000	.046	.061	.061	.136	.159	.273	.167	.098	.000
.016	.056	.080	.128	.104	.080	.160	.208	.136	.032
.011	.053	.021	.043	.128	.096	.074	.223	.277	.074
.000	.074	.037	.000	.074	.074	.074	.074	.333	.259

MATRIZ 5

.120	.200	.160	.120	.120	.120	.080	.000	.040	.040
.100	.080	.120	.140	.140	.200	.180	.040	.000	.000
.046	.114	.068	.171	.125	.171	.080	.159	.057	.011
.015	.061	.084	.099	.191	.153	.153	.115	.115	.015
.024	.030	.098	.098	.165	.195	.195	.140	.043	.012
.015	.026	.062	.124	.144	.170	.170	.222	.062	.005
.000	.013	.045	.108	.112	.175	.188	.224	.117	.018
.008	.023	.054	.066	.093	.125	.191	.253	.183	.004
.006	.022	.061	.033	.067	.083	.139	.222	.322	.044
.000	.046	.091	.091	.046	.046	.136	.091	.273	.182

MATRIZ 6

.250	.179	.107	.107	.143	.071	.107	.036	.000	.000
.133	.022	.089	.111	.156	.178	.111	.133	.067	.000
.064	.048	.143	.048	.175	.143	.206	.095	.079	.000
.000	.022	.078	.111	.156	.156	.244	.167	.044	.022
.016	.027	.037	.069	.160	.219	.230	.160	.075	.005
.013	.025	.030	.093	.144	.202	.215	.219	.055	.004
.006	.041	.035	.064	.090	.180	.337	.192	.049	.006
.012	.021	.029	.035	.132	.123	.184	.371	.082	.012
.008	.016	.016	.024	.071	.103	.159	.270	.309	.024
.000	.000	.000	.000	.059	.000	.059	.294	.412	.176

MATRIZ 7

.217	.087	.000	.174	.130	.087	.087	.130	.087	.000
.026	.079	.132	.079	.026	.158	.158	.132	.158	.053
.020	.020	.020	.040	.160	.180	.160	.200	.100	.100
.025	.013	.038	.076	.076	.139	.139	.266	.215	.013
.030	.030	.050	.020	.091	.131	.162	.283	.131	.071
.006	.006	.013	.057	.057	.121	.204	.287	.185	.064
.004	.026	.037	.030	.093	.107	.193	.307	.167	.037
.011	.009	.014	.042	.041	.071	.152	.418	.203	.041
.012	.022	.022	.038	.019	.050	.113	.281	.360	.084
.008	.024	.039	.039	.063	.039	.118	.118	.284	.268

MATRIZ 8

.067	.133	.133	.067	.067	.200	.133	.133	.067	.000
.118	.039	.059	.059	.059	.118	.118	.235	.118	.059
.000	.024	.024	.049	.143	.073	.195	.244	.195	.049
.026	.000	.026	.026	.053	.184	.263	.184	.237	.000
.014	.000	.042	.056	.069	.097	.139	.306	.278	.000
.009	.009	.052	.069	.052	.112	.215	.285	.138	.060
.009	.009	.026	.017	.094	.099	.232	.283	.210	.021
.010	.014	.016	.019	.027	.062	.163	.467	.202	.019
.004	.007	.031	.017	.033	.050	.086	.252	.469	.050
.000	.000	.015	.046	.031	.046	.077	.123	.446	.215

MATRIZ 9

.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	1.00	.000
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	1.00	.000
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.250	.250	.500	.000
.000	.000	.000	.000	.250	.000	.000	.375	.250	.125
.000	.000	.000	.083	.000	.167	.167	.250	.333	.000
.000	.000	.042	.042	.042	.083	.083	.292	.292	.125
.000	.000	.032	.000	.000	.032	.129	.337	.355	.065
.000	.000	.000	.038	.038	.075	.047	.340	.415	.047
.004	.004	.007	.007	.011	.030	.052	.141	.654	.089
.000	.000	.000	.000	.061	.061	.030	.030	.349	.470

