**MODELO ESTOCÁSTICO PARA ESTIMAÇÃO DE PRODUTIVIDADE
POTENCIAL DE MILHO EM PIRACICABA-SP**

JANILSON PINHEIRO DE ASSIS

Tese apresentada à Escola Superior de Agricultura
"Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, para
obtenção do título de Doutor em Agronomia, Área de
Concentração: Fitotecnia.

P I R A C I C A B A
Estado de São Paulo - Brasil
Março – 2004

**MODELO ESTOCÁSTICO PARA ESTIMAÇÃO DE PRODUTIVIDADE
POTENCIAL DE MILHO EM PIRACICABA-SP**

JANILSON PINHEIRO DE ASSIS

Engenheiro Agrônomo

Orientador: Prof. Dr. **DURVAL DOURADO NETO**

Tese apresentada à Escola Superior de Agricultura
"Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo, para
obtenção do título de Doutor em Agronomia, Área de
Concentração: Fitotecnia.

P I R A C I C A B A

Estado de São Paulo - Brasil

Março – 2004

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
DIVISÃO DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO - ESALQ/USP

Assis, Janilson Pinheiro de
Modelo estocástico para estimição de produtividade potencial de milho
em Piracicaba-SP / Janilson Pinheiro de Assis. - - Piracicaba, 2004.
168 p. : il.

Tese (doutorado) - - Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, 2004.
Bibliografia.

1. Distribuição (Probabilidade) 2. Fenologia 3. Milho 4. Modelo estocástico
5. Produtividade agrícola 6. Radiação solar I. Título

CDD 633.15

“Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte – O autor”

A Deus,

Pela iluminação e proteção durante todos os momentos,

AGRADEÇO

Aos meus queridos pais, Cícero Pinheiro de Assis e Maria Doralice de Assis, exemplos de carinho, amor, dedicação, honestidade e humildade,

DEDICO

À minha querida Wilbea, pelo incentivo, companheirismo e acima de tudo, amor,

OFEREÇO

AGRADECIMENTOS

Ao professor Dr. Durval Dourado Neto, pela orientação, ensinamentos, incentivos e grande amizade.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pela concessão da bolsa de estudos durante 37 meses.

À Escola Superior de Agricultura de Mossoró (ESAM), através do Departamento de Fitotecnia, e ao Departamento de Produção Vegetal da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ), Universidade de São Paulo (USP), pela oportunidade.

Ao estudante de Doutorado do Programa de Pós-Graduação em Irrigação e Drenagem da ESALQ/USP, Luis Gonzaga Medeiros de Figueredo Júnior, pela permissão para uso do modelo agrometeorológico desenvolvido para a sua Tese de Doutorado.

Aos professores da Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, com os quais cursei 16 disciplinas, e dois semestres de seminários em Fitotecnia.

A todas as pessoas que colaboraram de forma direta ou indireta para o planejamento, condução e conclusão deste trabalho.

SUMÁRIO

	Página
LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE TABELAS	xii
RESUMO	xxi
SUMMARY	xxii
1 INTRODUÇÃO.....	1
2 REVISÃO DE LITERATURA	5
2.1 Aspectos gerais, fenologia e características botânicas da cultura do milho ...	5
2.1.1 Aspectos gerais	5
2.1.2 Fenologia da cultura	7
2.1.3 Características botânicas da cultura do milho	9
2.2 Distribuição de frequências de variáveis climáticas e ajuste ou aderência à distribuições teóricas de probabilidades	11
2.3 Cultura de milho: ecofisiologia	18
2.4 Modelagem: aspectos gerais.....	26
3 MATERIAL E MÉTODOS.....	43
3.1 Fonte de dados e características do clima de Piracicaba (SP)	43
3.2 Distribuições de densidade de probabilidades e função de distribuição de variáveis aleatórias contínuas	44
3.2.1 Distribuição uniforme (ou retangular)	44
3.2.2 Distribuição normal (ou gaussiana)	46
3.2.3 Distribuição de probabilidade triangular	49
3.2.4 Distribuição de probabilidade triangular simétrica	52
3.2.5 Distribuição de probabilidade normal truncada simétrica.....	52

3.3	Avaliação do grau de ajustamento: teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov	53
3.4	Modelo utilizado para estimação das produtividades de milho.....	54
3.4.1	Conversão de dióxido de carbono em carboidrato	55
3.4.2	Produtividade potencial de grãos.....	57
3.4.2.1	Correção para respiração de manutenção e crescimento	57
3.4.2.2	Correção para interceptação de radiação solar	57
3.4.3	Partição de carboidratos	58
3.4.4	Índice de colheita e produtividade potencial de grãos de milho	58
3.5	Descrição dos casos para simulação das produtividades.....	59
3.6	Geração dos números aleatórios	60
3.7	Avaliação do desempenho do processo de simulação.....	61
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	63
4.1	Variação temporal da temperatura em Piracicaba (SP)	63
4.2	Variação temporal da radiação solar global diária em Piracicaba.....	64
4.3	Temperatura.....	66
4.4	Radiação solar	83
4.5	Correlação entre temperatura e radiação solar	98
4.6	Índices de desempenho estatístico e análise de comparação entre os valores observados e simulados de temperatura e radiação solar global.....	99
4.6.1	Distribuição normal truncada simétrica.....	100
4.6.2	Distribuição triangular simétrica	102
4.6.3	Distribuição triangular assimétrica.....	105
4.7	Produtividade de grãos	121
4.8	Considerações finais	149
5	CONCLUSÕES	150
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	151
	APÊNDICE. Software (CD-ROM)	169

LISTA DE FIGURAS

		Página
1	Função densidade de probabilidade da variável aleatória contínua uniforme....	46
2	Distribuição densidade de probabilidade da variável aleatória contínua normal.....	49
3	Função de distribuição da variável normal padrão ou reduzida	49
4	Gráfico representativo da função da distribuição densidade de probabilidade triangular da variável aleatória contínua triangular	51
5	Curvas de assimilação de CO ₂ para plantas C ₄ em função da radiação solar absorvida (PAR) e da temperatura do ar (adaptado de Heemst, 1986)	55
6	Procedimento ilustrativo da geração de um valor aleatório x, a partir de uma distribuição de probabilidade, com uma função de distribuição F(X) qualquer	61
7	Representação da variabilidade temporal, da série anual de temperatura (°C) média diária em Piracicaba (SP)	64
8	Representação da variabilidade temporal da série anual de radiação solar global diária (cal.cm ⁻² .dia ⁻¹), em Piracicaba (SP)	66
9	Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de temperatura média diária (°C), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 1, em Piracicaba (SP), 2003	109

10	Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 2, em Piracicaba (SP), 2003.....	110
11	Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 3, em Piracicaba (SP), 2003	111
12	Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 4, em Piracicaba (SP), 2003.....	112
13	Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 5, em Piracicaba (SP), 2003	113
14	Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 6, em Piracicaba (SP), 2003.....	114
15	Histogramas e polígonos de frequências referentes aos valores simulados de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 1, em Piracicaba (SP), 2003.....	116

16	Histogramas e polígonos de frequências referentes aos valores simulados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 2, em Piracicaba (SP), 2003	117
17	Histogramas e polígonos de frequências referentes aos valores simulados de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 3, em Piracicaba (SP), 2003.....	118
18	Histogramas e polígonos de frequências referentes aos valores simulados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 4, em Piracicaba (SP), 2003	119
19	Histogramas e polígonos de frequências referentes aos valores simulados de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 5, em Piracicaba (SP), 2003.....	120
20	Histogramas e polígonos de frequências referentes aos valores simulados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 6, em Piracicaba (SP), 2003	121
21	Variação das produtividades médias de milho, observadas em vinte e quatro datas de semeaduras (nos dias 1 e 15 de cada mês), e simuladas em 1000 repetições, em duas situações distintas, denominadas de, caso 1, onde a temperatura diária em graus celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece fixa, e o caso 2, onde a radiação solar global diária varia sendo a temperatura fixa, em Piracicaba (SP), 2003	133

22	Variação das produtividades médias de milho, observadas em vinte e quatro datas de semeaduras (nos dias 1 e 15 de cada mês), e simuladas em 1000 repetições, em duas situações distintas, denominadas de, caso 3, onde a temperatura diária em graus celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece fixa, e o caso 4, onde a radiação solar global diária varia sendo a temperatura fixa, em Piracicaba (SP), 2003	135
23	Variação das produtividades médias de milho, observadas em vinte e quatro datas de semeaduras (nos dias 1 e 15 de cada mês), e simuladas em 1000 repetições, em duas situações distintas, denominadas de, caso 5, onde a temperatura diária em graus celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece fixa, e o caso 6, onde a radiação solar global diária varia sendo a temperatura fixa, em Piracicaba (SP), 2003	137
24	Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 1 em Piracicaba (SP), 2003	143
25	Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 2 em Piracicaba (SP), 2003	144
26	Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 3 em Piracicaba (SP), 2003	145

27	Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 4 em Piracicaba (SP), 2003	146
28	Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 5 em Piracicaba (SP), 2003	147
29	Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 6 em Piracicaba (SP), 2003	148

LISTA DE TABELAS

	Página
1 Produtividade de milho, por ciclo, oriundas dos ensaios nacionais de genótipos de milho 2001/2002	7
2 Valores médios de radiação ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$), em área plana, no hemisfério sul, em função da época do ano	25
3 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS); valor p (p); valores mínimo (Mín) e máximo (Máx), referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade normal. Série histórica: 86 anos, Mês: Janeiro	72
4 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Fevereiro.....	73
5 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos Mês: Março.....	74

- 6 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Abril..... 75
- 7 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Maio..... 76
- 8 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Junho 77
- 9 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Julho 78
- 10 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Agosto 79

- 11 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Setembro..... 80
- 12 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Outubro..... 81
- 13 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Novembro 82
- 14 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Dezembro 83
- 15 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Janeiro..... 86

- 16 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Fevereiro 87
- 17 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Março 88
- 18 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Abril 89
- 19 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Maio 90
- 20 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Junho 91

- 21 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Julho..... 92
- 22 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Agosto..... 93
- 23 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Setembro..... 94
- 24 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Outubro..... 95
- 25 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Novembro 96

- 26 Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Dezembro..... 97
- 27 Análise de autocorrelação e croscorrelação (até LAG =5), para as séries históricas (1978 a 2002), das variáveis climatológicas temperatura média diária (T, $^{\circ}\text{C}$) e radiação solar global diária (Rs, $\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$), em vinte e quatro datas de semeadura em Piracicaba (SP), 2003 99
- 28 Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 1, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (Fc), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade 101
- 29 Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 2, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (Fc), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade 102

- 30 Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), em vinte e quatro datas de semeadura (D_s), para o caso 3, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (I_d) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (D_c) e valores calculado de F (F_c), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade 104
- 31 Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), em vinte e quatro datas de semeadura (D_s), para o caso 4, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (I_d) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (D_c) e valores calculado de F (F_c), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade 105
- 32 Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), em vinte e quatro datas de semeadura (D_s), para o caso 5, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (I_d) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (D_c) e valores calculado de F (F_c), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade 107

33	Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 6, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (F_c), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade	108
34	Campeões nacionais de produtividade de milho no Brasil, no período 1977 a 1999	131
35	Produtividades médias de milho (kg.ha^{-1}), obtidas em 24 datas de semeaduras (Ds), simuladas com 1000 repetições, em duas situações distintas denominados caso 1: onde a temperatura diária em graus Celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece constante, e o caso 2: onde a temperatura diária permanece constante e a radiação solar global diária varia, em Piracicaba (SP), 2003	132
36	Produtividades médias de milho (kg.ha^{-1}), obtidas em 24 datas de semeaduras (DS), simuladas com 1000 repetições, em duas situações distintas denominados caso 3: onde a temperatura diária em graus Celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece constante, e o caso 4: onde a temperatura diária permanece constante e a radiação solar global diária varia, em Piracicaba (SP), 2003	134

- 37 Medidas descritivas [valor mínimo (Mín.), valor máximo (Máx.), amplitude total (A_t), média ($\bar{X}$), mediana (Md), moda (Mo), desvio padrão (Dp), coeficiente de variação de Pearson (CV), coeficiente de assimetria (A), coeficiente de curtose (K) e percentis (P_5 e P_{95})], referentes às distribuições de freqüências construídas em função do agrupamento de 1000 produtividades potenciais de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura (Ds) de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para os seis casos estudados em Piracicaba (SP), 2003..... 136
- 38 Medidas descritivas [valor mínimo (Mín.), valor máximo (Máx.), amplitude total (A_t), média ($\bar{X}$), mediana (Md), moda (Mo), desvio padrão (Dp), coeficiente de variação de Pearson (CV), coeficiente de assimetria (A), coeficiente de curtose (K) e percentis (P_5 e P_{95})], referentes às distribuições de freqüências construídas em função do agrupamento de 1000 produtividades potenciais de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura (Ds) de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para os seis casos estudados em Piracicaba (SP), 2003 140

MODELO ESTOCÁSTICO PARA ESTIMAÇÃO DE PRODUTIVIDADE POTENCIAL DE MILHO EM PIRACICABA-SP

Autor: JANILSON PINHEIRO DE ASSIS

Orientador: Prof. Dr. DURVAL DOURADO NETO

RESUMO

Com o objetivo de propor um modelo estocástico para estimação da produtividade potencial da cultura de milho em Piracicaba (SP), em função de temperatura e radiação solar média diária, foi desenvolvido um programa computacional em linguagem Visual Basic para ambiente Windows, o qual foi utilizado em diferentes períodos agroclimáticos (datas de semeadura). Em função dos resultados obtidos, pode-se concluir que: (i) em escala diária, as variáveis temperatura média do ar e radiação solar em Piracicaba (SP) (períodos de 1917 a 2002 e 1978 a 2002, respectivamente) apresentaram distribuição normal; (ii) as distribuições normal truncada, triangular simétrica, e triangular assimétrica podem ser utilizadas no modelo estocástico para previsão da produtividade de milho; (iii) o programa computacional é uma ferramenta que viabiliza a operacionalização da estimação da produtividade potencial de milho utilizando a opinião de especialistas.

STHOCASTIC MODEL FOR ESTIMATING POTENTIAL MAIZE PRODUCTIVITY IN PIRACICABA-SP, BRAZIL

Author: JANILSON PINHEIRO DE ASSIS

Adviser: Prof. Dr. DURVAL DOURADO NETO

SUMMARY

With the purpose of proposing a stochastic model for estimating potential maize productivity in Piracicaba (SP), as function of mean values of daily air temperature and solar radiation, a software was developed using Visual Basic for Windows, where it was applied for different agro climatic periods (sowing dates). The results allowed the following conclusions: (i) at daily scale, the variables air temperature and solar radiation (periods from 1917 to 2002 and 1978 to 2002, respectively) presented normal distribution; (ii) the normal and triangular (symmetric and asymmetric) distributions can be used in the stochastic model to forecast potential maize productivity; (iii) the software is a tool that allows to estimate the potential maize productivity using the specialist opinion.

1 INTRODUÇÃO

O clima é um fator dominante no controle do crescimento das plantas. Além disso, produtividade potencial é elemento probabilístico, no sentido de que depende das variáveis climáticas temperatura do ar e radiação solar durante todo o ciclo de uma cultura.

O conhecimento da disponibilidade térmica de um local é necessário em várias atividades agronômicas como a seleção e introdução de genótipos, definição de épocas de semeadura, eleição de tratos culturais e implantação de mecanismos de modificação de ambientes agrícolas. Por outro lado, sendo a principal fonte de energia primária na Terra, e o principal elemento climático relacionado aos fenômenos meteorológicos, a radiação solar é responsável pela distribuição da fauna e da flora no planeta, influenciando diretamente as atividades fisiológicas dos seres vivos e os fenômenos climáticos. Considerando a ausência de outros fatores limitantes, a produção vegetal e animal depende diretamente da disponibilidade de energia solar.

O desenvolvimento de modelos para simulação de dados climáticos baseados em séries históricas é de grande importância para futuras avaliações de sistemas agronômicos e hidrológicos.

A vida dos seres vivos está em função, entre outros fatores, da sua alimentação e, conseqüentemente, da produção agrícola. Sendo assim, o Homem depende das plantas para suprir sua alimentação. Para se obter maiores produtividades, é importante programar as operações. Isso é possível através da modelagem. O sucesso da simulação de crescimento e desenvolvimento das plantas requer o conhecimento das repostas das plantas ao ambiente (Huang, 1993).

A observação das variáveis, ao longo do tempo, como forma de se compreender os fenômenos meteorológicos, determinando seus padrões de ocorrência e propiciando uma adequada previsibilidade do comportamento climático de uma região, é um instrumento de grande valia no planejamento e na gestão de inúmeras atividades agropecuárias.

O planejamento adequado das atividades agropecuárias passa, obrigatoriamente, pelo conhecimento do comportamento probabilístico das variáveis do clima (temperatura, radiação solar e chuva, principalmente), visto estarem essas atividades muito sujeitas às condições do tempo. As previsões probabilísticas auxiliam no planejamento e condução das atividades agropastoris, racionalizando os procedimentos e evitando ou minimizando os possíveis prejuízos causados pela ação das intempéries.

O conhecimento das variáveis temperatura e radiação solar pode fornecer subsídio para determinar períodos críticos predominantes numa determinada região, tendo-se condições de fornecer informações que visam reduzir principalmente as conseqüências causadas pelas variações de atributos climáticos. Sendo assim, a temperatura do ar e a radiação solar são importantes fatores do ambiente que controlam a necessidade de água para o crescimento das plantas, portanto é necessário quantificar suas distribuições em áreas agriculturáveis e suas variações durante a época de crescimento das plantas. Existe uma interação entre temperatura do ar, radiação solar e desenvolvimento e crescimento da cultura de milho. Desta forma, destaca-se a importância de se estudar a influência dessas variáveis sobre a produtividade de grãos de milho.

Na literatura, encontram-se algumas distribuições de probabilidades que podem ser úteis ao ajuste de dados climatológicos, ou dados de produtividade de uma cultura, tais como os modelos gama, beta, exponencial e log-normal, além da normal e da triangular.

No entanto, o ajuste de séries históricas de temperatura e radiação solar global, principalmente de valores diários, não é citado na literatura especializada, como são os estudos para séries de chuva. Além disso, a distribuição normal é de suma importância tanto na estatística teórica como na aplicada, por várias razões. Uma delas é que muitas variáveis na natureza, como por exemplo as variáveis físicas e biológicas, comportam-se

de modo aproximadamente simétrico, podendo ser bem representadas por essa distribuição. Sua propriedade matemática e estatística é outro fator que a destaca dentre as outras distribuições. Além disso, outras distribuições podem ser aproximadas pela distribuição normal, como a distribuição Binomial, a Poisson, a Gama, entre outras.

Na pesquisa agropecuária, a distribuição normal é usada intensivamente, pois variáveis como massa de animais, altura de plantas, produtividade de grãos, entre outras, devem possuir hipóteses normalmente distribuídas.