MATRIZ 10

.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	1.00	.000
.100	.100	.100	.100	.100	.100	.100	.100	.100	.100
.000	.000	.000	.250	.000	.000	.000	.500	.250	.000
.000	.000	.143	.143	.000	.143	.143	.429	.000	.000
.000	.000	.000	.200	.000	.000	.200	.400	.200	.000
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.222	.444	.333	.000
.000	.000	.000	.000	.080	.080	.080	.480	.240	.040
.000	.000	.027	.009	.027	.018	.135	.523	.252	.009
.000	.000	.000	.022	.000	.043	.043	.326	.511	.054
.000	.000	.000	.143	.000	.000	.000	.143	.714	.000

MATRIZ 4

.077	.173	.288	.154	.058	.115	.096	.038	.000	.000
.100	.090	.240	.120	.170	.120	.120	.040	.000	.000
.083	.141	.109	.173	.218	.128	.071	.077	.000	.000
.041	.066	.122	.213	.213	.162	.132	.041	.010	.000
.042	.067	.130	.184	.218	.197	.126	.033	.004	.000
.008	.073	.082	.180	.196	.233	.167	.057	.004	.000
.013	.040	.067	.067	.129	.240	.316	.116	.009	.004
.009	.026	.078	.043	.103	.147	.233	.310	.043	.009
.067	.000	.067	.067	.067	.000	.133	.400	.200	.000
.000	.000	.000	.000	.500	.000	.000	.000	.500	.000

MATRIZ 5

.126	.200	.189	.095	.084	.137	.084	.063	.021	.000
.044	.141	.138	.207	.188	.157	.060	.047	.016	.003
.027	.113	.167	.162	.216	.152	.088	.054	.022	.000
.013	.073	.131	.201	.217	.182	.112	.061	.010	.002
.016	.066	.109	.166	.222	.212	.145	.052	.009	.003
.020	.068	.068	.121	.182	.260	.193	.076	.010	.002
.017	.045	.048	.115	.122	.209	.300	.125	.018	.001
.013	.034	.027	.059	.092	.119	.224	.354	.077	.000
.008	.000	.008	.048	.032	.089	.145	.403	.250	.016
.000	.000	.000	.100	.100	.300	.200	.100	.100	.100

MATRIZ 6

.108	.225	.108	.167	.142	.083	.092	.058	.017	.000
.048	.171	.193	.126	.130	.123	.152	.045	.011	.000
.048	.086	.156	.177	.177	.180	.102	.073	.000	.000
.033	.072	.133	.168	.175	.170	.159	.079	.011	.000
.026	.062	.102	.159	.194	.203	.155	.085	.012	.002
.032	.064	.086	.099	.161	.241	.208	.094	.015	.000
.022	.042	.073	.087	.136	.200	.267	.152	.019	.001
.012	.040	.029	.066	.083	.125	.252	.345	.042	.006
.012	.000	.025	.062	.074	.074	.173	.383	.198	.000
.167	.000	.000	.000	.000	.167	.000	.167	.333	.167

MATRIZ 7

.171	.100	.143	.171	.114	.100	.071	.129	.000	.000
.058	.099	.140	.116	.196	.157	.110	.099	.029	.006
.029	.085	.157	.219	.167	.137	.127	.042	.029	.007
.024	.063	.119	.119	.175	.190	.214	.079	.016	.000
.012	.037	.089	.117	.196	.255	.187	.084	.021	.002
.010	.038	.055	.086	.193	.255	.240	.103	.021	.000
.007	.034	.063	.073	.117	.211	.286	.187	.023	.000
.012	.018	.031	.042	.068	.114	.248	.381	.082	.004
.005	.029	.039	.039	.025	.064	.152	.275	.363	.010
.000	.000	.083	.000	.000	.083	.083	.000	.500	.250

MATRIZ 8

.083	.153	.167	.083	.069	.194	.083	.097	.069	.000
.072	.084	.186	.096	.168	.132	.120	.102	.042	.000
.020	.116	.152	.116	.168	.120	.136	.124	.044	.004
.021	.097	.128	.142	.152	.173	.131	.104	.052	.000
.014	.049	.075	.108	.164	.199	.206	.117	.061	.007
.024	.042	.062	.107	.127	.177	.236	.167	.054	.006
.014	.035	.046	.078	.112	.146	.260	.232	.069	.008
.014	.019	.030	.040	.091	.102	.222	.348	.133	.001
.010	.007	.030	.022	.052	.070	.132	.292	.364	.020
.000	.000	.040	.040	.040	.080	.120	.120	.440	.120

MATRIZ 9

.234	.191	.106	.064	.191	.085	.043	.021	.043	.021
.081	.096	.133	.141	.156	.111	.089	.133	.052	.007
.011	.073	.130	.153	.141	.158	.169	.119	.045	.000
.024	.060	.119	.119	.175	.159	.183	.127	.036	.000
.013	.049	.051	.100	.175	.205	.202	.137	.067	.000
.005	.038	.050	.087	.101	.215	.243	.188	.070	.003
.005	.030	.031	.055	.100	.186	.294	.227	.070	.001
.004	.017	.023	.039	.060	.134	.245	.346	.130	.002
.005	.017	.021	.019	.043	.079	.119	.315	.375	.007
.000	.000	.000	.000	.083	.250	.083	.083	.333	.167

MATRIZ 10

.021	.104	.146	.083	.167	.229	.104	.083	.063	.000
.087	.117	.146	.184	.126	.097	.117	.078	.049	.000
.030	.098	.134	.140	.171	.146	.146	.079	.055	.000
.022	.035	.135	.170	.166	.175	.127	.118	.044	.009
.028	.031	.063	.135	.173	.182	.195	.154	.038	.000
.017	.034	.065	.084	.128	.205	.249	.157	.059	.002
.006	.027	.026	.044	.081	.194	.336	.220	.060	.006
.006	.018	.013	.042	.061	.118	.253	.341	.145	.003
.008	.014	.030	.006	.041	.055	.119	.304	.412	.011
.000	.000	.000	.000	.125	.063	.125	.125	.375	.188

MATRIZ 11

.079	.289	.158	.132	.105	.132	.026	.079	.000	.000
.098	.088	.157	.147	.059	.186	.118	.118	.020	.010
.018	.094	.140	.129	.164	.152	.146	.076	.058	.023
.012	.051	.103	.119	.198	.142	.154	.166	.047	.008
.020	.037	.051	.121	.171	.225	.183	.146	.037	.006
.005	.027	.058	.074	.133	.223	.216	.198	.065	.000
.007	.021	.026	.061	.107	.174	.272	.258	.070	.003
.003	.009	.022	.038	.044	.115	.213	.390	.159	.007
.002	.004	.019	.036	.030	.055	.119	.318	.399	.017
.000	.000	.000	.000	.028	.167	.083	.194	.250	.278

MATRIZ 12

.000	.100	.050	.250	.050	.300	.150	.050	.050	.000
.055	.164	.109	.055	.164	.145	.109	.127	.073	.000
.019	.057	.124	.171	.133	.152	.086	.190	.067	.000
.021	.057	.047	.151	.177	.167	.167	.177	.031	.005
.008	.015	.068	.110	.137	.209	.209	.198	.046	.000
.012	.012	.045	.092	.139	.174	.243	.236	.042	.005
.003	.007	.037	.058	.090	.143	.311	.274	.076	.002
.002	.012	.014	.028	.058	.128	.205	.414	.132	.006
.000	.015	.018	.036	.030	.060	.110	.345	.357	.030
.000	.000	.000	.000	.000	.071	.036	.143	.429	.321

MATRIZ 13

.100	.300	.000	.100	.000	.100	.100	.000	.300	.000
.103	.034	.034	.138	.103	.069	.276	.103	.034	.103
.024	.000	.119	.190	.024	.190	.143	.190	.119	.000
.000	.014	.042	.113	.099	.183	.268	.113	.099	.070
.010	.038	.077	.038	.135	.183	.202	.173	.106	.038
.012	.030	.000	.060	.126	.156	.228	.263	.120	.006
.000	.015	.036	.044	.102	.160	.269	.218	.149	.007
.003	.016	.027	.037	.059	.090	.186	.370	.197	.016
.003	.010	.010	.026	.023	.063	.122	.296	.411	.036
.000	.041	.041	.041	.020	.020	.020	.122	.367	.327