As probabilidades empíricas são estimadas com base na experimentação ou através da análise dos eventos passados, o que também é feito em climatologia. O número de eventos não precisa necessariamente ser muito grande para se obter as estimativas das probabilidades empíricas, mas essas podem diferir bastante entre período de observação, especialmente quando o número total de eventos (N) for muito pequeno. Em climatologia, aceita-se como razoável, uma amostra de dados com no mínimo 30 elementos, ou seja, 30 anos de observações (Assis et al., 1996). No entanto, pode-se trabalhar adaptando-se à série histórica disponível, como afirmam Camargo et al. (1985); Frizzone et al. (1985ab) e Alfonsi et al. (1995).

Modelos de simulação que descrevem elementos do tempo têm sido aplicados com mais frequências com a finalidade de descrever o desempenho das distribuições probabilísticas das variáveis climáticas. Por outro lado, a utilização de modelos objetivando quantificar os efeitos das variáveis no crescimento e desenvolvimento das culturas vem ocorrendo há mais de 250 anos. Essa afirmação é baseada no fato, de que quando Réaumur, em 1735, fez associação entre temperatura (graus-dia) e desenvolvimento de culturas, ele estava propondo um dos modelos empíricos mais eficientes que se conhece em agrometeorologia (Costa, 1997).

Um modelo de crescimento e desenvolvimento de plantas visa, entre outras finalidades, buscar informações básicas das diversas interações entre a planta e o ambiente, maximizando o uso de recursos naturais de cada região, ou de uma determinada condição de cultivo. Sendo assim, pode-se definir a melhor forma de manejo de uma cultura, e ainda favorecer o planejamento das atividades agrícolas e da pesquisa científica.

As produtividades potenciais mínimas e máximas da cultura do milho são eventos que dependem diretamente da distribuição diária da temperatura e da radiação solar, e estão associados a uma determinada probabilidade de ocorrência, ou seja, seus valores são variáveis, aleatórios, contínuos, e com distribuição normal ou outro modelo conforme o ajustamento.

O presente trabalho tem por objetivos (i) propor e avaliar um modelo estocástico para estimação da produtividade potencial da cultura de milho em Piracicaba (SP), em função da temperatura e radiação solar média diária, e (ii) desenvolver um software, em linguagem Visual Basic para ambiente Windows, que viabilize a operacionalização da estimação da produtividade potencial da cultura de milho.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Aspectos gerais, fenologia e características botânicas da cultura do milho

2.1.1 Aspectos gerais

A cultura do milho (*Zea mays* L.) representa um dos principais cereais cultivados em todo o mundo, fornecendo produtos largamente utilizados para a alimentação humana, animal e matérias-primas para a indústria, principalmente em função da quantidade e da natureza das reservas acumuladas nos grãos.

Devido à sua multiplicidade de aplicações, quer na alimentação humana quer na alimentação animal, assume relevante papel socioeconômico, além de constituir-se em indispensável matéria-prima impulsionadora de diversificados complexos agroindustriais (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

O milho, comparativamente a outras espécies cultivadas, tem experimentado avanços significativos nas mais diversas áreas do conhecimento agrônomo, bem como nas áreas afins à ecologia e etnobiologia, proporcionando melhor compreensão de suas relações com o meio e o homem. Tais interações mostram-se fundamentais para o exercício da previsão de comportamento da planta, quando submetida a estímulos e ações negativas advindas da atuação de agentes bióticos e abióticos no sistema produtivo (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

Sendo uma das mais tradicionais culturas, esta espécie ocupa posições significativas quanto ao valor da produção agropecuária, área cultivada e volume produzido, especialmente nas regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste do Brasil (FNP, 2002).

Em função de sua composição e valor nutritivo, o milho constitui-se num dos cereais mais importante do mundo. Segundo a FAO, os cereais participam com 51% da produção dos principais grupos de alimentos produzidos no mundo. O milho, entre estes grupos, situa-se como a segunda cultura em volume de produção, ultrapassada pelo trigo e seguida pelo arroz, sorgo e soja (Lisboa et al., 1999).

O Brasil é o terceiro maior produtor mundial de milho, sendo superado apenas pelos Estados Unidos e pela China. A produtividade média brasileira no período de 1990/1994 foi de 1.294 kg.ha^{-1} , sendo Goiás, São Paulo e Paraná os maiores produtores (Tsunechiro, 1997). Entretanto, ela é inferior à média mundial e a dos países em desenvolvimento. A Produção de milho na safra de 2001/2002, considerando a primeira safra e a “safrinha”, foi de aproximadamente 16 milhões de toneladas para Região Sul, 8,8 milhões de toneladas para a Região Sudeste e 6,9 milhões de toneladas para Região Centro-oeste, sendo o Estado do Paraná o maior produtor brasileiro (FNP, 2003).

Na última década, a produção de milho no Brasil cresceu significativamente, alcançando cerca de 36 milhões de toneladas. Esse crescimento ocorreu em função de vários fatores, sendo o principal, o aumento da produtividade, devido à introdução de genótipos mais produtivos, associada a determinadas das práticas culturais. Outro fator que contribuiu para o aumento da produção foi o crescimento da área cultivada com semeaduras de segunda época, a chamada "safrinha" para 3 milhões de hectares, dentro de um total de 13 milhões de hectares ocupados pela cultura de milho. Com relação às áreas produtoras de milho no Brasil, observa-se que ocorreu um deslocamento da cultura para novas regiões do Centro-Oeste (Fernandes & Oliveira, 1997; FNP, 2001). A área semeada varia em torno de 13 milhões de hectares, e a produção estimada é de 41,5 milhões de toneladas, onde a safrinha participa em 13,5% da produção nacional. Os maiores Estados produtores são: Paraná (29,4%); Rio Grande do Sul (13,5%); Minas Gerais (10,8%); Santa Catarina e São Paulo, o que juntos são responsáveis por 72,5% de toda a safra brasileira (FNP, 2002). Com relação ao volume de produção, considerando os cereais cultivados na América Latina, o milho ocupa o primeiro lugar, representando a principal fonte calórica para os habitantes dessa região.

No entanto, mesmo com a introdução de genótipos potencialmente produtivos nas últimas décadas, a produtividade nos países deste continente ainda é muito baixa quando comparada à países desenvolvidos, a qual varia de 8 a 10 toneladas por hectares (FNP, 2003). De acordo com Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária (Embrapa Milho e Sorgo), nos ensaios nacionais de genótipos de milho de 2001/2002, a produtividade do milho esta em destaque na Tabela 1 (Embrapa Milho e Sorgo, 2003).

Tabela 1. Produtividade de milho, por ciclo, oriundas dos ensaios nacionais de genótipos de milho 2001/2002

Classificação comercial	Produtividade de grãos (kg.ha ⁻¹)	
	Média geral	Média do estado de São Paulo
Normal	6930	6618
Precoce	7085	7089
Superprecoces	7199	6763

Fonte: Embrapa Milho e Sorgo (2003)

Os ensaios nacionais de milho são coordenados pela Embrapa Milho e Sorgo, com representação da Abrasem e da pesquisa oficial, e sua condução no campo é feita cooperativamente, pelos melhoristas e técnicos da cultura de milho no Brasil. No ano agrícola 2001/2002, os Ensaio Nacionais foram conduzidos nas principais regiões produtoras de milho, nos seguintes estados: Paraná, São Paulo, Mato Grosso do Sul, Minas Gerais, Goiás, Rio de Janeiro, Espírito Santo, Distrito Federal, Bahia, Rondônia e Pará. Na rede de ensaios instalados em trinta e um municípios, foram avaliados 15 genótipos, sendo o delineamento experimental em blocos. Todos os ensaios tiveram duas repetições, as parcelas foram constituídas entre linhas e o estande final foi de cerca de 50.000 plantas.ha⁻¹ (Embrapa Milho e Sorgo, 2003).

2.1.2 Fenologia da cultura

O milho é uma planta de ciclo vegetativo variado, evidenciando desde genótipos extremamente precoces, cuja polinização pode ocorrer 30 dias após a emergência, até mesmo aqueles cujo ciclo vital pode alcançar 300 dias. Contudo, em nossas condições, a cultura do milho apresenta ciclo variável entre 110 e 180 dias, em função da

caracterização dos genótipos (superprecoce, precoce e tardio), período esse compreendido entre a semeadura e a colheita (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

De forma geral, o ciclo da cultura compreende as seguintes etapas de desenvolvimento (Fancelli & Dourado Neto, 2000): (i) germinação e emergências: período compreendido desde a semeadura até o efetivo aparecimento da plântula, o qual em função da temperatura e a umidade do solo pode apresentar de cinco a 12 dias de duração; (ii) crescimento vegetativo: período compreendido entre a emissão da segunda folha e o início do florescimento, apresentando extensão variável. Esse fato comumente empregado para caracterizar os genótipos de milho quanto à duração do ciclo; (iii) florescimento: período compreendido entre o início da polinização e o início da frutificação, cuja duração raramente ultrapassa 10 dias; (iv) frutificação: período compreendido desde a fecundação até enchimento completo dos grãos, sendo sua duração estimada entre 40 e 60 dias; e (v) maturidade: período compreendido entre o final da frutificação e o aparecimento da camada negra, sendo este relativamente curto e indicativo do final do ciclo de vida da planta.

Entretanto, para maior facilidade de manejo e estudo, bem como objetivando a possibilidade do estabelecimento de correlações entre elementos fisiológicos, climatológicos, fitogenéticos, entomológicos, fitopatológicos, fitotécnicos, com o desempenho da planta, o ciclo da cultura do milho foi dividido em 11 estágios distintos de desenvolvimento, segundo Fancelli¹ (1986), citado por Fancelli & Dourado Neto (2000) (i) estágio 0 (da semeadura à emergência); (ii) estágio 1 (planta com quatro folhas totalmente desdobradas); (iii) estágio 2 (planta com oito folhas); (iv) estágio 3 (plantas com doze folhas); (v) estágio 4 (emissão do pendão); (vi) estágio 5 (florescimento e polinização); (vii) estágio 6 (grãos leitosos); (viii) estágio 7 (grãos pastosos); (ix) estágio 8 (início da formação de "dentes" que é a concavidade na parte superior do grão); (x) estágio 9 (grãos "duros"); e (x) estágio 10 (grãos maduros fisiologicamente).

¹ FANCELLI, A.L. **Plantas alimentícias**: guia para aula, estudo e discussão, Piracicaba, USP, ESALQ/CALQ, 1986, 131p.

Porém, deve-se ressaltar que os estádios de crescimento e desenvolvimento anteriores ao aparecimento das espigas são identificados, mediante a avaliação do número de folhas plenamente expandidas ou desdobradas. Assim, a folha do milho pode ser considerada desdobrada quando a mesma apresentar a linha de união lâmina-bainha (“colar”) facilmente visível. Para os estádios posteriores à emissão da espiga, a identificação deverá ser efetuada com base no desenvolvimento e consistência dos grãos (Kiniry & Bonhomme, 1991).

2.1.3 Características botânicas da cultura do milho

O milho, por ser um planta tipo C4, apresenta características fisiológicas favoráveis referindo-se à eficiência de conversão de carbono mineral (representado pelo gás carbônico da atmosfera) em compostos orgânicos como os carboidratos. Isso ocorre porque no processo fotossintético destas plantas, o CO₂ é continuamente concentrado nas células da bainha vascular das folhas e, em seguida, redistribuído para posterior utilização (Salisbury, 1992).

A principal diferença fisiológica entre as plantas que apresentam fotossíntese C3 e C4, está relacionada ao processo de fotorrespiração. As plantas de fotossíntese C3 perdem de 20 a 50% do carbono fixado devido a fotorrespiração, enquanto as plantas com fotossíntese C4, como o milho, não apresentam perdas mensuráveis de CO₂ neste processo (Salisbury, 1992).

Segundo Paterniani (1978) e Fancelli & Lima (1982), as características botânicas do milho são as seguintes: (i) planta anual, robusta, monocotiledônea, utilizada preferencialmente, como fonte alimentar e pertence a família das poáceas, a tribo Maydeae, ao gênero *Zea*, sendo o nome científico da espécie *Zea mays* L.; (ii) a família das poáceas é subdividida em várias tribos, sendo que o milho pertence a tribo das máideas, que compreende sete gêneros, sendo cinco asiáticos: *Coix* (capim rosário), *Sclerachne*, *Polytoca*, *Chiconachne* e *Trilobchne* – e dois americanos – *Tripsacun* e *Zea*.

Morfologicamente a planta é constituída por uma haste cilíndrica ereta, de 1 a 4 metros de altura, formada por colmos e nós, apresentando inflorescência feminina (espiga) e masculina (flecha), além de folhas lanceoladas, devidamente suportada por

um sistema radicular fasciculado, os colmos não são ocos e terminam com pendão ou flecha (inflorescência masculina) sendo também intermeados por estruturas compactas denominadas nós. Dos nós situados abaixo do nível do solo é que se originam as raízes, ao passo que perfilhos, esporões (raízes adventícias), folhas, inflorescências são produzidas nos nós localizados acima do solo, o sistema radicular é constituído de raízes primárias e laterais (seminais) e raízes adventícias, apresentando hábito geralmente superficial. Algumas semanas após a germinação, as raízes adventícias assumem totalmente as funções de absorção de nutrientes e água em decorrência da natureza efêmera das raízes seminais; ao passo que os esporões (raízes suportes) originados acima da superfície do solo são imprescindíveis para a efetiva sustentação da planta. Suas folhas são arrançadas alternadamente, apresentando bainhas invaginantes e superpostas e limbos foliares longos, largos e planos mantidos em ângulo aproximadamente retos como o colmo, por uma forte nervura. A superfície superior da folha geralmente possui pêlos brancos esparsos, além de apresentar uma estrutura delgada e semitransparente, ao nível da junção do limbo com a bainha, denominada lígula (Paterniani, 1978 e Fancelli & Lima, 1982).

Ainda, outra estrutura característica encontrada na folha do milho é a aurícula, que se constitui região em direção a nervura principal e em forma de “V”, decorrente do rápido crescimento da extremidade da folha, o milho sendo uma espécie monóica apresenta flores masculinas e femininas na mesma planta, porém em estruturas vegetativas distintas denominadas inflorescências. As flores masculinas encontram-se dispostas em inflorescência do tipo panícula, terminal ao colmo e comumente designada por flecha ou pendão; (viii) as flores femininas se encontram inseridas em inflorescências do tipo espiga localizadas freqüentemente na região mediana da planta (Paterniani, 1978 e Fancelli & Lima, 1982).

Sendo assim, a monoícia promove a polinização cruzada, além de permitir especialização extrema das inflorescências. Excepcionalmente, flores masculinas podem ocorrer nas espigas da mesma forma que flores femininas podem ser evidenciadas na panícula, sendo tal fato atribuído ao fenômeno da disrupção da monoícia, pois, embora a espiga e o pendão tenham diferentes funções reprodutivas, elas são estruturas homólogas

e resultantes de vários graus de redução das unidades de inflorescências das gramíneas, denominadas de espiguetas. A monoícia é frequentemente quebrada através de uma porção da inflorescência onde podem ocorrer flores do sexo oposto, sendo este evento devido principalmente a fenômenos de desequilíbrio de luz e temperatura na época de formação dessas estruturas reprodutivas, embora alguns fatores genéticos possam também, estar envolvidos no processo (Paterniani, 1978 e Fancelli & Lima, 1982).

2.2 Distribuição de frequências de variáveis climáticas e ajuste ou aderência à distribuições teóricas de probabilidades

O uso de funções densidade de probabilidade está diretamente ligado à natureza dos dados a que elas se relacionam. Algumas têm boa capacidade de estimação para pequeno número de dados, outras requerem grande série de observações. Devido ao número de parâmetros de sua equação, algumas podem assumir diferentes formas, enquadrando-se em um número maior de situações, ou seja, são mais flexíveis. Desde que respeitado o aspecto da representatividade dos dados, as estimativas dos seus parâmetros para uma determinada região podem ser estabelecidas como de uso geral, sem prejuízo da precisão na estimação da probabilidade (Catalunha et al., 2002).

O ajuste de modelos probabilísticos aos dados diários de atributos do clima além de fornecer um resumo sucinto desses dados, representa uma técnica eficiente para a análise dessas informações. A forma com que a distribuição de frequências é apresentada pode ser aproximada através da utilização de equações de densidade de probabilidade com alguns parâmetros extraídos da amostra em questão. A utilização ou não de uma distribuição reside na capacidade da mesma em estimar os dados observados, com base em seus parâmetros, e esta capacidade é medida através de testes de aderência (Almeida, 1995).

A introdução de um modelo teórico que descreva a variabilidade da precipitação em dado período pode ser desenvolvido a partir da reprodução da condição de sua ocorrência, seguida da representação da quantidade de chuvas (Assis, 1991). À parte do modelo representando a quantidade de chuva, geralmente é expressa por uma função de distribuição acumulada de probabilidade. Dentre as diversas distribuições de

probabilidade possível de utilização na modelagem da quantidade de chuva, a distribuição gama é considerada por Thom (1958), a mais adequada para períodos curtos de sete, cinco ou de um dia.

Segundo Arruda & Pinto (1980), a distribuição gama apresenta o inconveniente da função de probabilidade acumulada não apresentar solução imediata, exigindo técnicas trabalhosas de expansão em séries de fatoriais ou integração numérica. Esse aspecto, quando considerado relevante, tem levado alguns autores, como Amaral & Silva (1971), a transformar previamente os dados com o propósito de normalização. Tais autores conseguiram a normalização da distribuição de probabilidade, através da homogeneização da variância sobre os dados transformados. Arruda & Pinto (1980) e Silva & Amaral (1984).

Assis (1991), destaca que apesar das facilidades computacionais da atualidade para a utilização da distribuição gama, o ajuste à distribuição normal, após normalização dos dados, permite ainda a utilização de técnicas estatísticas próprias desta distribuição e de uso corrente.

A precipitação pluviométrica é uma variável de fundamental importância na estimativa da necessidade de água de irrigação para as culturas e, conseqüentemente, para fins de dimensionamento de sistemas de irrigação. Contudo, a ocorrência de tal parâmetro climático de uma dada região é caracterizado por uma grande variação, e esta não é normalmente distribuída em torno da média (Marques Júnior et al., 1994). A precipitação é o parâmetro mais variável dos modelos de estimativa da exigência de água de irrigação para as culturas, sendo fundamental o estudo da distribuição de freqüências de seus valores num determinado intervalo de tempo (Saad, 1990).

Barger & Thom (1949), através de análises em histogramas de freqüências de precipitações, verificaram que as distribuições diárias e semanais ajustam-se a uma curva exponencial negativa. Já para períodos iguais ou superiores a quatro meses, estas aproximam-se da distribuição normal. Entretanto, constataram também, que qualquer dos períodos citados anteriormente, poderia ser ajustado através de uma curva de Pearson tipo III. Forçando esta curva passar pela origem, a fim de se evitar valores

negativos de precipitação, os autores verificaram que ela passa a ser a distribuição gama incompleta, a qual recomendam para estudos de precipitação em pequenos períodos.