MATRIZ 14

.000	.231	.000	.154	.077	.077	.077	.154	.231	.000
.000	.140	.047	.163	.163	.093	.140	.186	.047	.023
.000	.045	.090	.164	.194	.090	.164	.149	.075	.030
.010	.071	.061	.092	.133	.173	.204	.194	.051	.010
.019	.025	.062	.075	.180	.174	.199	.161	.099	.006
.017	.017	.064	.047	.128	.171	.244	.226	.077	.009
.003	.021	.029	.038	.083	.137	.257	.311	.113	.008
.003	.005	.014	.040	.044	.094	.185	.422	.185	.008
.005	.010	.015	.017	.022	.063	.073	.299	.462	.034
.000	.025	.050	.000	.000	.050	.075	.200	.325	.275

MATRIZ 15

.000	.095	.095	.143	.190	.143	.095	.143	.048	.048
.032	.065	.194	.097	.226	.065	.161	.129	.032	.000
.040	.053	.133	.107	.080	.267	.200	.067	.040	.013
.029	.043	.057	.029	.157	.214	.243	.129	.100	.000
.022	.007	.074	.059	.169	.154	.184	.235	.088	.007
.004	.027	.045	.090	.152	.166	.166	.247	.090	.013
.009	.027	.030	.021	.082	.155	.243	.313	.112	.006
.010	.005	.026	.021	.021	.096	.179	.489	.144	.010
.006	.003	.018	.018	.035	.038	.100	.301	.457	.024
.000	.000	.040	.000	.000	.040	.080	.200	.520	.120

MATRIZ 16

.000	.000	.200	.200	.000	.000	.200	.200	.200	.000
.000	.056	.056	.056	.056	.111	.278	.333	.056	.000
.000	.045	.000	.136	.045	.045	.273	.182	.273	.000
.023	.023	.070	.047	.140	.140	.186	.233	.140	.000
.000	.038	.013	.090	.141	.103	.115	.385	.115	.000
.017	.008	.050	.059	.092	.193	.160	.311	.092	.017
.000	.021	.016	.042	.084	.153	.205	.321	.137	.021
.000	.009	.014	.018	.050	.076	.153	.451	.213	.016
.006	.008	.003	.017	.025	.045	.092	.243	.528	.034
.000	.000	.000	.000	.028	.028	.083	.139	.444	.278

MATRIZ 17

.091	.000	.273	.091	.182	.091	.091	.091	.091	.000
.125	.125	.188	.125	.188	.125	.000	.125	.000	.000
.115	.077	.077	.115	.115	.115	.077	.115	.192	.000
.000	.103	.034	.103	.138	.069	.207	.103	.207	.034
.000	.073	.146	.073	.122	.073	.171	.293	.000	.049
.019	.000	.019	.056	.074	.093	.148	.352	.241	.000
.011	.023	.011	.057	.069	.138	.138	.333	.195	.023
.005	.010	.024	.029	.034	.077	.115	.375	.303	.029
.005	.009	.014	.014	.027	.041	.108	.257	.459	.068
.029	.000	.029	.029	.029	.029	.088	.118	.412	.235

MATRIZ 18

.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	1.00
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	1.00
.000	.000	.000	.000	.000	.333	.000	.333	.000	.333
.000	.000	.000	.000	.143	.000	.000	.286	.429	.143
.000	.111	.000	.111	.000	.111	.111	.111	.444	.000
.000	.000	.000	.059	.059	.059	.412	.118	.235	.059
.000	.000	.000	.028	.056	.167	.222	.167	.278	.083
.014	.000	.000	.014	.029	.029	.058	.261	.464	.130
.000	.000	.007	.000	.007	.034	.075	.184	.442	.252
.000	.000	.014	.022	.014	.007	.036	.087	.210	.609

MATRIZ 19

.000	1.00	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000
.000	.000	.000	.000	.333	.000	.000	.333	.000	.333
.000	.000	.000	.000	.500	.000	.500	.000	.000	.000
.083	.000	.000	.167	.000	.167	.333	.083	.167	.000
.000	.000	.000	.000	.273	.273	.227	.136	.091	.000
.000	.000	.000	.073	.122	.195	.171	.293	.146	.000
.000	.000	.000	.041	.041	.224	.184	.204	.306	.000
.000	.000	.011	.032	.032	.097	.129	.344	.333	.022
.000	.016	.008	.016	.024	.032	.081	.258	.508	.056
.000	.000	.000	.000	.067	.000	.067	.133	.400	.333

MATRIZ 20

.152	.303	.121	.152	.061	.061	.091	.061	.000	.000
.049	.180	.262	.131	.066	.164	.049	.049	.049	.000
.065	.097	.145	.258	.145	.161	.065	.048	.016	.000
.022	.066	.066	.154	.165	.176	.198	.110	.033	.011
.011	.086	.065	.172	.097	.161	.237	.097	.075	.000
.066	.058	.073	.066	.146	.197	.168	.161	.058	.007
.020	.059	.046	.065	.124	.150	.255	.203	.072	.007
.025	.006	.019	.037	.062	.136	.179	.315	.173	.049
.011	.006	.011	.028	.022	.066	.066	.166	.519	.105
.000	.018	.000	.036	.018	.000	.000	.018	.455	.455

5. MTM-5

MATRIZ 1

.091	.182	.182	.273	.000	.182	.000	.000	.091	.000
.026	.103	.308	.128	.103	.128	.128	.077	.000	.000
.079	.063	.175	.079	.095	.175	.111	.175	.048	.000
.019	.058	.192	.154	.212	.058	.135	.077	.096	.000
.015	.092	.077	.185	.277	.169	.046	.092	.031	.015
.015	.121	.121	.136	.197	.212	.136	.030	.030	.000
.015	.077	.077	.077	.077	.185	.215	.169	.077	.031
.000	.076	.091	.030	.091	.091	.212	.318	.076	.015
.000	.057	.114	.086	.057	.086	.143	.200	.257	.000
.000	.000	.000	.000	.000	.000	.143	.143	.286	.429

MATRIZ 2

.115	.131	.197	.197	.148	.082	.066	.033	.016	.016
.082	.224	.255	.112	.061	.092	.143	.020	.010	.000
.082	.094	.245	.176	.195	.101	.057	.038	.013	.000
.042	.116	.137	.221	.174	.126	.095	.053	.026	.011
.033	.042	.099	.174	.235	.169	.164	.056	.028	.000
.024	.048	.077	.105	.177	.273	.201	.081	.014	.000
.037	.037	.070	.079	.136	.201	.248	.164	.028	.000
.024	.032	.032	.119	.079	.111	.278	.190	.127	.008
.000	.000	.015	.075	.134	.075	.060	.269	.313	.060
.182	.000	.000	.091	.000	.000	.000	.000	.455	.273

MATRIZ 3

.101	.208	.208	.132	.101	.101	.088	.044	.019	.000
.090	.110	.177	.152	.210	.145	.077	.023	.013	.003
.036	.106	.152	.186	.219	.140	.096	.053	.012	.000
.043	.085	.126	.212	.212	.159	.109	.048	.007	.000
.032	.076	.110	.162	.234	.210	.125	.046	.001	.003
.031	.066	.076	.134	.163	.278	.183	.064	.005	.000
.025	.047	.057	.101	.136	.231	.268	.119	.011	.005
.031	.033	.033	.069	.067	.133	.241	.349	.044	.000
.000	.000	.030	.061	.061	.015	.121	.409	.303	.000
.000	.000	.000	.000	.143	.286	.143	.143	.143	.143