Medina (1989), conduzindo estudo de ajuste para séries históricas de dados mensais de precipitação do Rio Grande do Norte concluiu que a distribuição normal fez um bom ajuste dos dados de chuva em apenas 28% dos casos para séries longas e em 62% para séries curtas. Em contraposição, a distribuição log-normal de probabilidade foi satisfatória em 76 e 89% dos casos das séries longas e curtas respectivamente. Medina & Maia Neto (1989), utilizando dados de séries históricas de precipitação mensal de 95 postos meteorológicos do Rio Grande do Norte, 13 do Ceará e 16 do Paraíba, verificaram que a função de distribuição de probabilidade log-normal se ajusta satisfatoriamente aos dados do estudo. No entanto, Valdivieso Salazar (1985), verificou que a distribuição gama aproximou-se mais da distribuição empírica de dados mensais de chuva em Bebedouro, Pernambuco de 1963 a 1983, do que a distribuição log-normal.

Silva et al. (2002) estudaram o comportamento da umidade relativa mensal em Pelotas-RS, durante o período de 1961 à 2000, o que permitiu concluir, que em geral, as médias mensais da umidade relativa seguem aproximadamente a distribuição normal, o que permite fazer valiosas inferências. Catalunha et al. (2002) aplicaram cinco funções densidade de probabilidade (exponencial, gama, log-normal a dois e três parâmetros, normal e Weibull) a dados de precipitação diária e total para os períodos decendiais e mensais de janeiro a dezembro, para isso foram utilizados dados de 243 estações meteorológicas situadas nos estado de Minas Gerais, e o estudo permitiu aos autores as seguintes conclusões: (i) para as estimativas diárias (decendiais e mensais) da probabilidade, destaca-se o desempenho da distribuição Weibull, com exceção dos decêndios do período seco, em que predominou a distribuição exponencial. Portanto, para o estado de Minas Gerais, não se recomenda a distribuição gama; e (ii) nas estimativas totais (decendiais e mensais) da probabilidade para o período seco, é predominante a utilização da distribuição exponencial, e para o período de chuva, há variação entre as distribuições Weibull, exponencial, gama e normal, nesta ordem, com esta última aparecendo somente em dois meses.

O teste de qui-quadrado apresentou melhores características para verificar o ajustamento de uma distribuição estimada a dados observados, quando comparado com os resultados obtidos com a aplicação do teste de Kolmogorov-Smirnov, para os propósitos deste trabalho (Catalunha et al, 2002).

Silva et al. (2001), estudando o comportamento dos totais trimestrais das chuvas no estado do Ceará, puderam concluir que os totais trimestrais apresentam normalidade aproximada. Cunha et al. (1997) ajustaram a distribuição mensal de chuvas na região administrativa de Bauru-SP, o modelo gama de probabilidades numa série de 38 anos (1953 a 1990), e mostraram que de acordo com a estimativa da chuva provável para os diferentes níveis de probabilidade, o valor médio da chuva encontra-se entre os níveis de 30 e 50% de probabilidade, subestimando os valores encontrados no nível de 75%, nível esse recomendado para projetos agrícolas. Estefanel et al. (1997), com o objetivo de determinar a probabilidade de ocorrência de dias com valores de radiação solar global inferiores aqueles considerados críticos ao desenvolvimento do tomateiro, para a região de Santa Maria-RS, verificaram o ajustamento do número de dias com radiação solar baixa em cada mês às distribuições binomial negativa e Poisson usando-se o teste de Kolmogorov-Smirnov.

Buriol et al. (2001), estudando as probabilidades de ocorrência de valores de radiação solar prejudiciais ao cultivo do pepineiro na região do baixo Vale do Taquari-RS, ajustaram os dados diários de radiação solar por decênio de cada mês, e avaliou-se este ajuste às distribuições normal, binomial negativa e Poisson, utilizando-se o teste de Kolmogorov-Smirnov e concluíram pela utilização da Distribuição de Poisson.

Buriol et al. (1998), estudando a probabilidade de ocorrência de temperaturas mínimas do ar prejudiciais à fecundação das flores de arroz, verificaram que o número total de dias com temperatura baixa adere à distribuição binomial negativa, enquanto que as seqüências aderem melhor à distribuição de Poisson. Hoffmann et al. (1994), conduzindo trabalho com o objetivo de obter estimativa da primeira data do outono e última data da primavera com temperatura do ar menor ou igual a 0°C em Pelotas (RS), concluíram após aplicação dos testes do qui-quadrado e Kolmogorov-Smirnov, que a

distribuição de frequência das datas, tanto da primavera, quanto da última ocorrência, segue a distribuição normal.

Estefanel et al. (1994), afirmam que as probabilidades de ocorrência de temperatura máxima do ar prejudiciais aos cultivos agrícolas em Santa Maria, RS, aderem melhor à Distribuição Binomial Negativa do que a de Poisson, isto se for considerado o número de dias em cada decênio com temperatura igual ou maior que um determinado nível térmico (T_b). No entanto, Assis (1991) comparando as distribuições de probabilidade geométrica, logarítmica e binomial negativa trucada para modelar as seqüências de dias com ou sem chuva em Pelotas – RS, concluiu que as distribuições binomial negativa trucada e a distribuição geométrica são adequadas para descrever tanto a ocorrência de dias chuvosos, quanto a de dias sem chuva.

Saad & Frizzone (1998), conduzindo trabalho visando caracterizar a distribuição de frequência da precipitação pluvial para fins de dimensionamento de sistema de irrigação na região de Piracicaba (SP), com dados de 71 anos de observação, relativo ao mês de setembro, e agrupados em períodos de 5, 10, 15 e 30 dias aplicaram as distribuições normal e a distribuição mista utilizando a distribuição gama incompleta, sendo que somente a mista mostrou-se estatisticamente adequada para representá-los.

Beijo et al. (2003) empregaram os dados de precipitação pluvial diária máxima, coletados de janeiro de 1914 a dezembro de 2001, na estação climatológica principal de Lavras-MG, para determinar as estimativas dos parâmetros da distribuição de Gumbel, pelo método dos momentos e pelo método da máxima verossimilhança e após verificar a aderência dos dados a este modelo, através do teste de Kolmogorov-Smirnov ao nível de 5% de probabilidade de erro, concluindo que o método da máxima verossimilhança fornece estimativas mais precisas dos parâmetros, e conseqüentemente, estimativas mais precisas de precipitações diárias máximas.

Admite-se que a distribuição normal de frequência proporcione um ajuste razoável para a maioria das variáveis climáticas que não têm limites inferior ou superior tal como a pressão atmosférica e radiação solar. Thom (1966) cita que a temperatura do ar tende a ser normalmente distribuída. Sedyama et al. (1978) utilizaram modelos de função de distribuição de probabilidade para simulação de parâmetros climáticos para

época de crescimento das plantas e o procedimento para simular o valor aleatório da quantidade de chuva diária X , foi feita por meio da função de densidade gama incompleta, já a temperatura média diária através da distribuição normal e a umidade relativa ajustada pela função de distribuição de densidade beta. Fonseca & Albuquerque (1978) utilizaram dados de precipitação pluvial referente a totais de uma, duas e três semanas para a região de Pelotas-RS, e aplicaram um modelo misto expresso por:

$$G(X) = P + (1 - P) F(X) \quad (1)$$

em que P se refere à proporção de zero (ou traço) de precipitação total durante o período; $(1-P)$ é a proporção de precipitação total excedendo zero (ou traço); e $F(X)$ à função cumulativa de probabilidade, sendo que os totais de precipitação, não nulas, para cada período é que são distribuídos de acordo com a distribuição gama de probabilidades.

Fietz et al. (1998), baseados em dados diários de precipitação pluviométrica de um período de 17 anos (julho de 1979 a agosto de 1996), de Dourados-MS, ajustaram as séries em períodos mensais, quinzenais e decendiais à distribuição gama incompleta, cujos parâmetros foram estimados pelo método da máxima verossimilhança e a aderência dos dados verificada pelo teste de Kolmogorov-Smirnov (Assis et al., 1996).

Garcia & Castro (1986) analisaram através da técnica multivariada de componentes principais e análise de conglomerados, 81 séries de registros diários de chuvas no Pantanal Mato-grossense, ao passo que a ocorrência esperada de chuvas em períodos de trinta, quinze e sete dias, foi dada pela distribuição gama incompleta, cujos parâmetros foram estimados pelo método dos momentos centrais e cujo teste de aderência foi o de Kolmogorov-Smirnov, sendo que os melhores ajustamentos da distribuição gama foram registrados nos períodos de 30 dias.

Wolf (1977) descreveu a probabilidade de ocorrência de veranicos com durações variáveis, durante a estação chuvosa de Brasília, DF, em registro de precipitação pluvial diária com 42 anos registrados. Afim de que se pudessem prever as probabilidades através dos dados de frequências observadas, adaptou-se uma curva continua aos dados usando-se a distribuição de probabilidade log-normal. As frequências observadas foram testadas contra as frequências previstas usando-se a prova do qui-quadrado para o teste de ajuste, e os resultados indicaram que esta função de distribuição de probabilidades é

apropriada, e pode se usada para determinar a probabilidade de que o período seco mais longo será de "n" dias.

Assad & Castro (1991) analisaram a série histórica (59 anos de dados diários) de precipitação de Sete Lagoas (MG) através de histogramas e gráficos de linha, com o objetivo de tipificar, a partir dessa análise freqüencial, o comportamento pluviométrico da região. Para isso, basearam-se nos decis superiores, mediano e inferior, em períodos de análise de 5, 10, 15 e 30 dias.

Andrade Júnior et al. (2001) utilizaram uma planilha eletrônica para simulação da ocorrência e da quantidade de precipitação diária para Parnaíba e Teresina, ambas as cidades localizadas no estado do Piauí, através da cadeia de Markov de primeira ordem, associada às funções de distribuição gama e empírica. Os autores concluíram que com esta metodologia se permitiu a geração de séries pluviométricas, bastante próximas das séries observadas, fato comprovado pela obtenção de índices estatísticos de desempenho satisfatório tais como o coeficiente de correlação de Pearson e o índice de concordância de Willmott. Além disso, os resultados relativos ao ajuste dos dados diários de precipitação pluviométrica à função de distribuição gama, utilizando-se o teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov, em nível de 5% de significância, permitiu observar que o grau de ajuste foi melhor para os dados de Paraíba do que em Teresina, devido a uma melhor homogeneidade dos valores diários.

Back (2003), aplicou a técnica de cadeias Markovianas com o objetivo de ajustar um modelo para os dados de precipitação diária, o qual consistiu na determinação das probabilidades de ocorrência de precipitação, e na determinação das quantidades de precipitação esperada. Adotou-se a distribuição gama com dois parâmetros. Já para representar a variação dos parâmetros do modelo ao longo do ano foram ajustadas curvas representativas, através de séries de Fourier

Vernich & Zuanni (1996) utilizaram uma série histórica de oito anos (1982 a 1989), de brilho solar diário e radiação solar global diária e uma análise de regressão linear de Angström, com o objetivo de verificar a dependência no desvio padrão geral do tamanho da amostra. No entanto os autores afirmam que questionamentos de pesquisadores podem ocorrer, no sentido de que uma série de dados de pelo menos 14

anos seja necessária e suficiente, não somente para obter, através da análise de regressão de Angström, uma estimativa estatisticamente estável e confiável da radiação solar global diária, além disso, servir para estabelecer uma distribuição de frequências estatisticamente estável de qualquer variável climática.

O ajustamento das funções de distribuições à cada conjunto de dados pode ser obtido além de diversos testes não paramétricos, tais como o de qui-quadrado e de Kolmogorov-Smirnov, também através do emprego do método da máxima verossimilhança (Cooke et al., 1993) usando para tal, o valor numérico do logaritmo da função de máxima verossimilhança, dada por:

$$\ln(L) = \sum_{i=1}^n \ln[\hat{f}(x_i)] \quad (2)$$

o qual é usado como indicativo de grau de ajustamento (Worley et al., 1990 e Cooke, 1993). Essa estimativa, que pode ser um número negativo, indica que quanto melhor é o ajuste conseguido maior é o valor obtido.

2.3 Cultura de milho: ecofisiologia

A produtividade de uma espécie cultivada depende de complexas interações entre a planta e o meio ambiente. O limite máximo é estabelecido por causas intrínsecas geneticamente controladas, ou seja, o potencial de produção próprio da espécie ou genótipo. Sendo o complexo ambiental favorável à máxima expressão fenotípica desse potencial é possível à planta alcançar sua máxima produtividade, situação teórica ideal difícil de ser atingida na prática (Nunes, 1993).

A produtividade de uma cultura é função de causas genéticas (potencial genético de produção), do adequado uso de insumos tecnológicos de produção e de condições ambientais, determinadas por fatores climáticos, durante o ciclo cultural. A hipótese acima tem seguinte tradução matemática (Nunes, 1993):

$$P = P(G, I, A) \quad (3)$$

em que P se refere à produtividade final da cultura; G ao potencial genético de produção do genótipo; I ao aporte de insumos tecnológicos de produção e manejo da cultura; e A às condições ambientais observadas durante o ciclo da cultura.

Leopold (1964) considerou a intensidade luminosa como a principal variável afetando o desenvolvimento das plantas. Para ele, a temperatura tem efeitos muito complexos sobre os vegetais, interagindo com a luz e a água. Segundo Clarke (1954), temperatura é o aspecto mais expressivo da intensidade da energia calorífica. De acordo com Shaw (1977), as maiores produções de milho ocorrem onde as temperaturas nos meses mais quentes oscilam de 21°C a 27°C. Aparentemente, segundo o autor acima citado, não existe um limite máximo de temperatura para a produção de milho, no entanto, a produtividade tende a diminuir com o aumento da temperatura. Segundo Wislie (1962), a temperatura mínima para crescimento satisfatório do milho é de 10°C, a ótima varia de 28 a 35°C e a máxima é de aproximadamente 45°C. Para o autor, as maiores taxas de crescimento foram alcançadas entre 29 e 32°C.

O conceito de temperatura ótima deve ser visto com cautela, pois esta temperatura varia com o estágio de desenvolvimento da planta, por exemplo, a temperatura ótima para germinação não é a mesma para a floração ou frutificação, podendo ainda ser diferente da temperatura ótima para a fotossíntese (Nunes, 1993).

Raschke (1960) descreve três formas de transferência de calor entre as plantas e o ambiente: (i) condução e convecção na forma de calor sensível; (ii) evaporação, condensação, congelamento e descongelamento e sublimação da água; e (iii) radiação direta. A evaporação é um fenômeno físico que, segundo Thornthwaite & Mather (1955), tem como agente principal a radiação solar. A água participa de todos os processos da vida, é fator limitante do desenvolvimento das plantas e se relaciona intimamente com a temperatura na influência sobre os vegetais (Theshow, 1970). Com o suprimento ótimo de água e nutrientes, e na ausência de plantas invasoras, pragas e doenças, a taxa de crescimento é determinada pela radiação solar (Heemst et al., 1981).

Erie et al. (1968) citam o clima, o solo e a topografia como os fatores naturais mais importantes que afetam o uso consuntivo de água, enquanto que o suprimento e a qualidade da água, a data de semeadura, a fertilidade do solo, o espaçamento das plantas e as variedades utilizadas são os principais fatores artificiais.

De acordo com Daker (1976), nos estágios de crescimento da planta de milho em clima seco e quente, o consumo de água não excede 2,5 mm.dia⁻¹, podendo atingir 6,5 a

7,5 mm.dia⁻¹ durante a floração e frutificação. Segundo o mesmo autor, em condições de alta temperatura e baixa umidade o consumo máximo pode atingir 10 mm.dia⁻¹.

Em condições favoráveis ao crescimento, os processo fisiológicos e a produtividade potencial das culturas são determinados principalmente pelas características varietais e por variáveis climáticas como temperatura e radiação. Em outras palavras, tem-se que a capacidade da planta de produzir fitomassa seca está diretamente relacionada com a quantidade de energia luminosa disponível e com a capacidade de aproveitamento dessa energia. Esse fato torna importante a análise do crescimento e desenvolvimento da cultura em diferentes situações, pois significa que o potencial de produtividade das culturas difere entre locais e anos e entre épocas no mesmo local (Kropff et al., 1995).

Os modelos de simulação para culturas têm sido usados para quantificar o potencial de produtividade em diferentes ambientes e, geralmente, descrevem o desenvolvimento, o crescimento e a produtividade da cultura em áreas homogêneas e solos submetidos a determinadas condições climáticas (Jones et al., 1987; Kropff et al., 1995). Para estimar alguns índices fisiológicos, faz-se necessário conhecer a variação temporal da fitomassa seca e do índice de área foliar. Além desses índices relacionados à cultura, fatores climáticos como a radiação e a temperatura devem ser consideradas. Em outras palavras, a produtividade depende do balanço de energia ao nível do dossel da cultura, que por sua vez, está correlacionado com a temperatura média do ar (Whisler et al., 1986; Pereira & Machado, 1987; Goudriaan & Laar, 1994; Pereira et al., 2002).

Os processos da fotossíntese, respiração, transpiração e evaporação, são funções diretas da energia disponível no ambiente, comumente designada por calor, ao passo que o crescimento, desenvolvimento e translocação de fotoassimilados encontram-se ligados à disponibilidade hídrica do solo, sendo que seus efeitos são mais pronunciados em condições de altas temperaturas onde a taxa de evapotranspiração é elevada (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

Atualmente, a referida espécie, mediante a seleção orientada de genótipos, bem como o aprimoramento de métodos adequados de manejo, vem sendo cultivada em regiões compreendidas entre 58° de latitude norte (Canadá e União Soviética) e 40° de

latitude sul (Argentina), distribuídas nas mais diversas altitudes, encontrando-se cultivada desde localidades situadas abaixo do nível do mar (Região do Mar Cáspio) até regiões apresentando mais de 2.500 m de altitude, nos Andes Peruanos. Independentemente da tecnologia aplicada, o período de tempo e as condições climáticas em que a cultura é submetida constituem-se em preponderantes fatores de produção (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

Dentre os elementos de clima conhecidos para se avaliar a viabilidade e a estação para a implantação das mais diversas atividades agrícolas, a temperatura e a precipitação pluvial são os mais estudados. Para a cultura de milho, muito se tem estudado sob o ponto de vista de suas exigências climáticas, sempre objetivando o aumento da produtividade agrícola. Assim, algumas condições ideais para o desenvolvimento desse cereal podem ser citadas: (i) por ocasião da semeadura, o solo deverá apresentar-se com temperatura superior a 10°, aliado à umidade próxima à capacidade de campo, possibilitando o desencadeamento dos processos de emergência; (ii) Durante o crescimento e desenvolvimento das plantas, a temperatura do ar deverá girar em torno de 25°C e encontrar-se associada à adequada disponibilidade de água no solo e abundância de luz; (iii) Temperatura e luminosidade favoráveis, elevada disponibilidade de água no solo e umidade relativa do ar, superior a 70%, são requerimentos básicos durante a floração e enchimento dos grãos; e (iv) Ocorrência de período predominantemente seco por ocasião da colheita (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

A importância das condições do clima durante a estação de crescimento, na produtividade da cultura de milho, é amplamente reconhecida por muitos pesquisadores (Fancelli & Lima, 1982; Rosenberg et al., 1983; Lima, 1995; Dourado Neto, 1999; Fancelli & Dourado Neto, 2000). No entanto, as características agroclimáticas de várias localidades podem influenciar diferentemente a produtividade final da cultura. A quantificação da relação entre produtividade da cultura e variáveis agroclimáticas permite que a influência dessas variáveis na produtividade, durante o ciclo da cultura, seja avaliado (Mondragón, 1990).

A intensidade com que a cultura pode expressar o seu potencial genético é determinada por sua interação com o regime de radiação solar, temperatura do ar,

pressão de vapor d'água na atmosfera, velocidade do vento e características físico-hídricas do solo (Rosenberg et al., 1983).

Radiação solar, temperatura e precipitação pluvial afetam o crescimento das plantas, de maneira que a quantificação desses fenômenos pode ser utilizada no ajuste de modelos de simulação de desenvolvimento e crescimento de culturas (Pandolfo, 1995). Modelos para estimativas de produção ou diagnósticos têm-se tornado uma importante ferramenta para pesquisa, planejamento e monitoramento de culturas.

Para o milho, as maiores exigências em água se concentram na fase de emergência, florescimento e formação do grão. Todavia, no período compreendido entre 15 dias antes e 15 dias após o aparecimento da inflorescência masculina, o requerimento de um suprimento hídrico satisfatório aliado à temperaturas adequadas tornam tal períodos extremamente crítico. Daí, a razão pela qual a mencionada fase deve ser criteriosamente planejada, com o intuito de coincidir com período estacional que apresente temperaturas favoráveis (25°C a 30°C) e chuvas frequentes (Frattoni, 1975).

Inúmeras evidências experimentais apontam que a temperatura constitui-se em um dos fatores de produção mais importante e decisivo para o desenvolvimento do milho, embora a água e demais componentes climáticos exerçam diretamente sua influência no processo (Tollennar et al., 1979 e Andrade, 1992). Em regiões cujo verão apresenta temperatura média diária inferior a 19°C e noites com temperaturas médias abaixo de 12,8°C, não são recomendadas para a cultura do milho (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

Temperaturas do solo inferiores a 10°C e superiores 42°C prejudicam sensivelmente a germinação, ao passo que aquelas situadas entre 25 e 30°C propiciam as melhores condições para o desencadeamento dos processos de germinação das sementes e emergência das plântulas. Por ocasião do período de florescimento e maturação, temperaturas médias diárias superiores a 26°C podem promover a aceleração dessas fases, da mesma forma que temperaturas inferiores a 15,5°C podem prontamente retardá-las (Berger, 1962).

Dados experimentais relatam que a cada grau de temperatura média diária superior a 21,1°C. nos primeiros 60 dias após a semeadura pode apressar o florescimento

de dois a três dias (Fancelli & Dourado Neto, 2000). A produtividade do milho pode ser reduzida, bem como ser alterada a composição protéica dos grãos, quando da decorrência de temperaturas acima de 35°C. Tal efeito está relacionado à diminuição da atividade de redutase do nitrato e, conseqüentemente, interferindo no processo de transformação do nitrogênio (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

A elevação da temperatura contribui para a redução da taxa fotossintética líquida em função do aumento da respiração, interferindo diretamente na produção (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

Temperaturas elevadas prevalecentes no período noturno (maior que 24°C) promovem um consumo energético elevado, em função do incremento da respiração celular, ocasionando menor saldo de fotoassimilados, com conseqüente queda na produtividade da cultura. Da mesma maneira, temperaturas acima de 32°C reduzem, sensivelmente a germinação do grão de pólen, por ocasião de sua emissão (Fancelli & Dourado Neto, 2000). A maioria dos genótipos atuais não se desenvolve em temperaturas inferiores a 10°C, que é considerada a temperatura basal para a espécie. Todavia, segundo alguns trabalhos de pesquisa, a temperatura basal para genótipos tardios é maior do que aquele correspondente aos genótipos precoces (Berlato & Sutuli, 1976). A temperatura quantifica em valores numéricos, o nível de energia interna em função da temperatura do ar naquele momento, possibilitando trocas com o sistema e o meio, provocando estímulos, ativando ou desativando funções vitais (Ometto, 1981).

No desenvolvimento do milho, a duração do ciclo em dias tem demonstrado inconsistência. Isso se deve ao fato de que a duração de subperíodos e dos ciclos da planta estão associados às variações das condições ambientais, e não ao número de dias dos meses. De forma generalizada, a temperatura apresenta-se como o elemento climático mais importante para predizer os eventos fenológicos da cultura (Gadioli, 1999). Tendo em vista o sucesso na predição de datas de ocorrência dos estádios de desenvolvimento da cultura do milho, os modeladores têm afirmado que o conceito *unidade térmica* é universalmente aplicável (Lima, 1995).

Segundo Villa Nova et al. (1972), a quantidade de energia exigida por uma cultura tem sido expressa em graus-dia, ou unidades térmicas de desenvolvimento,

exigência térmica, exigência calórica, unidade de calor. A base teórica para essa técnica é que, dos processos envolvidos no desenvolvimento da cultura, todos são sensíveis à temperatura do ar, cabendo enfatizar que a resposta das plantas à temperatura do ar obedece a limites (inferior e superior) e é extensiva ao desenvolvimento total da cultura.

O aumento da temperatura contribui para a redução da taxa fotossintética líquida em função do aumento da respiração, interferindo diretamente na produção. Assim, temperaturas elevadas prevalentes no período noturno (superior a 24°C) promovem um consumo energético demasiado, em função do incremento da respiração celular, ocasionando menor saldo de fotoassimilados, com conseqüente queda na produtividade da cultura (Dourado Neto, 1999). Em contrapartida a maioria dos materiais (híbridos ou variedades cultivadas) cultivados atualmente não se desenvolve em temperaturas inferiores a 10°C. que é considerada a temperatura basal para a espécie (Villa Nova et al., 1972).

A incidência de radiação na superfície terrestre é dependente da quantidade de energia que atinge o topo da atmosfera e da transmissividade da atmosfera à radiação. A distribuição difusa representa a parte da radiação que interage com gases e nuvens presentes na atmosfera (Goudriaan & Laar, 1994). O balanço de energia radiante, também denominado de radiação líquida, vem a ser o saldo de radiação sobre uma superfície (Ometto, 1981). Esses fatos são de muita importância para verificação da quantidade e distribuição de luz na cobertura vegetal.

Algumas considerações sobre a importância do balanço de energia e a radiação líquida na determinação do fluxo de vapor d'água na atmosfera são feitas por Villanueva (1987) e diversos foram os estudos desenvolvidos por pesquisadores voltados ao monitoramento do saldo de radiação, bem como aos aspectos de sua partição nos mais variados sistemas agrícolas. A radiação solar é praticamente a única fonte de energia para os processos fisiológicos e bioquímicos que ocorrem nos vegetais. Sendo assim, a produção final de matéria seca de uma planta depende, em última instância, da eficiência com que as folhas convertem energia radiante em energia química, por meio da fotossíntese (Assis & Mendez, 1989).

Conforme o fotoperíodo, o milho é considerado como uma planta neutra ou de dias curtos (Reichardt, 1987; Doorenbos & Kassam, 1994). Seu desenvolvimento é afetado pela quantidade de radiação solar, e as maiores produtividades são alcançadas em condições de alta radiação, em virtude de pertencer ao grupo de plantas "C4", o que lhe confere alta produtividade biológica (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

O milho possui elevado potencial e acentuada habilidade fisiológica na conversão de carbono mineral em compostos orgânicos, os quais são translocados das folhas e de outros tecidos fotossinteticamente ativos (fonte) para locais onde serão estocados ou metabolizados (dreno) (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

As relações fonte-dreno podem ser alteradas sobremaneira pelas condições de solo, clima, estágio fisiológico e nível de estresse da cultura (Tollenaar, 1977).

A produtividade de grãos de milho, segundo Andrade et al. (1991), pode ser expressa pela seguinte expressão:

$$Y = R_i \cdot E_i \cdot E_c \cdot p \quad (4)$$

em que R_i se refere à radiação incidente; E_i à eficiência da interceptação da radiação incidente; E_c à eficiência de conversão da radiação interceptada pela biomassa vegetal; e P à partição de fotoassimilados a partes de interesse comercial. Assim, a radiação incidente é a função da localização geográfica da área de produção (latitude, longitude e altitude), bem como da época de semeadura ao longo do ano. Esse fato é citado por Alfonsi (1991), através da Tabela 2, na qual observa-se a quantidade diferencial de radiação solar que atinge a Terra, em função da inclinação do eixo terrestre.

Tabela 2. Valores médios de radiação ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$), em área plana, no hemisfério sul, em função da época do ano

Latitude	Solstício de verão (dezembro)	Equinócio (setembro/outubro)	Solstício de inverno (junho)
0°	840	880	790
20° S	1000	820	570
40° S	1050	620	300
60° S	1030	400	50

Fonte: Alfonsi (1991)

A eficiência de interceptação depende da idade da planta, da arquitetura foliar, do arranjo espacial de plantas e da população empregada, ao passo que a eficiência de conversão, dentre outros fatores depende principalmente da temperatura. A participação, dos fotoassimilados é, sobretudo, função do genótipo e das relações de fonte-dreno (Fancelli & Dourado Neto, 2000).

2.4 Modelagem: aspectos gerais

Modelo é definido como a representação matemática de um sistema ou um processo, enquanto que modelagem é o processo de desenvolvimento dessa representação. A simulação inclui os processos necessários para a operacionalização do modelo ou a solução do modelo visando simular o que acontece no sistema (De Wit, 1978). De acordo com Caixeta Filho (2001), modelos são representações idealizadas para situações do mundo real. Apesar da dificuldade para a validação de modelos, sempre haverá indicação do nível de sucesso do processo da modelagem. Thornley (1976) relata que modelos são equações ou o conjunto delas, podendo representar quantitativamente as suposições e hipóteses idealizadas sobre o sistema real.

O sistema é um conjunto de componentes e suas interrelações, que são agrupadas com o objetivo de estudar alguma parte do mundo real, sendo que a seleção desses componentes depende dos objetivos do estudo. Modelos típicos definem a cultura e a rizosfera como componentes que interagem no sistema e que são afetados pelas condições climáticas e as práticas de manejo (De Wit, 1978; Jones et al., 1987). Do mesmo modo, Aris (1994) cita que são equações matemáticas que representam uma série de fenômenos, que pode ser uma entidade física, química, biológica, social ou conceitual. A palavra modelo deriva de "modus" (uma medida), e implica em mudanças de escala em suas interpretações. Quando o desempenho de um sistema é representado matematicamente por equações, temos um modelo matemático. Esse vai definir quantitativamente hipóteses assumidas sobre o sistema real, permitindo deduzir suas consequências (Dourado Neto et al., 1998).

Baier (1979) classifica os tipos básicos de modelos agroclimáticos da seguinte forma: (i) modelos de simulação do crescimento das culturas; (ii) modelos de análise

planta-atmosfera; e (iii) modelos estatístico-empíricos. Os modelos matemáticos podem ser positivos (observam vantagens comparativas quanto à reprodução adequada de séries históricas), tendo como exemplos o empírico-descritivo, mecanicista-explicativo, qualitativo e quantitativo ou normativos (impõe um determinado padrão, um comportamento), como exemplo a programação linear (Caixeta Filho, 2001). Em ciência, modelos são ferramentas que ajudam a conceituar, integrar e generalizar o conhecimento científico (Leal & De-Polli, 1999). Há diversas classificações propostas para diferenciar os modelos. Uma delas divide os modelos em matemáticos e de simulação. O primeiro tipo refere-se a representações matemáticas de um fenômeno, enquanto o segundo engloba um ou mais modelos matemáticos, representando fenômenos mais complexos.

Os modelos matemáticos podem ser de três tipos: (i) empíricos, baseados em dados puramente observados; (ii) estocásticos, em que o processo é descrito pelas leis de probabilidade e (iii) mecanísticos, que consideram as leis físicas, químicas e biológicas no processo, sendo esses os mais versáteis dentre os tipos de modelos matemáticos (Pautian et al., 1992).

Os modelos de simulação, conforme Addiscott (1993) podem ser divididos em: (i) determinísticos, em que um conjunto de eventos leva a um resultado único e definido e (ii) estocásticos, em que a incerteza é considerada na sua estrutura. Essas duas categorias mencionadas podem ainda dividir os modelos de simulação em: (i) mecanísticos, que procuram descrever os mecanismos envolvidos no processo e (ii) funcionais, que descrevem apenas os aspectos gerais do processo. Os modelos de simulação de crescimento e previsão de rendimento de culturas permitem fazer simulações de longo prazo, sendo realizadas geralmente a um baixo custo, utilizando-se características do solo e práticas de manejo da cultura durante o período de dados climatológicos históricos disponíveis para determinado local (Muchov et al., 1991).

Há anos vêm sendo desenvolvidos modelos de estimativa do rendimento da cultura de milho, com base em variáveis meteorológicas e outras derivadas do balanço hídrico, porém com grandes limitações. A previsão de rendimento torna-se mais precisa quando os modelos de simulação são usados para estimar a produção em grandes áreas

(Lozarda & Angelocci, 1999). Por outro lado, Hoogeboom (2000) afirma que a utilização de modelos, com fins de predição, pode ter aplicações, tanto previamente à semeadura, como durante o crescimento e desenvolvimento da cultura, podendo essa informação ser usada ao nível de propriedades rurais ou de instituições governamentais para planejamento de políticas agrícolas.

A utilização de modelos objetivando quantificar os efeitos das variáveis ambientais no crescimento e desenvolvimento das culturas vem ocorrendo a mais de 250 anos. Evidente é que tal afirmação é baseada no fato de que quando Réaumur, em 1735, fez a associação entre temperatura (graus-dia) e o desenvolvimento de culturas, ele estava propondo um dos modelos empíricos mais eficientes que se conhece em agrometeorologia (Costa, 1997). Considerando épocas mais recentes, uma contribuição relevante foi o trabalho desenvolvido pelo Professor C. T. de Wit da Universidade de Wageningen, em 1958, intitulado "Transpiration and crop yield" seguido em 1968 pelo clássico trabalho "Photosynthesis of leaf canopies". Após tais publicações, observou-se um crescente interesse pela área de modelagem em diversos países do mundo, inclusive no Brasil (Costa, 1997).

Para o real entendimento do conceito de modelos de simulação é necessário que se faça a separação de três termos: sistemas, modelos e simulação. Sistema é uma parte limitada da realidade que contém vários elementos inter-relacionados; modelo é a representação simplificada de um sistema; simulação é a arte de construir modelos matemáticos e de estudar suas propriedades em relação as do sistema (De Wit, 1982).

Tal definição segundo Costa (1997), causa polêmica e discussão tais como os seguintes pontos: (i) todo modelo é um sistema, mas o inverso também pode ser verdadeiro; e (ii) em sendo o sistema uma parte limitada da realidade é necessário na concepção do modelo se definir pontos de contorno. Ou seja, deve-se isolar o sistema do seu ambiente. Em outras palavras, o ambiente deve influenciar o sistema, mas o sistema não deve influenciar o ambiente.

Devido à expansão do desenvolvimento e utilização dos modelos no mundo, tornou-se necessário a classificação dos mesmos. Vários sistemas de classificação, levando-se em consideração principalmente a arquitetura e a filosofia dos modelos,

foram desenvolvidos. Sendo assim, observa-se uma aceitação quase que completa na literatura científica mundial de uma primeira classificação dos modelos em duas categorias principais: modelos empíricos e modelos mecanísticos (Costa, 1997).

Modelos empíricos são modelos que se baseiam simplesmente na interação quantitativa entre os elementos considerados no mesmo. Nesses modelos a análise dos resultados não se baseia na explicação dos fenômenos envolvidos na relação entre os elementos. Normalmente, tais modelos fundamentam-se em relações derivadas a partir de análise de regressões e, geralmente, necessitam de grande número de dados para o seu desenvolvimento (Costa, 1997). Em sendo uma mera descrição matemática-estatística dos dados, os modelos empíricos não consideram o entendimento científico do sistema. São modelos que representam grandes restrições quanto a extrapolação de seus resultados, mas no entanto tem grande potencial na previsão de certos fenômenos, como por exemplo, produtividade de culturas, dentro da região em que foi desenvolvido (Costa, 1997).

Modelos mecanísticos são modelos que tem sua estrutura baseada na descrição do processo que ocorre no sistema real considerado, ou seja, existe a tentativa de se considerar os princípios físicos e biológicos que ocorrem no sistema. Tais modelos procuram entender o que ocorre no **nível i**, baseado nos processos que ocorrem no **nível i-l**. Tais modelos apresentam grandes dificuldades na obtenção dos dados necessários para o seu desenvolvimento (Costa, 1997). Por outro lado, eles apresentam pouca restrição a extrapolação geográfica e espacial dos resultados. É necessário que se entenda o conceito de modelo mecanístico em seu sentido mais amplo, ou seja, uma tentativa de juntar-se os processos do sistema de uma forma mecanística, mas para tal, muitas vezes utilizam-se submodelos empíricos (Costa, 1997).

Outras subdivisões são as que consideram os modelos determinísticos e modelos estocásticos. Modelos determinísticos são modelos nos quais as respostas, ou os resultados são fornecidos sem nenhum grau de probabilidade. Modelos estocásticos são modelos que apresentam um grau de probabilidade associado a sua resposta, uma característica comum aos modelos empíricos (Costa, 1997).

Existem ainda os modelos dinâmicos que são os modelos que consideram variações temporais que ocorrem no sistema a ser modelado (Costa, 1997). A grande complexidade do sistema agrometeorológico torna necessário que o desenvolvimento de modelos em agrometeorologia considere os diferentes níveis de organização envolvidos nesse sistema. Por exemplo, alguns dos níveis biológicos que podem ser considerados no sistema agrometeorológico são os seguintes (Costa, 1997):

Nível	Descrição
...	...
$i + 1$	cultura
i	Planta
$i - 1$	Órgão
...	Tecido
...	célula

É interessante observar as diferenças entre os níveis bem como a dependência do bom funcionamento de um nível inferior, mas o contrário não é verdadeiro. Esse é o princípio científico do reducionismo que é a base dos modelos mecanísticos (Costa, 1997).

O desenvolvimento e a utilização de modelos nas atividades agrárias é freqüentemente alvo de questionamento pela comunidade científica. A principal questão é qual a razão do desenvolvimento de modelos? Em recente publicação destinada a discutir os vários aspectos dos modelos (Agronomy Journal², v. 88, setembro - outubro de 1996), Boote, Jones, Pickering destacam algumas das principais razões que justificam o esforço gasto no desenvolvimento de modelos: (i) são ferramentas importantes para sumarizar o conhecimento científico; (ii) auxilia na tomada de decisão agrícola, ou seja, ferramenta para o manejo da agricultura; (iii) atividades de planejamento; (iv) o grande potencial didático do desenvolvimento de modelos e (v) a orientação e a racionalização do uso de experimentos convencionais (Costa, 1997).

² BOOTE, K. J., JONES, J. W., PICKERING, N. B. Potential uses and limitations of crop models. *Agronomy Journal*. v. 88, p.704-716, 1996.