MATRIZ 4

.139	.181	.125	.167	.097	.167	.042	.069	.014	.000
.035	.140	.154	.167	.159	.116	.129	.092	.005	.003
.024	.099	.183	.183	.174	.157	.110	.058	.013	.000
.012	.071	.106	.167	.208	.197	.142	.087	.009	.001
.006	.050	.102	.163	.195	.210	.175	.082	.013	.003
.011	.053	.074	.111	.166	.241	.225	.101	.017	.001
.003	.043	.059	.089	.115	.218	.290	.160	.022	.001
.004	.025	.035	.058	.079	.131	.251	.348	.063	.006
.000	.010	.019	.014	.033	.090	.148	.371	.290	.024
.000	.050	.000	.100	.100	.150	.050	.050	.400	.100

MATRIZ 5

.176	.140	.154	.088	.110	.132	.074	.074	.044	.007
.060	.093	.142	.126	.167	.153	.101	.099	.058	.000
.019	.106	.141	.148	.171	.147	.130	.093	.043	.004
.023	.077	.129	.123	.151	.163	.180	.112	.042	.000
.013	.051	.076	.100	.169	.226	.199	.119	.042	.004
.011	.041	.052	.104	.148	.216	.228	.150	.047	.002
.008	.029	.049	.069	.118	.173	.286	.216	.049	.004
.011	.023	.029	.042	.072	.113	.233	.357	.118	.002
.007	.013	.031	.021	.048	.079	.128	.296	.367	.011
.000	.000	.097	.032	.065	.097	.129	.129	.355	.097

MATRIZ 6

.054	.196	.130	.076	.141	.163	.109	.054	.065	.011
.107	.115	.160	.136	.095	.128	.119	.103	.037	.000
.024	.096	.131	.142	.163	.160	.126	.107	.040	.011
.017	.045	.122	.141	.188	.167	.145	.134	.037	.004
.018	.034	.061	.124	.159	.190	.208	.159	.043	.003
.011	.031	.056	.080	.124	.228	.232	.174	.061	.003
.006	.027	.033	.051	.095	.187	.302	.229	.068	.004
.003	.014	.020	.040	.052	.119	.230	.374	.145	.005
.003	.016	.021	.025	.035	.055	.112	.320	.398	.014
.000	.000	.000	.000	.044	.178	.111	.156	.356	.156

MATRIZ 7

.000	.133	.089	.200	.089	.267	.089	.067	.067	.000
.063	.111	.063	.127	.119	.175	.135	.127	.048	.032
.017	.050	.121	.184	.134	.163	.121	.163	.046	.000
.012	.044	.063	.130	.172	.160	.190	.165	.053	.012
.015	.031	.063	.104	.138	.206	.188	.188	.056	.010
.010	.016	.046	.081	.133	.182	.246	.227	.054	.004
.004	.014	.032	.054	.090	.153	.300	.274	.077	.001
.002	.006	.015	.033	.051	.109	.203	.432	.143	.006
.001	.013	.017	.031	.031	.061	.113	.337	.371	.025
.000	.000	.013	.013	.026	.065	.026	.182	.390	.286

MATRIZ 8

.000	.091	.136	.273	.091	.000	.136	.136	.136	.000
.014	.099	.042	.085	.169	.113	.239	.183	.042	.014
.009	.090	.099	.117	.063	.189	.180	.108	.108	.036
.018	.023	.076	.094	.152	.187	.199	.152	.094	.006
.014	.021	.039	.086	.154	.143	.189	.254	.096	.004
.009	.014	.045	.068	.134	.167	.196	.255	.101	.009
.003	.016	.025	.041	.092	.135	.244	.323	.111	.010
.002	.013	.014	.025	.033	.077	.181	.462	.184	.008
.003	.006	.014	.015	.025	.054	.081	.271	.501	.030
.014	.014	.014	.000	.014	.029	.100	.171	.457	.186

MATRIZ 9

.000	.143	.143	.000	.286	.000	.143	.000	.286	.000
.000	.136	.227	.091	.136	.136	.000	.182	.045	.045
.061	.152	.030	.061	.152	.152	.152	.061	.182	.000
.024	.048	.071	.048	.143	.119	.119	.167	.238	.024
.000	.014	.082	.041	.151	.151	.219	.260	.068	.014
.008	.016	.016	.064	.088	.120	.224	.264	.200	.000
.011	.005	.005	.038	.070	.173	.151	.292	.243	.011
.000	.005	.017	.026	.026	.081	.119	.379	.327	.019
.002	.007	.011	.011	.014	.034	.086	.241	.541	.054
.000	.019	.019	.019	.056	.019	.074	.111	.481	.204