De acordo com Costa (1997), uma questão também sempre em evidência, principalmente no Brasil, quando se trata de modelos é o fato de que com tantos modelos já desenvolvidos, porque desenvolver outros? Não é melhor simplesmente utilizar os já desenvolvidos? Tal questionamento é fruto de um desenvolvimento da filosofia dos modelos, ou seja, quando se utilizam os modelos desenvolvidos em outros locais, o que acontece é a aceitação por parte do pesquisador toda a teoria embutida no modelo, muitas vezes até mesmo sem conhecê-la.

Apesar do grande esforço que a comunidade tem dedicado às técnicas de modelagem, existe um tema que ainda é envolto em grandes controvérsias: como se deve avaliar um modelo? Quais critérios devem ser utilizados? Primeiramente, há que se destacar que a avaliação do modelo deve passar, e normalmente passa por duas avaliações distintas. Uma subjetiva, que considera critérios como: utilidade, simplicidade, elegância, e economia, principalmente. Outra objetiva que utiliza critérios pré-definidos para se avaliar o modelo. Como parte do critério objetivo é comum se observar na literatura científica o termo "validação do modelo" (Costa, 1997). Nesse sentido é importante ressaltar que pelas definições apresentadas e discutidas acima, o modelo é uma teoria científica sobre o funcionamento de um certo sistema. Dessa forma, há que se considerar que uma teoria científica somente pode ser falsificada, nunca validada. Assim sendo, não é recomendável utilizar o termo validação, e passar a utilizar o termo correto para tais avaliações objetivas: teste do modelo (Costa, 1997).

Outro aspecto importante em modelagem é a consideração que o modelo deve ser também avaliado de acordo com os objetivos previamente estabelecidos e não pelo fato de não contemplar uma ou outra área do conhecimento. Dessa forma, em alguns casos, o objetivo maior de um modelo é verificar falhas no nível de conhecimento sobre o sistema e não fazer previsões exatas (Costa, 1997).

Um dos métodos mais utilizados para se realizar o que se chama de teste empírico do modelo é a comparação dos dados reais com os dados simulados. No entanto, é necessário ressaltar novamente que tal teste empírico é somente parte da avaliação total do modelo. Mas é bom salientar que quando necessário tal teste deve ser utilizado com prudência para evitar erros de interpretação (Costa, 1997).

Um dos métodos mais utilizados recentemente é o de se analisar a diferença entre valores simulados e observados. Tal procedimento apresenta uma série de vantagens em relação ao convencionalmente utilizado, ou seja, a simples comparação de dados reais com dados simulados. Para que tal procedimento tenha sentido são necessárias algumas considerações, tais como, quais variáveis serão testadas e quais os níveis de precisão aceitáveis para essas variáveis (Costa, 1997). No teste do modelo, deve ainda se considerar sempre que possível, os erros envolvidos nos dados obtidos através de experimentos (Costa, 1997).

Outra técnica extremamente útil na análise de modelos é a análise de sensibilidade que pode ser realizada em relação aos parâmetros ou em relação aos dados de saída (Costa, 1997).

Também faz parte das técnicas de avaliação de modelo a calibração, que é o ajuste de certos parâmetros ou relações para que ele se adeque melhor o seu desempenho em certas áreas, é um processo extremamente útil. O uso indiscriminado da calibração torna o modelo de difícil extrapolação e pode descaracterizar parte do seu mecanismo. Além do mais, a calibração excessiva pode ocultar falhas que seriam importantes se conhecer. Outro aspecto importante a ser considerado nos testes dos modelos é que tais testes devem ser feitos para longos períodos de tempo e nas mais diversas condições ambientais (Costa, 1997).

O potencial da utilização dos modelos agrometeorológicos tem sido mostrado em diversos países. A literatura científica é rica em exemplos de utilização de modelos para diferentes objetivos: estimativa da produção potencial, estratégica e tática de decisão de marketing, previsão de efeitos de mudanças climáticas de curto e longo prazo e manejo de irrigação, por exemplo (Costa, 1997).

No Brasil, apesar de alguns exemplos de sucesso, as técnicas de modelagem, não estão sendo desenvolvidas, nem utilizados em seu pleno potencial. E é necessário, se destacar a distinção entre o desenvolvimento e a simples utilização de modelos. Para se formar uma massa crítica em modelagem e aproveitar todo o benefício didático e científico dos modelos é necessário que modelos sejam desenvolvidos levando-se em consideração as condições brasileiras. A simples utilização de modelos desenvolvidos

em outros países é participar de uma corrida já sabendo a nossa posição: o último lugar (Costa, 1997).

Devido às complexidades físicas e a necessidade de equipes multidisciplinares para o desenvolvimento dos modelos, a comunidade científica agrometeorológica é aquela que possui condições para liderar o movimento para o fortalecimento dessa linha de pesquisa, principalmente para um país de características continentais como o Brasil. O desenvolvimento e a aplicação de modelos de simulação em conjunto com a experimentação convencional em maior escala em nosso país é um desafio que devemos seguir e que sem dúvidas tornará as nossas atividades científicas mais eficientes (Costa, 1997).

É necessário que se destaque também algumas das limitações dos modelos. O desenvolvimento e a utilização de modelos normalmente é limitado pela disponibilidade de dados de entrada e também pela falta de conhecimento da parte do sistema que se quer modelar. No entanto, é comum encontrar na literatura, modelos que apresentam níveis de complexidade incompatível com o nível de conhecimento científico atual. Portanto, é necessário que uma hipótese científica bem elaborada e experimentos convencionais específicos estejam sempre associados com o desenvolvimento de modelos (Costa, 1997).

Uma das principais utilizações de modelos matemáticos na agricultura é visto na previsão da resposta da planta em certas condições climáticas ou de manejo, o que auxilia basicamente no manejo da cultura, como pode ser exemplificado pelos trabalhos com: feijão (Pimenta et al., 1999) e cana-de-açúcar (Teruel, 1995).

A temperatura do ar é uma das variáveis independentes mais utilizadas em modelo de previsão da variação temporal do acúmulo de fitomassa seca em diversas culturas, tanto pela facilidade de obtenção quanto pelo seu relacionamento com a quantidade de radiação fotossinteticamente ativa necessária para a planta completar o seu ciclo. Silva et al. (1999) afirmam ainda que a temperatura do ar na forma de tempo térmico (°C.dia) é de grande utilidade pela sua independência da época e local de semeadura, sendo um “relógio” mais eficiente do que o uso dos dias do calendário.

As culturas são sistemas, e como tais podem se dividir em níveis hierárquicos, para cada um dos quais têm sido desenvolvidos vários tipos de modelos. Assim, antes de se propor um modelo, deve-se definir seu nível hierárquico de utilização. Ainda, um sistema de contorno se refere a abstração dos limites dos componentes dos sistema (Jones et al., 1987).

Os parâmetros são componentes do modelo usualmente constantes ao longo do tempo. Por exemplo, os parâmetros podem definir a resposta funcional da fotossíntese à luz, a resistência do solo à densidade de fluxo de água, a resposta funcional da variação temporal do índice de área foliar e a perda de água pela planta através do processo evapotranspiratório. A distinção entre parâmetro e entrada nem sempre é clara. Usualmente, as entradas são diretamente dependentes do tempo, enquanto que os parâmetros são constantes ou dependem do estado do sistema, mas não necessariamente do tempo (Jones et al., 1987).

As variáveis de estado são quantidades que descrevem as condições dos componentes no sistema e podem mudar com o tempo, assim como os componentes do sistema interagem com o meio. Se as variáveis de estado mudam no tempo, os modelos são dinâmicos. Por exemplo, o conteúdo de água no solo e a biomassa da cultura são duas variáveis de estado que mudam com o tempo, na maioria dos modelos de cultura. As variáveis de estado desses modelos têm muita importância porque essas são as características dinâmicas da cultura de interesse do modelador (De Wit, 1978; Jones et al., 1987).

As interrelações entre os componentes e o sistema, e algumas vezes entre variáveis de estado no sistema, ocorrem como resultado de vários processos. Por exemplo, a biomassa de uma cultura, variável de estado, muda como resultado dos processos de fotossíntese e respiração; o conteúdo de água no solo muda como resultado da chuva ou da evapotranspiração. Assim pode-se dizer que um modelo é um conjunto de relações matemáticas que descrevem as mudanças nas variáveis de estado como resultado dos diferentes processos que ocorrem nesse sistema (De Wit, 1978; Jones et al., 1987).

Dourado Neto (1999) sugere modelos cossenoidais para expressar a forma sigmoidal de crescimento de uma planta. A vantagem desses modelos é a expressão matemática da caracterização geral de crescimento da cultura.

Geralmente, em agricultura os modelos tem sido usados para a simulação do crescimento da planta e para a previsão da produtividade. A relação funcional entre crescimento e desenvolvimento relativo, em termos de graus-dia, e fenologia e variação temporal do índice foliar, tem sido comumente utilizadas para essa finalidade (Yin, 1996; Dourado Neto, 1999). Usualmente, os modelos de simulação de produtividade potencial das culturas utilizam vários atributos da planta relacionados à produção de fitomassa seca, tais como área foliar, crescimento e fenologia (Yin, 1996).

Em termos gerais, os modelos de simulação são utilizados para: (i) verificar teorias e testar hipótese; (ii) melhorar o conhecimento sobre determinado processo, alimentando bases de dados com as informações obtidas; e (iii) obter estimativas da produtividade de grãos (Munakata, 1995; Boote et al., 1996). Segundo Munakata (1995), os estudos de simulação de crescimento das culturas podem ser definidos em duas linhas: (i) aquela que considera a estrutura do dossel da planta (características para a interceptação da luz); e (ii) a dinâmica da produção de fitomassa seca (crescimento).

Dachs (1988) define simulação como o processo que procura reproduzir o comportamento de um sistema real, para estudar seu funcionamento sob condições alternativas. Tornou-se cada vez mais freqüente o uso de métodos de simulação para estudar novos procedimentos estatísticos ou para comparar o comportamento de diferentes técnicas estatísticas. Na experimentação agrícola, é freqüente a instalação de ensaios em diversas áreas. Num estudo científico, esses ensaios precisam ser repetidos sob as mais variadas condições para avaliar uma característica em estudo ou comparar algum método estatístico. Sendo assim, o trabalho do pesquisador seria impraticável, pois às vezes ele não dispõe de tempo, espaço físico adequado, recursos financeiros ou material para realização do estudo. Desta maneira, o uso de métodos de simulação tem sido uma importante ferramenta para este propósito.

Para se ter uma idéia de simulação, é necessário definir o conceito de sequência aleatória. Lehmer (1951) define que uma sequência aleatória é um conceito vago, que

engloba a idéia de uma seqüência em que cada termo é imprevisível, cujos dígitos passam por um certo número de testes, de uso tradicional pelos estatísticos, e que dependem, de certa forma, dos usos que se pretende dar a seqüência. Na realidade, tais seqüências não são aleatórias no sentido estrito da palavra, mas, para fins práticos, comportam-se como se fossem, comenta Dachs (1988). Essas seqüências são ditas pseudo-aleatórias. Dachs (1988) descreveu processos de geração de amostras aleatórias a partir de uma distribuição uniforme (0,1). A linguagem computacional utilizada pelo autor na implementação dos algoritmos para a geração de seqüências aleatórias foi a linguagem Pascal. Este tipo de construção está baseado no teorema de probabilidade integral, que garante que é possível obter, a partir de uma distribuição uniforme (0, 1), uma amostra de qualquer outra distribuição. Este teorema afirma que se U tem distribuição uniforme (0, 1), e se F é uma função de distribuição qualquer, a variável $X=F^{-1}(U)$ tem função de distribuição F .

O método de Monte Carlo, de uma maneira bastante simplificada, é um algoritmo que consiste em simular dados a partir de uma seqüência pseudo-aleatória, baseada na distribuição uniforme (0, 1). Todo processo simulado que envolve um componente aleatório de qualquer distribuição é considerado como pertencente ao método de Monte Carlo. A única restrição para o uso deste método é a sua impraticabilidade para distribuições cuja função de distribuição seja desconhecida, ou cuja inversão não seja possível pela não existência de algoritmos eficientes de inversão das funções de distribuições comumente usadas pelos estatísticos.

Existem diversos trabalhos a respeito do efeito dos elementos climáticos sobre a produtividade das culturas. Muitos modelos têm sido desenvolvidos, incluindo as mudanças tecnológicas para explicar a variação total da produtividade. Dependendo da especialidade de cada pesquisador, os trabalhos enfatizam determinados aspectos e apresentam diferentes aproximações para quantificar as ações do clima na produtividade das culturas. Como exemplo, citam-se os modelos de Thompson (1969), Baier (1973), Brunini (1982), Mota (1983), Camargo (1984), Liu & Liu (1986) e Mondragón (1990).

Os modelos de simulação para culturas têm sido usados para quantificar o potencial de produtividade em diferentes ambientes e, geralmente, descrevem o

desenvolvimento, o crescimento e a produtividade da cultura em áreas homogêneas e solos submetidos a determinadas condições climáticas (Jones et al., 1987; Kropff et al., 1995).

Os modelos de simulação definem-se como uma representação simplificada dos mecanismos físicos, químicos e fisiológicos incluídos no processo de crescimento das culturas. Tais modelos, permitem explicar as relações planta-atmosfera, determinando as causas que resultam, por exemplo, na variação da produtividade de uma cultura. (Jones et al., 1987; Kropff et al., 1995).

Os modelos de análise planta-atmosfera definem-se como o produto da interação de dois ou mais fatores, que representam a relação funcional entre o elemento do clima e a resposta particular da cultura, como o crescimento e a produtividade. Esses modelos constituem um instrumento prático de pesquisa para se analisarem as respostas das culturas às condições do tempo e do clima (Jones et al., 1987; Kropff et al., 1995). Os modelos estatístico-empíricos utilizam uma ou mais variáveis independentes, sendo a variável dependente a produtividade da cultura. As variáveis independentes são, freqüentemente, os elementos do clima, tais como: precipitação e temperatura do ar, ou os parâmetros agrometeorológicos derivados dos elementos do clima, sendo os coeficientes de ponderação obtidos normalmente pela análise de regressão múltipla (Jones et al., 1987; Kropff et al., 1995).

No modelo de Thompson (1969), a influência do clima sobre a produtividade do milho é separada da tendência tecnológica, utilizando-se a análise de regressão múltipla para obter os desvios da produtividade em relação a essa tendência. Segundo o mesmo autor, em cinco estados produtores de milho nos Estados Unidos, o período de 1930 a 1960 indicou um incremento médio anual de 201 kg.ha^{-1} de grãos. Observou-se que os desvios durante esse período foram explicados pelas condições do tempo e do clima.

Segovia & Andrade (1982) propõem um modelo, em que a produtividade potencial de determinada cultura é função das condições de umidade do solo, reduzindo-se quando estas se afastam das condições consideradas ideais. Uma função é definida para quantificar o efeito que a precipitação exerce, indiretamente, sobre o comportamento da produtividade, por meio do balanço hídrico do solo. O modelo

permite estimar as variações na safra, uma vez que são conhecidos a distribuição da precipitação pluvial e os limites de água disponível no solo que afetam o desenvolvimento da cultura.

Mota (1983) desenvolveu um modelo que considera os processos de transferência de calor e massa no solo e na planta, utilizando-se estimativas da evapotranspiração potencial em função dos fatores geográficos (latitude, altitude e distancia mínima do Oceano Atlântico) e a evapotranspiração da cultura. Outros parâmetros incluídos nesse modelo foram a precipitação diária, os eventos fenológicos da cultura e os valores de capacidade máxima de água armazenada no solo da região considerada.

Frère & Popov (1980) apresentam um método para a previsão de safras agrícolas, com base em dados agrometeorológicos. O modelo processa o balanço hídrico do solo durante a estação de crescimento de uma cultura, em períodos de sete ou dez dias, para mostrar as perdas de produtividade associadas às condições hídricas do solo desfavoráveis à cultura. O método tem como finalidade obter um índice que representa, em percentagem, a amplitude com que as demandas hídricas de uma cultura anual são satisfeitas em cada estágio do seu período de crescimento.

Camargo (1984) desenvolveu um modelo agrometeorológico de estimativa de produção de grãos, com base nas produtividades potenciais de quatro genótipos de soja, em função das condições meteorológicas reinantes durante o desenvolvimento da cultura, isto é:

$$Y_{est} = Y_{pot} \cdot F_{ter} \cdot F_{def} \cdot F_{exc} \quad (5)$$

em que Y_{est} se refere à produtividade estimada; Y_{pot} à produtividade potencial do genótipo; F_{ter} ao fator de redução associado aos graus-dias acumulados (fator térmico); F_{def} ao fator de redução associado ao deficiência hídrico; e F_{exc} ao fator de redução associado ao excedente hídrico.

As estimativas da produtividade da soja pelo modelo agrometeorológico proposto anteriormente mostraram-se bastante satisfatórias. Os coeficientes de determinação da regressão entre dados observados e estimados variaram de 0,76 a 0,87, para quatro genótipos estudados.

Baier (1973) desenvolveu um modelo no qual se avalia a interação da contribuição diária de três ou mais variáveis agrometeorológicas na produtividade da cultura, como sendo função de períodos biometeorológicos. No modelo clima-produtividade proposto, incluem-se dados climatológicos, como as temperaturas máxima e mínima do ar e parâmetros agrometeorológicos como a evapotranspiração real e potencial (ER e EP). A partir de várias combinações da temperatura máxima, temperatura mínima e a razão ER/EP, o modelo fornece estimativas de produtividade.

Stewart & Hash (1982) apresentaram um método para avaliar o impacto do clima sobre a produção agrícola nas áreas semi-áridas do Quênia, com base na análise dos registros de precipitação de uma dada localidade, juntamente com os dados sobre o solo, manejo e fatores econômicos. Estimaram-se assim, para cada estação de chuva, a produção da cultura e a produtividade econômica. Nelson & Dale (1978) citam que análises de vários modelos de regressão múltipla para a previsão da produtividade média do milho, para o Estado de Indiana (EUA), mostraram que as previsões de produtividade são mais precisas quando se inclui nos modelos a tendência tecnológica. Modelos que utilizam o ano como a variável para representar tendência tecnológica apresentam grandes flutuações nos parâmetros estimados e nas previsões de produtividade. O uso de nitrogênio aplicado às áreas cultivadas (com milho) como tendência tecnológica introduziu no modelo redução na variância dos coeficientes da regressão e melhorou a estimativa da produtividade. A introdução dos principais parâmetros ambientais facilita interpretar a interação clima e tecnologia na produção de milho.

Dennet et al. (1980) analisaram as variações, ano a ano, da produtividade de trigo, da beterraba-açucareira e do tabaco, na Europa. As relações entre produtividade e clima foram estabelecidas por meio da análise de regressão múltipla. A produtividade da cultura do tabaco foi positivamente correlacionada com a temperatura e com a precipitação, respectivamente, no Norte e no Sul da Europa, no verão. Condições secas no final da estação de crescimento, ao Norte, e versões quentes no Sul da Europa diminuíram a produtividade da beterraba-açucareira. A produtividade do trigo, por sua vez, teve, em geral, correlação negativa com a precipitação e correlação positiva com a temperatura. O estudo realizado indicou que, para as áreas consideradas,

aproximadamente 60-70% da variação da produtividade esteve associada às variações dos elementos do clima.

Subbaramayya & Rupa Kumar (1980) observaram que as condições climáticas dos distritos da Costa e Sul de Andhra Pradesh, na Índia, são apropriadas para a cultura da cana-de-açúcar. Verificaram que os parâmetros do clima durante o período de perfilhamento, que coincide com o período pré-monsônico, tiveram profundo efeito sobre a produtividade. Uma equação de regressão múltipla de segundo grau, incluindo temperatura máxima, temperatura mínima e umidade relativa no terceiro mês do ciclo da cultura, explicou a variação da produtividade em 60%, aproximadamente.

Liu (1989) utilizou um modelo de simulação do crescimento do milho pelo processo fisiológico, denominado “CERES-Maize Model”, desenvolvido no Laboratório de Pesquisas de Água o Texas (EUA), para estimar a produtividade de milho (genótipo Dina 10) na região de Sete Lagoas, Minas Gerais. O modelo simula os efeitos do código genético, do clima e das condições físicas do solo no desenvolvimento e na produtividade do milho. Os dados climáticos, de solo e da cultura naquela região mineira, no período de 1963 a 1987, foram usados para avaliar o desempenho do modelo. As produtividades estimadas pelo modelo foram iguais a 98,3, 107,1, 103,6, 90,2 e 91,3% das observadas para os anos de 1983, 1984, 1985, 1986 e 1987, respectivamente. Verifica-se, assim, um erro de estimativa menor que 10.

Costa et al. (1998) apresentaram um modelo agrometeorológico de previsão de produtividade da soja para as regiões do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, em Minas Gerais, alimentado pelos seguintes elementos climáticos: precipitação, graus-dias, evapotranspiração máxima e evapotranspiração real. Separou-se a influência tecnológica na produtividade da influência climática, sendo utilizado o recurso econométrico de elaboração da curva de tendência tecnológica, que busca explicar a variação da produtividade em função do tempo, admitindo-se que todos os recursos fixos, ou seja, aqueles de menor variância de ano para ano, estão incorporados nesse ajuste. O modelo final incorporou como variáveis dominantes a variável ano, representando os fatores tecnológicos, e as variáveis agrometeorológicas, como precipitação no terceiro decêndio de setembro e graus-dia no primeiro decêndio de dezembro.

Liu & Liu (1986), desenvolveram modelos de previsão de produtividade de soja no Estado de Minas Gerais, utilizando-se dados mensais de temperaturas máxima e mínima, de umidade relativa, de precipitação, de evapotranspiração potencial, de excesso e deficiência hídrica, além de interações desses parâmetros climáticos. Por meio de inspeção intensiva, dois modelos foram selecionados com diferentes vantagens. O primeiro inclui os parâmetros tendência tecnológica, deficiência e excesso hídricos, temperaturas máxima e mínima e a interação de umidade relativa e temperatura mínima. Esse modelo apresenta a vantagem de permitir a previsão um mês antes da colheita. O segundo modelo, que inclui os parâmetros precipitação, evapotranspiração, excesso e deficiência hídricos, temperatura mínima, umidade relativa, interação de chuva e temperatura máxima e interação de umidade relativa e temperatura mínima, possui as vantagens de ter um valor de coeficiente de determinação mais elevado e os níveis de significância dos parâmetros mais altos. Os erros de previsão variam de 0,1 a 5,6% no primeiro modelo e de 0,1 a 8,3% no segundo, mediante teste de um período de 12 anos.

Silva et al. (1986) desenvolveram modelos de previsão de produtividade do milho no Estado de São Paulo. Esses modelos cobriram o período de outubro a março. Os melhores resultados, em termos de previsão, foram obtidos com equações relacionando produtividade às deficiências hídricas dos meses de dezembro, janeiro, fevereiro e março e uma variável associada à tendência tecnológica. Nos modelos com períodos de deficiência hídrica iniciados em dezembro, todos os parâmetros foram significativos a pelo menos 90% de confiança, enquanto os meses de outubro e novembro, quando introduzidos nos modelos, não foram significativos. O erro percentual médio do modelo com deficiências hídricas de dezembro a março foi de 3,9%.

Runge & Odell (1958) utilizaram a regressão múltipla para determinar a relação entre a produtividade do milho e os elementos climáticos. Constataram que 67% da variação da produtividade do milho, durante o período de 1903 a 1956, em Illinois, Estados Unidos, foi explicada pela variação da precipitação e da temperatura máxima diária, 50 a 74 dias antes do pendoamento e 14 a 30 dias depois do pendoamento.

Chen & Fonseca (1980) determinaram os efeitos do clima e da tecnologia na

cultura de milho, pela análise de correlação, em Ribeirão Preto, no Estado de São Paulo. Os parâmetros meteorológicos mensais que tiveram maiores influências na produtividade do milho foram a evaporação total e a umidade relativa de outubro a março. Todos os parâmetros meteorológicos utilizados na análise foram significativos em dezembro, indicando que este é o mês crítico para a produção de milho. Avanços tecnológicos no período de 1957 a 1975 tiveram influência na produtividade do milho e explicaram mais de 45% da variação total. O modelo clima-tecnologia, denominado YWT, para a previsão da produtividade, o qual utiliza a umidade relativa de outubro a março e a tendência tecnológica como variáveis independentes, estimou satisfatoriamente a produtividade do milho com até três meses antes da colheita.

Mondragón (1990) desenvolveu modelos agroclimáticos para estimar a produtividade da cultura do milho para oito localidades do Estado de Minas Gerais, com base na tendência tecnológica e em variáveis derivadas do balanço hídrico decendial, isto é: necessidades hídricas, excesso hídrico, deficiência hídrica e o índice “I” das necessidades hídricas. Um modelo agrometeorológico proposto por Doorenbos & Kassam (1979), classificado como “modelo de análise planta-clima”, foi utilizado por Ferraudo et al. (1995). Para estimar a produtividade de grãos de milho na região de Ribeirão Preto-SP. Pedro Júnior et al. (1983) estimaram a produtividade de grãos de genótipos de soja de ciclo precoce (Davis e Paraná), usando um modelo agrometeorológico do tipo planta-clima. Medeiros et al. (1991) avaliaram as relações entre produtividade de grãos de milho e evapotranspiração relativa para sete subperíodos e no ciclo para a localidade de Taquari (RS), através do uso de modelo do tipo planta-clima.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Fonte de dados e características do clima de Piracicaba (SP)

Os Dados utilizados e analisados no presente estudo foram fornecidos pela área de agrometeorologia do departamento de ciências exatas e oriundos da estação agrometeorológica de Piracicaba, situada no campus da escola superior de agricultura “Luiz de Queiroz” (ESALQ), da Universidade de São Paulo, em Piracicaba, estado de São Paulo. A estação agrometeorológica de Piracicaba possui a seguinte localização geográfica: (i) latitude: 22°42’30"S; longitude de 47°38’30"W; (iii) altitude: 546 metros; e (iv) altitude da cuba do barômetro de mercúrio de 548 metros (Villa Nova, 2003).

Segundo a classificação climática de Köppen, cuja sistemática se fundamenta nos regimes térmico e pluviométrico, e na distribuição das associações vegetais, o qual pode ser encontrada em Vianello & Alves (2000), entre outros, o clima da região é do tipo Cwa, ou seja, tropical úmido com chuvas de verão e seca no inverno, caracterizado por um total de chuvas no mês mais seco de 26 mm e do mês mais chuvoso de 217 mm, por uma temperatura média do mês mais quente de 24,6°C, e a do mês mais frio de 17,3°C, sendo a temperatura média anual de 21,5°C. Os meses mais secos são junho, julho e agosto. A precipitação total anual de 1270 mm, a evaporação total no ano de 1541 mm, e a umidade relativa média anual de 72,1%, a nebulosidade é máxima no verão e mínima no inverno, cuja média anual de 4 de céu coberto (de 0 a 10), segundo Cervellini et al. (1973), e a radiação solar global média anual é de 435 cal.cm⁻².dia⁻¹ (Villa Nova, 2003).

A Série histórica de dados climatológicos de Piracicaba (SP) foi iniciada em 1917 no posto meteorológico localizado próximo ao atual Instituto Zimotécnico. Entre 11 de setembro e 15 de outubro de 1945 foi deslocado para a posição atual, menos de 25

km. Entre novembro de 1972 e março de 1973 ocorreu uma interrupção nas observações quando suas instalações passaram por uma reforma (Assis, 1991).

Embora com a mudança no ponto de coleta de dados da estação meteorológica a partir de 1944 (sendo o ponto atual deslocado a uma distância de cerca de 1 km), trabalho de Assis (1991), mostra que a série de dados de chuva ainda é homogênea.

As observações utilizadas neste trabalho se referem as temperaturas diárias em graus Celsius ($^{\circ}\text{C}$) e radiação solar global diária em $\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$, sendo que a série histórica de temperatura abrange o período de 1º de janeiro de 1917 a 31 de dezembro de 2002 num total de 86 anos, já a série histórica de radiação solar global diária compreende o período de 1º de janeiro de 1978 a 31 de dezembro de 2002, totalizando 25 anos. Os dados foram analisados individualmente em cada dia do mês para cada ano observado da série histórica estudada.

3.2 Distribuições de densidade de probabilidades $[f(x)]$ e função de distribuição $[F(x)]$ de variáveis aleatórias contínuas

As distribuições utilizadas na análise foram: (i) distribuição uniforme (ou retangular); (ii) normal; (iii) triangular; e (iv) normal bivariada.

3.2.1 Distribuição uniforme (ou retangular)

De acordo com Meyer (1969), Batschelet (1978), Hoel (1980), Bressan (2002), Martins (2003), Morettin & Bussab (2003), variável aleatória contínua é aquela que admite distribuição constante em algum intervalo (a, b) e zero para valores externos. É conhecida como distribuição retangular ou uniforme, a qual tem uso mais comum em primeira tentativa em casos em que apenas os limites dos dados são conhecidos.

A função densidade é dada por:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{(b-a)} & \text{Se } a \leq X \leq b \\ 0 & \text{Se } X < a \text{ ou } X > b \end{cases} \quad (6)$$

A função de distribuição é:

$$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{Se } X < a \\ \frac{(X-a)}{(b-a)} & \text{Se } a \leq X \leq b \\ 1 & \text{Se } b < X \end{cases} \quad (7)$$

A estimativa da média e da variância da distribuição uniforme são determinadas respectivamente por:

$$E(X) = \frac{(a+b)}{2} \quad (8)$$

$$Var(X) = \frac{(b-a)^2}{12} \quad (9)$$

Ainda, conforme Martins (2003), um número aleatório é uma variável aleatória que obedece as condições: (i) é uniformemente distribuída no intervalo que verifica as condições; e (ii) uma sucessão destas variáveis revela independência estatística. Também é comum designar por número aleatório o valor de uma variável aleatória nas condições acima.

Então, seja X uma variável aleatória com distribuição uniforme entre a e b , $X \in U(a, b)$. Então:

$$F(x) = \int_a^x \frac{1}{b-a} dt = \frac{x-a}{b-a} \quad \text{para } a \leq x \leq b \quad (10)$$

ou seja

$$u = F(x) \quad (11)$$

$$u = \frac{x-a}{b-a} \quad (12)$$

$$x = a + (b-a)u \quad (13)$$

Portanto para gerar x , começa gerando um número aleatório U e toma-se

$$X = a + (b-a)U \quad (14)$$

O gráfico da função densidade de probabilidade da distribuição uniforme é mostrado na Figura 1.

Figura 1 - Função densidade de probabilidade da variável aleatória contínua uniforme

3.2.2 Distribuição normal (ou gaussiana)

Segundo Meyer (1969), Hoel (1980), Martins (2003) e Morettin & Bussab (2003), a normal é uma das mais importantes variáveis aleatórias contínuas, cuja distribuição é chamada normal ou Gaussiana, a qual serve como modelo de distribuição para muitos problemas da vida real, mas também aparece em muitas investigações teóricas. Os usos mais comuns segundo Martins (2003) são em erros de tipos diversos e valores que são a soma de grande número de outros valores.

A variável aleatória X , que toma todos os valores reais $-\infty < X < +\infty$, tem uma distribuição normal (ou Gaussiana) se sua função densidade de probabilidade for da forma

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \cdot \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right] \quad \text{para} \quad -\infty < X < +\infty \quad (15)$$

Os dois parâmetros da distribuição μ e σ devem satisfazer as condições $-\infty < \mu < +\infty$, $\sigma > 0$.

A importância na análise matemática resulta do fato de que muitas técnicas estatísticas (como análise de variância, de regressão e alguns testes de hipóteses) assumem a normalidade dos dados.

A distribuição normal é uma distribuição de probabilidade de dois parâmetros e sua função cumulativa de distribuição tem a seguinte forma (Assis et al., 1996).

$$F(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad (16)$$

em que μ se refere à média das observações na série de dados; e σ ao desvio padrão das observações na série de dados.

As estimativas de máxima verossimilhança (Fisher, 1941) dos parâmetros μ e σ , foram obtidas por:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (17)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}} \quad (18)$$

Segundo Meyer (1969), no cálculo de probabilidades para variáveis contínuas, devemos resolver a integral da função densidade no intervalo de interesse, isto é:

$$P(a \leq X \leq b) = \int_a^b \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \quad (19)$$

Entretanto, a integral acima só pode ser resolvida de modo aproximado e por métodos numéricos. Por essa razão as probabilidades para o modelo Normal são calculadas com o auxílio de tabelas. Para se evitar a multiplicação desnecessária de Tabelas para cada par de valores (μ, σ^2) , utiliza-se uma transformação que conduz

sempre ao cálculo de probabilidades com uma variável de parâmetros $(0, 1)$, isto é, média 0 e variância 1.

Considere $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ e defina uma nova variável $Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$. Pelas propriedades do valor esperado e da variância, segue que

$$E(Z) = E\left(\frac{X - \mu}{\sigma}\right) = \frac{1}{\sigma} E(X - \mu) = \frac{1}{\sigma} [E(X) - \mu] = 0 \quad (20)$$

$$Var(Z) = Var\left(\frac{X - \mu}{\sigma}\right) = \frac{1}{\sigma^2} Var(X - \mu) = \frac{1}{\sigma^2} Var(X) = 1 \quad (21)$$

Pode-se ainda verificar que essa transformação não afeta a normalidade e, assim, a variável aleatória Z terá distribuição $N(0, 1)$ e será denominada de Normal Padrão ou Normal Reduzida. Para determinar a probabilidade de $X \in [a, b]$, procedemos da seguinte forma:

$$P(a \leq X \leq b) = P(a - \mu \leq X - \mu \leq b - \mu) \quad (22)$$

$$P(a \leq X \leq b) = P\left(\frac{a - \mu}{\sigma} \leq \frac{X - \mu}{\sigma} \leq \frac{b - \mu}{\sigma}\right) \quad (23)$$

$$P(a \leq X \leq b) = P\left(\frac{a - \mu}{\sigma} \leq Z \leq \frac{b - \mu}{\sigma}\right) \quad (24)$$

e, portanto, quaisquer que sejam os valores de μ e σ , utilizamos a Normal Padrão para obter probabilidades com a distribuição Normal (Meyer, 1969).

A função densidade de probabilidade da distribuição normal padrão ou reduzida (Meyer, 1969), será denotada por $\phi(Z)$, isto é,

$$\phi(Z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}(Z)^2\right] \quad \text{para} \quad -\infty < Z < +\infty \quad (25)$$

O gráfico da função densidade de probabilidade da distribuição normal é como indicado na Figura 2 (Bressan, 2002).

Figura 2 - Distribuição densidade de probabilidade da variável aleatória contínua normal

A função de distribuição da variável normal não tem forma fechada (Bressan, 2002). Mas de acordo com Morettin & Bussab (2003). Mas de acordo com Morettin & Bussab (2003), o gráfico de $\Phi(Z)$ é dado pela Figura 3.

Figura 3 - Função de distribuição da variável normal padrão ou reduzida

3.2.3 Distribuição de probabilidade triangular

A distribuição triangular é usada quando é possível se determinar o valor mais provável da variável aleatória, além do seu valor mínimo e máximo, e quando uma função linear parece apropriada para a descrição da distribuição dos valores dos erros das variáveis. Nestas situações, é útil admitir que os dados têm uma distribuição

triangular. Essa distribuição é um bom modelo entre a distribuição gaussiana e a distribuição retangular. Mostra-se que a área sob a curva da distribuição triangular a mais ou menos um desvio padrão da média corresponde a um intervalo de cerca de 65 % sendo a mesma área na distribuição retangular correspondente a cerca de 58 % e 68 % da área total na distribuição normal (Bressan, 2002). Segundo o mesmo autor, essa distribuição densidade de probabilidade é ainda usada, mais comumente, quando o objetivo é obter uma aproximação na ausência de dados, a qual permite ajustar uma distribuição mais adequada, ou melhor ainda quando se conhece apenas os valores mais provável (m), mínimo (a) e máximo (b) da variável, mas não se conhece muito sobre a distribuição empírica dos dados.

Quando os valores da grandeza na variável em estudo apresentam uma tendência central, encontrando-se com maior probabilidade com valores próximos do valor médio, recorre-se à distribuição normal, ou a uma distribuição triangular, esta última com uma função densidade de probabilidades da variável aleatória triangular, dada conforme Bressan (2002).

$$f(x) = \begin{cases} \frac{2(X-a)}{(m-a)(b-a)} & \text{Se } a \leq X \leq m \\ \frac{2(b-X)}{(b-m)(b-a)} & \text{Se } m < X \leq b \\ 0 & \text{Se } X < a \text{ ou } X > b \end{cases} \quad (26)$$

O gráfico da função densidade de probabilidade da variável aleatória triangular é mostrado na Figura 4.

Figura 4 - Gráfico representativo da função da distribuição densidade de probabilidade triangular da variável aleatória contínua triangular

A Função de distribuição $[F(x)]$, da variável aleatória triangular é dada por:

$$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{se } X < a \\ \frac{(X-a)^2}{(m-a)(b-a)} & \text{se } a \leq X \leq m \\ 1 - \frac{(b-X)^2}{(b-m)(b-a)} & \text{se } m < X \leq b \\ 1 & \text{se } b \leq X \end{cases} \quad (27)$$

As medidas de posição (média) e de variação (variância) são determinadas conforme as equações a seguir.

$$E(X) = \frac{(a+m+b)}{3} \quad (28)$$

$$Var(X) = \frac{(a^2 + m^2 + b^2 - ma - ab - mb)}{18} \quad (29)$$

3.2.4 Distribuição de probabilidade triangular simétrica

A distribuição de probabilidade triangular simétrica (a,b) é dada pela seguinte expressão (Kortum, 2002):

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{4 \cdot (x-a)}{(b-a)^2}, & a < x \leq (a+b)/2 \\ \frac{4 \cdot (x-b)}{(b-a)^2}, & (a+b)/2 < x < b \\ 0, & x \geq b \end{cases} \quad (30)$$

em que f é a função densidade da Normal padrão e F a respectiva distribuição acumulada. σ^2 é a variância da normal não truncada correspondente.