MATRIZ 10

.152	.303	.121	.152	.061	.061	.091	.061	.000	.000
.049	.180	.262	.131	.066	.164	.049	.049	.049	.000
.065	.097	.145	.258	.145	.161	.065	.048	.016	.000
.022	.066	.066	.154	.165	.176	.198	.110	.033	.011
.011	.086	.065	.172	.097	.161	.237	.097	.075	.000
.066	.058	.073	.066	.146	.197	.168	.161	.058	.007
.020	.059	.046	.065	.124	.150	.255	.203	.072	.007
.025	.006	.019	.037	.062	.136	.179	.315	.173	.049
.011	.006	.011	.028	.022	.066	.066	.166	.519	.105
.000	.018	.000	.036	.018	.000	.000	.018	.455	.455

BIBLIOGRAFIA

1. AGUIAR, R. J.; COLLARES-PEREIRA, M.; CONDE, J. P. Simple procedure for generating sequences of daily radiation values using a library of Markov Transition Matrices. Solar Energy, 40(3):269-79, 1988.
2. AMATO, U. et alii. Markov processes and Fourier analysis as a tool to describe and simulate daily solar irradiance. Solar Energy, 37(3):179-94, 1986.
3. ASTIER, R.; DUHAMEL, Ch.; BENARD, C. Modeles de prévision et de simulation de l'irradiation solaire au pas de temps de 1'heure. Revue de Physique Appliquée, 18(1):29-38, 1983.
4. BARRA, L. et alii. An analytical method to determine the optimal size of a photovoltaic plant. Solar Energy, 33(6):509-14, 1984.
- * 5. BARTOLI, B. et alii. Autocorrelation of daily global solar radiation. Il Nuovo Cimento, 4(2):113-22, 1981.
6. _____. The design of photovoltaic plants: an optimization procedure. Applied Energy, 18:37-47, 1984.
7. _____. Statistical approach to long-term performances of photovoltaic systems. Revue de Physique Appliquée, 13:281-5, 1983.
8. BECKMAN, W. A.; KLEIN, S. A.; DUFFIE, J. A.. Solar heating design by the F-CHART method. New York, John Wiley, 1977. 200 p.
9. BENDT, P.; COLLARES-PEREIRA, M.; RABL, A. The frequency

- distribution of daily insolation values. Solar Energy, 27:1-5, 1981.
10. BLAKE, I.F. An introduction to applied probability. New York, John Wiley, 1979. 528 p.
 11. BOLETIM DE RADIAÇÃO SOLAR TRIMESTRAL. Brasília, Instituto Nacional de Meteorologia, 1978-1987.
 12. BOX, G.E.P. & JENKINS, G.M.. Time series analysis, forecasting and control. San Francisco, Holden-Day, 1976. 575 p.
 13. BRINKWORTH, B.J.. Autocorrelation and stochastic modelling of insolation sequences. Solar Energy, 19:343-47, 1977.
 14. BUCCIARELLI Jr., L.L. Estimating loss-of-power probabilities of stand-alone photovoltaic solar energy systems. Solar Energy, 32(2):205-9, 1984.
 15. _____. The effect of day-to-day correlation in solar radiation on the probability of loss-of-power in a stand-alone photovoltaic energy system. Solar Energy, 36(1):11-14, 1986.
 16. CHANDRA, M, SINGPURWALLA, N. D.; STEPHENS, M. A. Kolmogorov statistics for tests of fit for the extreme-value and Weibull distributions. Journal of the American Statistical Association, 76(375):729-731, Sept 1981.
 17. DUFFIE, J.A. & BECKMAN, W.A. Solar Engineering of Thermal Processes. New York, John Wiley, 1980. 762 p.
 18. EGUREN, J. Dimensionado de Sistemas Fotovoltaicos Autonomos. In: UNIVERSIDAD POLITECNICA DE MADRID. ETSI