A média (μ_{TS}) e a variância (σ_{TS}^2) da distribuição de probabilidade triangular simétrica podem assim serem calculadas:

$$\mu_{TS} = \frac{(a+b)}{2} \quad (31)$$

$$\sigma_{TS}^2 = \frac{(b-a)^2}{24} \quad (32)$$

3.2.5 Distribuição de probabilidade normal truncada simétrica

A distribuição de probabilidade Normal truncada simétrica (a, b, μ , σ^2) é dada pela seguinte expressão (Kortum, 2002):

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right\}}{\{P(x < a) + P(x > b)\}}, & a < x < b, \quad \mu \in R, \quad \sigma^2 > 0 \\ 0, & x \geq b \end{cases} \quad (33)$$

em que f é a função densidade da Normal padrão e F a respectiva distribuição acumulada σ^2 é a variância da normal não truncada correspondente.

A média (μ_{TS}) e a variância (σ_{TS}^2) da distribuição de probabilidade normal truncada simétrica podem assim serem calculadas:

$$\mu_{NTS} = \frac{(a+b)}{2} \quad (34)$$

$$\sigma_{NTS}^2 = \sigma^2 \left\{ 1 - \left[\frac{b \cdot f(b) - a \cdot f(a)}{F(b) - F(a)} \right] - \left[\frac{f(b) - f(a)}{F(b) - F(a)} \right] \right\} \quad (35)$$

3.3 Avaliação do grau de ajustamento: teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov

Com base na série histórica de precipitação pluvial de 85 anos, ajustou-se a função da distribuição densidade de probabilidade gama incompleta, já para a série de temperatura composta também de 85 anos, testou-se a distribuição densidade de probabilidade normal ou gaussiana, e finalmente para a série de radiação solar global constituída de 24 anos, aplicou-se o teste de aderência à distribuição normal.

Para avaliar o ajuste entre os valores observados e estimados pelas distribuições de probabilidade foi utilizado o teste de Kolmogorov-Smirnov (Campos, 1983).

Para um valor particular de significância (α), o modelo teórico, $G(X)$, qualquer pode representar a distribuição empírica, $F(X)$, quando a diferença máxima entre elas é inferior a um dado limite $D_{(\alpha)(n)}$. O modelo teórico representa o empírico a um certo nível de probabilidade (α), quando:

$$\text{MAX}|F(X) - G(X)| < D_{(\alpha)(n)} \quad (36)$$

Nesse trabalho, adotou-se o nível de significância de 0,1%, devido trabalhar-se com dados diários, os quais por natureza apresentam uma alta variabilidade, além de dados perdidos e da provável presença de valores discrepantes, ou ainda, como metodologia para sua aplicação, pode-se considerar $F(x)$ a proporção dos valores esperados menores ou iguais a x e $S(x)$ a proporção dos valores observados menores ou iguais a x , em que D_{obs} é o módulo do desvio máximo observado:

$$D_{obs} = \text{Max}|F(x) - S(x)| \quad (37)$$

Para isso, compara-se D_{obs} com D_{tab} (D_{tab} é o desvio máximo tabelado, encontrado em Tabelas adequadas); se D_{obs} for menor, existe concordância entre as frequências observadas e esperadas, a amostra provém de uma população que segue a distribuição de probabilidade sob teste (Catalunha et al., 2002).

O teste de Kolmogorov-Smirnov pode ser usado tanto para dados agrupados quanto para dados individuais. Nos dados agrupados não há restrição quanto ao número nem ao valor das classes. É baseado no módulo da maior diferença entre a probabilidade observada e a estimada, que é comparada com um valor tabelado de acordo com o número de observações da série sob teste. Isto evita o aspecto cumulativo dos erros (Catalunha et al., 2002).

Segundo Campos (1983), este teste verifica a adaptação de uma específica e bem conhecida distribuição teórica de probabilidade a dados provenientes de uma distribuição desconhecida. Sua vantagem sobre o teste do Qui-quadrado é que ele pode ser aplicado, sem restrições, para pequenas amostras. Além disso, ele trata os dados individualmente, não perdendo informações devido a agrupamentos, em classes, por exemplo, como ocorre no teste do Qui-quadrado.

Os dados foram analisados individualmente em cada dia do mês para cada dia do mês em cada ano observado da série histórica estudada, sendo ajustadas 732 distribuições densidade de probabilidade, através do sistema SAS versão 6 (SAS Institute, 1996).

3.4 Modelo utilizado para estimação das produtividades de milho

O modelo agrometeorológico adotado neste trabalho para estimar a produtividade da cultura de milho, foi desenvolvido por Figueredo Júnior (2003), o qual segundo o autor é baseado nas relações entre dados agroclimáticos e a conversão de energia solar que resulta em produção de massa de matéria seca.

A produtividade será simulada 1000 repetições, com base em um modelo teórico normal de distribuição densidade de probabilidade, para valores diários de temperatura e de radiação solar global.

3.4.1 Conversão de dióxido de carbono em carboidrato

A fixação de CO_2 pelas plantas, para a produção bruta de carboidrato (CH_2O) está relacionada com a fração da radiação fotossinteticamente ativa (PAR) do espectro solar, de acordo com a seguinte equação:

A assimilação de CO_2 pelas plantas C4 praticamente cessa com baixos valores de energia, e varia também em função da temperatura. A relação de dependência entre a fixação de CO_2 pela cultura de milho, radiação fotossinteticamente ativa e temperatura é demonstrada pela Figura 5.

Figura 5 - Curvas de assimilação de CO_2 para plantas C4 em função da radiação solar absorvida (PAR) e da temperatura do ar (adaptado de Heemst, 1986)

Com base em dados experimentais obtidos por Heemst (1986) para assimilação de CO_2 em plantas C4, chegou-se ao seguinte modelo:

$$A_{dc} = \frac{a + b.q + c.q^2 + d.q^3 + e.\ln(T)}{1 + f.q + g.q^2 + h.q^3 + i.\ln(T) + j.\ln(T)^2} \quad (39)$$

em que Adc se refere à assimilação de dióxido de carbono ($\mu\text{L.cm}^{-2}.\text{h}^{-1}$), q à radiação solar absorvida ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{min}^{-1}$), T à temperatura ($^{\circ}\text{C}$) média do ciclo, e $a, b, c, d, e, f, g, h, i, j$ aos parâmetros empíricos determinados através de análise de regressão múltipla ($a = 1,566792388$; $b = 53,51590929$; $c = -221,805971$; $d = 310,1914914$; $e = -0,49196061$; $f = -0,190506$; $g = 0,373909758$; $h = -0,08816626$; $i = -0,5547284$; $j = 0,080398437$).

Sendo as massas moleculares de $\text{CO}_2 = 44\text{g mol}^{-1}$ e de $\text{CH}_2\text{O} = 30\text{g.mol}^{-1}$, a assimilação de dióxido de carbono ($\mu\text{L.cm}^{-2}.\text{h}^{-1}$) pode ser convertida em massa de carboidrato bruto produzido ($\text{MP}_{\text{CH}_2\text{O}}$, $\text{g.h}^{-1}.\text{cm}^{-2}$ de folha), a partir da equação geral dos gases ($PV = nRT$) e de dados climáticos (temperatura e radiação).

Considerando-se a massa bruta de carboidrato produzido como sendo o valor médio diário para o ciclo inteiro (C), estimado a partir do número de graus-dia, da emergência ao florescimento (GD_f , $^{\circ}\text{C.dia}$) e da duração da fase reprodutiva, conhecendo-se o fotoperíodo médio do ciclo (H) e o índice de área foliar médio no ciclo (IAF_m , $\text{m}^2 \text{ m}^{-2}$), obtido a partir do IAF nas diferentes fases (i), pode-se estimar a produtividade de carboidrato total ($M_{\text{CH}_2\text{O}}$, $\text{kg.ha}^{-1} \text{ C}^{-1}$), através das seguintes equações:

$$M_{\text{CH}_2\text{O}} = \frac{36,585.P.Adc.IAF_m.C.H}{T + 273} \quad (40)$$

$$C = \frac{\text{GD}_f}{(T - T_b)} + D_{FR} \quad (41)$$

$$H = \frac{24}{\pi} \arccos[-tg(\alpha).tg(\phi)] \quad (42)$$

$$IAF_i = \frac{a + c.GD_i^2}{(1 + b.GD_i + d.GD_i^2)^2} \quad (43)$$

em que T_b se refere à temperatura basal (10°C) da cultura (Villa Nova et al., 1972), α à declinação solar (radianos) no dia mediano do ciclo, ϕ à latitude (radianos) do local, P à pressão atmosférica, Z à altitude local e a, b, c, d aos parâmetros empíricos determinados através de análise de regressão ($a=0,00000586$; $b=-0,00148431$; $c=0,002259249$; $d=1,52791 \times 10^{-6}$), a partir de dados obtidos por Lima (1995) para

genótipos de milho com exigências calóricas baixa, média e alta. Considerando que o IAF apresenta uma variação linear para populações com 4 a 6 plantas.m⁻² (Basanta, 1999), deve-se fazer uma correção (IAF_{mc}) para ajustar o IAF_m, sendo:

$$IAF_{mc} = IAF_m \cdot (0,1111 \cdot P_u + 0,3333) \quad (44)$$

em que P_u se refere à população a ser utilizada (plantas.m⁻²) com limites, inferior e superior de 4 e 6 plantas.m⁻², respectivamente.

3.4.2 Produtividade potencial de grãos

Para se transformar a massa bruta de carboidrato total final (M_{CH2O}) em massa de matéria seca dos diferentes órgãos (grãos, folhas, raízes, p.e.), é necessário que se façam algumas correções.

Com base no conceito de De Wit (1965, 1982), concebido para estimar produtividade potencial de uma cultura através da energia disponível no local considerado, e a partir de dados experimentais apresentados por Doorenbos & Kassam (1994), calibrados para ampla faixa de condições climáticas, chegou-se às correções necessárias para estimar a produtividade potencial da cultura de milho.

3.4.2.1 Correção para respiração de manutenção e crescimento

Essa correção corresponde à matéria seca consumida nos referidos processos ao longo do desenvolvimento. Tal correção depende da temperatura média do ar (T, °C), sendo expressa por:

$$CR_{mc} = a + b \cdot T + c \cdot e^T + d \ln(T)^2 + \frac{e \cdot \ln(T)}{T} \quad (45)$$

em que a, b, c, d, e se referem aos parâmetros empíricos determinados em análise de regressão (a = -64,99114; b = -9,9595765; c = 0,021803509; d = -0,0010608735; e = 36,985813).

3.4.2.2 Correção para interceptação de radiação solar

Pelo princípio da Lei de Beer-Bouguer-Lambert (Ometto, 1981), é possível estimar a interceptação da radiação solar por uma comunidade de plantas, sendo a

correção da radiação solar média absorvida, obtida em função do índice de área foliar médio da cultura durante o ciclo.

$$CRs = 1 - e^{-k \cdot IAFm} \quad (46)$$

$$k = a + b \cdot IAFm + c \cdot e^{IAFm} + \frac{d}{IAFm^{1,5}} \quad (47)$$

em que k se refere ao coeficiente de extinção da radiação, e a , b , c , d , aos parâmetros empíricos determinados em análise de regressão ($a = 0,14723596$; $b = 0,0019494165$; $c = -0,00044532022$; $d = 0,075124603$).

3.4.3 Partição de carboidratos

Durante o ciclo de desenvolvimento do milho, ocorre a partição de fotoassimilados para os diferentes órgãos, sendo a alocação de carboidratos para a raiz, descontada da fitomassa seca total produzida.

$$AlocRaiz = a + \frac{b}{1 + \left(\frac{Dr}{c}\right)^d} \quad (48)$$

em que $Aloc.Raiz$ se refere à fração de carboidratos alocada para a raiz, Dr ao desenvolvimento relativo da cultura, e a , b , c , d aos parâmetros empíricos determinados em análise de regressão ($a = 0,14723596$; $b = 0,0019494165$; $c = -0,00044532022$; $d = 0,075124603$). Sendo assim, possível calcular a fitomassa seca de raiz ($FSraiz$) e de parte aérea ($FSp.aérea$) produzida, através das seguintes expressões:

$$FSraiz = MCH_2O \cdot CRmc \cdot CRs \cdot Aloc.Raiz \quad (49)$$

$$FSp.aérea = MCH_2O \cdot CRmc \cdot CRs \cdot (1 - Aloc.Raiz) \quad (50)$$

3.4.4 Índice de colheita e produtividade potencial de grãos de milho

Refere-se à fração de matéria seca do órgão de interesse (normalmente grãos) colhido em relação à matéria seca total elaborada, a qual é obtida em função de dados experimentais. De acordo com dados relatados na literatura (Doorenbos & Kassam, 1994; Lima, 1995; Gadioli, 1999; Barros, 1998; Sá, 2001), o índice de colheita para milho (grãos) varia de 0,35 a 0,65, sendo o valor de 0,5 considerado satisfatório.

A produtividade potencial de grãos (P_{gr}) será então expressa por:

$$P_{gr} = \frac{FS_{p.aérea} \cdot IC}{1 - u} \quad (51)$$

em que u se refere ao teor de água ($\text{g} \cdot \text{g}^{-1}$) do grão após secagem, que normalmente é de $0,13 \text{ g} \cdot \text{g}^{-1}$.

As épocas de semeadura utilizadas foram todos os meses do ano. Cabe salientar que normalmente são as épocas adotadas por produtores de milho são setembro a dezembro correspondente à “safra normal”, janeiro a março correspondente à “safrinha” e julho e agosto correspondente à “semeadura de inverno” (agricultura irrigada).

3.5 Descrição dos casos para simulação das produtividades

Foram considerados seis casos para caracterizar a distribuição temporal das séries históricas de temperatura e radiação solar global média diárias, e para se efetuar a simulação, foram usadas como variáveis aleatórias, para formar um banco de dados para a outra simulação que consistiu na geração de 1000 repetições de produtividade, através do modelo agrometeorológico, em 24 datas de semeadura (1º e 15º dia de cada mês do ano). Esses casos foram assim denominados: (i) caso 1 - distribuição normal truncada, a mais ou menos 1,96 desvios padrão da média, com a temperatura média diária variável, e a radiação solar global diária constante; (ii) caso 2 - distribuição normal truncada a mais ou menos 1,96 desvios padrão da média, com a temperatura média diária constante e a radiação solar global diária variável; (iii) caso 3 - distribuição triangular simétrica, com a temperatura média diária variável, e a radiação solar global diária constante; (iv) caso 4 - distribuição triangular simétrica, com a temperatura média diária constante, e a radiação solar global diária variável; (v) caso 5 - distribuição triangular assimétrica, com a temperatura média diária variável, e a radiação solar global diária constante; e (vi) caso 6 - distribuição triangular assimétrica, com a temperatura média diária constante, e a radiação solar global diária variável.

Os valores gerados de produtividade, foram posteriormente agrupados, em Tabelas de frequências, dando origem as distribuições empíricas, com as quais construíram-se gráficos do tipo histogramas de frequências, determinando-se também os percentis ou separatrizes dentre outras medidas descritivas tais como média, mediana,

moda, assimetria e curtose, com o objetivo de resumir ou sumariar os resultados para posterior interpretação.

3.6 Geração dos números aleatórios

O processo de simulação baseou-se no método de Monte Carlo, o qual se constitui em uma técnica de geração de informações através da simulação, quando os eventos ocorrem de forma aleatória e as variáveis a serem geradas seguem uma função de distribuição de probabilidades.

Seja $F(X)$ a função de distribuição de probabilidade, da qual se quer obter a amostra X . Considerar ainda que a variável aleatória $U=F(X)$ possui distribuição uniforme no intervalo $[0,1]$ ($F(X)$ indica uma probabilidade). Sendo assim, a variável $X=F^{-1}(U)$ tem função de distribuição F . Este tipo de construção está baseada no teorema de probabilidade integral, que garante que é possível obter, a partir de uma distribuição uniforme $(0,1)$, uma amostra de qualquer outra distribuição (Dachs, 1998). Analiticamente, tem-se que: $P(X \leq x) = P(F^{-1}(U) \leq x) = P(F[F^{-1}(U)] \leq F(x)) = P(U \leq F(x))$, como U é uniforme e $F(x)$ está entre 0 e 1, então $P(U \leq F(x)) = F(x)$, ou seja, X tem função de distribuição F . Por meio da Figura 6 é possível entender o teorema da probabilidade integral com maior facilidade. Repetindo-se o processo descrito n vezes, pode-se gerar uma amostra aleatória de uma função densidade de probabilidade qualquer, a partir da distribuição uniforme $(0, 1)$.

O método de Monte Carlo, de uma maneira bastante simplificada, é um algoritmo que consiste em simular dados a partir de uma sequência pseudo-aleatória, baseada na distribuição uniforme $(0, 1)$. Todo processo simulado que envolve um componente aleatório de qualquer distribuição de probabilidade é considerado como pertencente ao método de Monte Carlo. A única restrição para o uso deste método é a sua impraticabilidade para distribuições cuja função de distribuição seja desconhecida, ou seja cuja inversão não seja possível pela não existência de algoritmos numéricos. Felizmente, na literatura existem inúmeros algoritmos eficientes de inversão das funções de distribuições comumente usadas pelos estatísticos.

A descrição completa dos procedimentos e algoritmos usados na simulação dos valores de temperatura média e radiação solar global diária, bem como a respeito de produtividade e sobre o modelo agrometeorológico, estão contidos no CD-ROM (APÊNDICE).