- Telecomunicación. Electricidad solar fotovoltaica: sistemas fotovoltaicos autónomos. 2.ed. Madrid, 1985. p.122-49.
19. ERBS, D.G.; KLEIN, S.A.; DUFFIE, J.A. Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly-average global radiation. Solar Energy, 28(4):293-302, 1982.
 20. ESPAÑA. Instituto Nacional de Meteorología. Boletines de radiación solar global en España, 1974-1982. Madrid, s.d.
 21. FRASER, D.A.S. Statistics, an introduction. New York, John Wiley, 1967. 398 p.
 22. GABRIEL, K.R. & NEUMANN, J. A Markov chain model for daily rainfall occurrence at Tel-Aviv. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society of London, 38:90-5, 1962.
 23. GOH, T.N. & TAN, K.J. Stochastic modelling and forecasting of solar radiation data. Solar Energy, 19:755-7, 1977.
 24. GORDON, J.M. Optimal sizing of stand-alone photovoltaic solar power systems. Solar Cells, 20:295-313, 1987.
 25. GRAHAN, V.A.; HOLLANDS, K.G.T.; UNNY, T.E. A time series model for K_t with application to global synthetic weather generation. Solar Energy, 40(2):83-92, 1988.
 26. GUERRIER, B.; BOILEAU, E.; BENARD, C. Analyse statistique temporelle de l'irradiation solaire globale quotidienne: modelisation d'une variable reduite à l'aide de modeles stochastiques ARMA. Revue de Physique Appliquée, 15:93-102, 1980.

27. HAY, J.E & McKAY, D.C. Estimating solar irradiance on inclined surfaces: a review and assessment of methodologies. International Journal of Solar Energy, 3:203-40, 1985.
28. HOLLANDS, K.G.T. & HUGET, R.G.. A probability density function for the clearness index, with applications. Solar Energy, 30(3):195-209, 1983.
29. HOWARD, R.A.. Dynamic probabilistic systems. New York, John Wiley, 1971, v.1. 576 p.
30. IQBAL, M. An introduction do solar radiation. Toronto, Academic Press, 1983. 390 p.
31. KLEIN, S.A.. Calculation of flat-plate collector utilizability. Solar Energy, 21:393-402, 1978.
- X 32. KLEIN, S.A. & BECKMAN, W.A.. Loss-of-load probabilities for stand-alone photovoltaic systems. Solar Energy, 39(6):499-512, 1987.
33. LAWLESS, J.F. & STONE, G.C. Statistical package for the extreme-value and Weibull distributions. Ontario, University of Waterloo, 1978. 82p.
34. LILLIEFORS, H.W.. On the Kolmogorov-Smirnov test for normality with mean and variance unknow. Journal of the American Statistical Association, 62:399-402, June 1967.
35. LIU, B.Y.H. & JORDAN, R.C.. A rational procedure for predicting the long-term average performance of flate-plate solar-energy collectors. Solar Energy, 7(2):53-70, 1963.
36. MUSTACCHI, C.; CENA, V.; ROCCHI, M. Stochastic

simulation of hourly global radiation sequences. Solar Energy, 23:47-51, 1979.

- x 37. NANNI, L.F. Programas computacionais para o processamento estatístico de dados. Porto Alegre, CPGEC/UFRGS, 1984. 108 p. (Caderno Técnico 40).
38. PANKRATZ, A. Forecasting with univariate Box-Jenkins models: concepts and cases. New York, John Wiley, 1983. 562 p.
39. PRES, W.H. et alii. Numerical recipes; the art of scientific computing. Cambridge, Cambridge University Press, 1987. 818p.
40. SIEGEL, S. Nonparametric statistics for the behavioral sciences. New York, McGraw-Hill, 1956, 312p.
41. TAUB, T. W. A computer program for the two-sample Kolmogorov-Smirnov test. Journal of Quality Technology, 13(2):139-142, Apr. 1981.
42. YEVJEVICH, V. Probability and statistics in hidrology. Fort Collins, Colorado, Water Resources Publications, 1972. 302 p.