Figura 6 - Procedimento ilustrativo da geração de um valor aleatório x , a partir de uma distribuição de probabilidade, com uma função de distribuição $F(X)$ qualquer

3.7 Avaliação do desempenho do processo de simulação

Com o intuito de se avaliar o desempenho do processo de simulação da temperatura e da radiação solar global diárias, descritos anteriormente efetuaram-se 1000 simulações da ocorrência e quantidade dessas duas variáveis climatológicas, com parando-se a média dos valores simulados com a média dos valores observados em cada período analisado, para tanto, utilizaram-se além da técnica de análise de regressão linear simples, cuja reta passando pela origem do sistema de eixos coordenados, isto o valor do coeficiente linear da reta(a), considerado nulo (Morettin, & Bussab, 2003), os seguintes indicadores de desempenho estatístico: para medir a precisão a qual indica o grau de dispersão dos dados obtidos em relação à média, ou seja, o erro aleatório - o coeficiente de correlação de pearson (r) (Morettin & Bussab, 2003), para avaliar a exatidão que está relacionada ao afastamento dos valores estimados em relação aos observados, usa-se matematicamente uma aproximação, que é dada por um valor

designado de índice de concordância de Willmott (Id) (Willmott, 1981), onde seus valores variam de zero, para nenhuma concordância, a 1, para a concordância perfeita e o índice de desempenho de Camargo (c) (Camargo & Sentelhas, 1997), o qual se constitui em um produto dos dois índices anteriores. Tal estratégia permite identificar-se o grau de precisão e de exatidão do processo de modelagem das variáveis temperatura e radiação solar global diárias (Camargo & Sentelhas, 1997; Pereira, 1998; Sousa, 1999).

$$a = \bar{S} - b\bar{O} \quad (52)$$

$$b = \frac{n \left(\sum_{i=1}^n o_i s_i \right) - \left(\sum_{i=1}^n o_i \right) \left(\sum_{i=1}^n s_i \right)}{\sqrt{\left[\left(n \sum_{i=1}^n (o_i)^2 \right) - \left(\sum_{i=1}^n o_i \right)^2 \right]}} \quad (53)$$

$$\bar{S} = \frac{\sum_{i=1}^n s_i}{n} \quad (54)$$

$$\bar{O} = \frac{\sum_{i=1}^n o_i}{n} \quad (55)$$

$$r = \frac{n \left(\sum_{i=1}^n o_i s_i \right) - \left(\sum_{i=1}^n o_i \right) \left(\sum_{i=1}^n s_i \right)}{\sqrt{\left[\left[\left(n \sum_{i=1}^n (o_i)^2 \right) - \left(\sum_{i=1}^n o_i \right)^2 \right] \left[\left(n \sum_{i=1}^n (s_i)^2 \right) - \left(\sum_{i=1}^n s_i \right)^2 \right] \right]}} \quad (56)$$

$$Id = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (s_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^n \left(|s_i - \bar{O}| + |o_i - \bar{O}| \right)^2} \quad (57)$$

$$c = r \cdot Id \quad (58)$$

em que: (i) r é o coeficiente de correlação linear simples de Pearson; (ii) Id o índice de concordância de Willmott; (iii) S_j o parâmetro simulado no i-ésimo período; (iv) O_j o parâmetro observado na série histórica no i-ésimo período; (v) $\bar{O}$ a média do parâmetro observado na série histórica e (vi) n o número de períodos avaliados.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Variação temporal da temperatura em Piracicaba (SP)

Independentemente da tecnologia empregada na cultura de milho, o ambiente de produção a que a planta é submetida constitui em preponderante condicionador de desempenho e produtividade. Dentre os elementos de ambiente, a atmosfera e o solo são os mais utilizados para avaliação da viabilidade técnica e econômica concernente às mais diversas atividades agrícolas (Fancelli & Dourado Neto, 2003). Inúmeras evidências experimentais apontam que a temperatura constitui-se em um dos fatores de produção mais importante e decisivo para a definição da produtividade potencial de milho. A água e demais componentes climáticos definem a depleção dessa produtividade (Tollenaar et al., 1979; Andrade, 1992).

A Figura 7 mostra o comportamento da variabilidade temporal da série histórica de temperatura média diária (°C), ao longo de todos os dias do ano em Piracicaba (SP), onde observa-se que nos primeiros dias do ano a temperatura é elevada, e vai diminuindo até atingir valores mínimos nos meses de junho e julho e em seguida vai aumentando os valores quando o período se aproxima do final do ano, com magnitudes semelhantes aos do início do ano. É importante destacar que segundo Sedyama et al. (1978) testes estatísticos não acusam diferenças significativas ao nível de 5% de probabilidade, entre médias de temperatura de dias secos e médias de dias chuvosos. Segundo o mesmo autor a temperatura do ar é influenciada pela cobertura vegetal, pela radiação solar, pela umidade absoluta do ar, pela evapotranspiração e por outros fatores, e que além disso, alguns desses fatores são também influenciados, até certo ponto, pela temperatura do ar.

Figura 7 - Representação da variabilidade temporal, da série anual de temperatura (°C) média diária em Piracicaba (SP)

4.2 Variação temporal da radiação solar global diária em Piracicaba

Toda a vida na terra é mantida por um fluxo de energia proveniente do sol e que passa pela biosfera, assegurando o funcionamento efetivo dos ecossistemas. Assim, por meio da fotossíntese, a energia radiante é transformada em energia química ou metabólica e utilizada por todos os componentes da cadeia alimentar objetivando a concretização de seus processos vitais. A radiação também se constitui na fonte primária de energia para a reposição da matéria orgânica consumida, bem como regula o balanço hídrico e de energia do planeta (Fancelli & Dourado Neto, 2003).

A energia radiante, em um determinado local na superfície terrestre, é função da posição do sol (declinação solar) e da época do ano (Figura 8). A radiação que banha uma região é portanto, muito dependente dos movimentos de rotação e translação da terra, os quais impõem mudanças periódicas entre o dia e a noite, resultando em ritmos diários e anuais que exercem significativa influência na vida dos diferentes organismos (Fancelli & Dourado Neto, 2003).

A energia solar que atinge a terra é constituída por um conjunto de radiações cujos comprimentos de ondas variam de forma aproximadamente contínua desde 0,2 a 4,0 micra. O referido conjunto de radiações é denominado de espectro solar. A radiação fotossinteticamente ativa é aquela que induz resposta ao processo fotossintético, sendo

geralmente relacionada aos limites de 0,4 a 0,7 micron (Fancelli & Dourado Neto, 2003). Ainda segundo esses autores as radiações que possuem valor fisiológico presentes no espectro usado na fotossíntese, são absorvidas, primariamente, pela clorofila (A e B) e, em seguida utilizada na transformação de CO₂ em carboidratos.

A fotossíntese, respiração, transpiração e evaporação, são funções diretas da energia disponível no ambiente, comumente designada por calor, ao passo que, o crescimento, desenvolvimento e translocação de fotoassimilados dependem decisivamente da disponibilidade de água e nutrientes do solo, sendo seus efeitos mais pronunciados em condições de temperatura ótimas e ausência de restrição luminosa (Fancelli & Dourado Neto, 2003).

Na Figura 8, é possível observar a variabilidade temporal da série histórica de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) ao longo de todos os dias do ano, em Piracicaba (SP), a qual mostra um comportamento semelhante a série de temperatura, isto é, a radiação solar assume valores elevados no início do ano, passando a diminuir no decorrer do ano até atingir valores mínimos nos meses de junho e julho, e passa a tomar valores crescentes até atingir os maiores valores próximo do final do ano.

Larcher (1986) afirma que para a planta, a radiação solar é fonte de energia e estímulo regulador do desenvolvimento e segundo Mota (1987), não só a qualidade espectral da energia solar, referente aos diferentes comprimentos de onda, mas também a sua intensidade, desempenham papel fundamental no desenvolvimento morfológico das plantas. Desta forma, o conhecimento de sua intensidade e variação ao longo do período de interesse é extremamente importante para a exploração agropecuária. Todavia, os altos custos dos equipamentos utilizados na obtenção destes dados, fazem com que o monitoramento da radiação solar se restrinja aos órgãos públicos e as grandes empresas privadas.

Figura 8 - Representação da variabilidade temporal da série anual de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$), em Piracicaba (SP)

4.3 Temperatura

As Tabelas 3 a 14, mostram os dados referente aos ajustes das distribuições empíricas de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), à distribuição densidade de probabilidade normal, destacando-se a qualidade dos ajustes através do teste de Kolmogorov-Smirnov, além das estimativas dos parâmetros do modelo média e desvio padrão, os valores mínimo e máximo das séries, esses últimos foram utilizados na simulação dos valores com distribuição triangular. Vale salientar que para fins de análise e simulação, adotou-se como critério de aceitação da hipótese de nulidade, que afirma serem os dados da série representados pela distribuição normal de probabilidades, um valor p maior ou igual a 0,01. Sendo assim, pode-se afirmar que para todas as séries históricas de todos os dias do ano, podem muito bem serem representadas por um modelo matemático da distribuição densidade de probabilidade normal, o que permite se fazer valiosas inferências. Vale destacar que na literatura (Sediyama et al., 1978), admite-se que a distribuição normal de frequência proporcione um ajuste razoável para a maioria das variáveis climáticas que não têm limites inferior ou superior, tal como temperatura do ar, e a pressão atmosférica e que resultados semelhantes foram obtidos por outros autores (Thom, 1966; Sediyama et al., 1978).

Na Tabela 3, verifica-se através do valor p , que a qualidade do ajuste pode ser considerada boa, haja visto que, apenas nos dias 5, 11 e 16 de janeiro este valor foi igual a 0,01. Ainda mais que, segundo Ferreira (1996), a magnitude desses valores num campo de variação acima de 0,01, já são suficientes para se concluir pela aceitação da hipótese de que o ajuste é representativo, além do mais não compromete as possíveis inferências que podem ser realizadas, pois pequenos desvios de normalidade devido a fatores tais como um provável dado aberrante, ou ausência de valores, é aceitável do ponto de vista inferencial. Observa-se ainda, que a menor (7,7) e maior (10,7) amplitude de variação ocorreram respectivamente nos dias 19 e 8 de janeiro, mostrando assim, uma maior homogeneidade no dia 19 do citado mês.

Os valores contidos na Tabela 4, mostram também uma boa homogeneidade dos dados, e conseqüentemente uma forte simetria, traduzida com ajustes significativos em todos os dias. Vale destacar que somente nos dias 1 e 15 de fevereiro obteve-se valor p igual a 0,01. Nesse mês, a menor amplitude (6,7) ocorreu no dia 11 de fevereiro, sendo o dia 24 o mais variável, cuja amplitude foi igual a 10,7.

Na Tabela 5, pode-se verificar oito dias com valor p igual a 0,01, isto se deve provavelmente a uma maior variabilidade dos dados nesses dias, mas como já comentado anteriormente este fato não compromete as conclusões a serem obtidas ao se realizar as inferências, e mais uma vez as distribuições empíricas se ajustam de forma satisfatório ao modelo normal de probabilidades. Nota-se ainda, uma menor (5,3) amplitude de variação no dia 3 de março, e a maior no dia 17 (10,4).

Através dos resultados da Tabela 6, é possível concluir que a simetria dos dados de temperatura média mensal, é muito forte, pois como pode ser verificado através da aplicação do teste de Kolmogorov-Smirnov, apenas os dias 1 e 26 de abril, apresentaram valor p igual a 0,01. A maior (13,7) e menor (8,7), amplitudes de variação ocorreram respectivamente nos dias 5 e 25 de abril.

Nos resultados de maio (Tabela 7), vê-se claramente também que, os ajustes à distribuição normal foram todos significativos, sendo obtido apenas para o dia 14 de maio um valor p , igual a 0,01. Sendo os dias 27 e 30 de maio, os que apresentaram a menor (9,3) e a maior (19,9) amplitude de variação.

Através da Tabela 8, pode-se ver que, para todos os dias houve ajuste à distribuição normal, de acordo com o teste de Kolmogorov-Smirnov, o que pode ser interpretado, como uma forte homogeneidade e simetria dos valores de temperatura média diária, sendo que nos dias 17, 19, 20 e 26 o valor p foi de 0,01. Neste mês, o dia 23, apresentou uma amplitude igual a 10,2 e o dia primeiro uma amplitude de 16,1.

Durante o mês de julho (Tabela 9), ocorreu situação semelhante a junho (Tabela 8), isto é, apenas os dias 4, 6, 20 e 31 de julho apresentaram na aplicação do teste, valor p igual a 0,01, reforçando o fato já comentado anteriormente da boa aderência da distribuição dos dados das séries históricas ao modelo normal de probabilidades. Nesse período, o dia de temperatura mais homogênea foi o dia primeiro, cuja a amplitude foi igual a 9,8, sendo o dia 21 o de maior amplitude 16,9.

Pode ser verificado através da análise dos dados da Tabela 10, ainda um ajuste dos dados observados, à distribuição normal em todo o período, sendo que nos dias 1, 9 e 27 de agosto, obteve-se valor p igual a 0,01. A menor (10,9) e a maior (17,3) amplitudes ocorreram no dias 4 e 15 de agosto respectivamente.

No mês de setembro (Tabela 11), constatou-se também que houve ajuste significativo à distribuição normal em todas as séries estudadas, sendo o dia 24 de setembro o único que apresentou valor p igual a 0,01. Por outro lado, nas séries do mês de outubro (Tabela 12), todos os dias avaliados apresentaram valor p maior que 0,01, mostrando que neste período os dados apresentaram uma forte simetria e homogeneidade. Em setembro e outubro, as menores variações (10,2 e 9,8) ocorreram nos dias 19 e 26, e as maiores (17,4 e 16,5) nos dias 15 e 10 respectivamente.

Na Tabela 13, que representa os dados da avaliação dos dias do mês de novembro, a análise mostrou também que houve ajuste à distribuição normal em todos os dias, sendo o dia 11 de novembro o único a apresentar valor p igual a 0,01, ao passo que no mês de dezembro (Tabela 14), os dias 2, 10 e 21 de dezembro mostraram resultados com valor p igual a 0,01, mas com ajuste à distribuição normal para todos os dias conforme aplicação do teste de Kolmogorov-Smirnov. No mês de novembro a menor amplitude foi de 8,1 no dia 30, sendo a maior 14,2 no dia 22, ao passo que no mês de dezembro a menor amplitude foi 8,0, e a maior 13,6, as quais ocorreram

respectivamente nos dias 26 e 14. Resultados semelhantes foram obtidos por Camargo, et al., 1994; Angelocci et al., 1995 e Pires et al., 1999.

Esses resultados mostram assim a indicação do uso da distribuição densidade de probabilidade normal para representar o comportamento ou padrão de ocorrência da variável das duas características climáticas, pois o ajuste para radiação solar como será visto também foi obtido para todos os dias cuja análise será mostrada posteriormente, ajudando assim a realizar-se valiosas inferências estatísticas nesta região, bem como propiciado uma adequada previsibilidade do clima da região sob estudo, o qual é um instrumento de grande valia no planejamento e na gestão de diversas atividades agropastoris, racionalizando a tomada de decisão e evitando ou minimizando possíveis prejuízos causados pela ação das intempéries.

A seguir é apresentada uma análise do teste de Kolmogorov-Smirnov, sempre comparando-o com outro teste que tem a mesma função que é o teste do Qui-Quadrado, destacando-se algumas características importantes, independentemente de ter sido obtido ou não bom desempenho na análise geral no que se refere a qualidade dos ajustes. É importante frisar que esta discussão é válida tanto para os resultados de temperatura média diária e radiação solar.

O teste de Kolmogorov-Smirnov é bastante utilizado para análise de aderência de distribuição em estudo climático, contudo conforme Catalunha (2002), o seu nível de aprovação de uma distribuição sob teste é muito elevado, o que segundo o autor gera uma certa insegurança em relação aos critérios do teste, no entanto isto é bem provável quando se ajustam distribuições assimétricas como é o caso de série históricas de precipitação pluvial as quais apresentam valores maiores valores nas classes iniciais e menores nas finais, pois nesta situação pode-se ter classes com probabilidades observadas diferentes das estimadas e, conseqüentemente, frequências da mesma forma e quando se aplica estes valores por exemplo na equação de definição do teste de qui-quadrado, tem-se um somatório dos erros absolutos, já aplicando-se a equação de definição do teste de Kolmogorov-Smirnov, tem-se um único valor, o módulo da diferença, isto mostra que os erros, no teste do qui-quadrado, são considerados de forma

cumulativa e em todas as classes e que no teste do Kolmogorov-Smirnov, eles são considerados somente na classe em que foi maior.

O teste de qui-quadrado, apesar de ser considerado mais rigoroso do que o teste de Kolmogorov-Smirnov, não é recomendado para o propósito do presente trabalho devido poder ser aplicado quando os dados forem agrupados. Além disso, se houver classes que possuam valores menores que três ou cinco, esses devem ser agrupados em outras classes (Campos, 1983), sendo um fator limitante para uso em série de dados com poucas classes, o que não ocorre com o teste de Kolmogorov-Smirnov, o qual pode ser usado tanto para dados agrupados quanto para dados individuais. Nos dados agrupados não há restrição quanto ao número nem ao valor das classes. O teste é baseado no módulo da maior diferença entre a probabilidade observada e a estimada, não ocorrendo o aspecto cumulativo dos erros.

Os valores do teste de Kolmogorov-Smirnov calculados são comparados com valores críticos ou tabelados. Quanto aos valores críticos ou tabelados, deve-se destacar que estes são obtidos de tabelas referenciadas pelo nível de significância e pelo grau de liberdade, no caso do qui-quadrado, e pelo nível de significância e pelo número de observações, no teste de Kolmogorov-Smirnov. Nota-se que neste teste, independentemente da capacidade da distribuição em estimar as frequências observadas e do número de classes, o valor crítico ou tabelado depende unicamente do número de observações, algo que não varia de distribuição para distribuição, estando em função apenas da série estudada.

Considerando agora o teste de qui-quadrado, verifica-se que o valor do grau de liberdade depende do número de parâmetros da distribuição, no estudo deste trabalho dois, e do número de classes (inerente aos dados). Analisando a observação de que quando ocorrem agrupamentos de classes para evitar o uso de frequências menores que três ou cinco, este número reduz quando a distribuição subestima as classes finais, devido a este agrupamento mencionado anteriormente, e o grau de liberdade fica menor, reduzindo o valor tabelado para o qui-quadrado. Isto mostra que o valor crítico ou tabelado para o qui-quadrado depende da capacidade da distribuição em estimar as frequências observadas, o mesmo não ocorre no teste de Kolmogorov-Smirnov. Como

neste estudo a situação é um pouco diferente, pois são ajustadas distribuições com o número de parâmetros, iguais a 2, considerando ainda que os dados são naturalmente pouco assimétricos e além disso não ocorrerem classes com frequências muito baixas, e acima de tudo considerar-se um mesmo nível de significância, conclui-se assim que, o teste de Kolmogorov-Smirnov deve ser o empregado para testar ajustamento de série de dados de temperatura média diária e radiação solar global diária.

Tabela 3. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS); valor p (p); valores mínimo (Mín) e máximo (Máx), referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade normal. Série histórica: 86 anos, Mês: Janeiro

J	Dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
1	1/JAN	24,18	1,81	0,06	0,16	19,10	28,50
2	2/JAN	24,33	1,95	0,09	0,09	19,60	28,60
3	3/JAN	24,06	2,13	0,06	0,16	19,10	28,50
4	4/JAN	24,13	1,83	0,09	0,09	18,75	28,00
5	5/JAN	24,27	1,90	0,14	0,01	19,15	28,20
6	6/JAN	24,50	1,87	0,07	0,16	19,30	28,50
7	7/JAN	24,57	1,94	0,07	0,16	19,30	27,90
8	8/JAN	24,33	2,17	0,09	0,14	17,60	28,30
9	9/JAN	24,49	2,18	0,09	0,07	18,70	28,40
10	10/JAN	24,42	2,13	0,09	0,07	19,50	29,10
11	11/JAN	24,10	1,81	0,11	0,01	19,40	27,45
12	12/JAN	24,17	1,70	0,06	0,16	19,50	27,20
13	13/JAN	24,37	1,82	0,09	0,06	18,80	27,60
14	14/JAN	24,54	1,96	0,09	0,10	18,20	28,25
15	15/JAN	24,56	1,98	0,08	0,16	19,30	28,65
16	16/JAN	24,50	2,03	0,12	0,01	18,90	28,65
17	17/JAN	24,40	2,00	0,08	0,16	19,20	29,30
18	18/JAN	24,58	1,89	0,07	0,16	20,40	28,60
19	19/JAN	24,53	1,76	0,07	0,16	20,45	28,15
20	20/JAN	24,37	1,86	0,06	0,16	19,90	28,70
21	21/JAN	24,55	1,88	0,10	0,04	20,15	28,35
22	22/JAN	24,58	1,85	0,10	0,05	19,30	27,95
23	23/JAN	24,51	1,71	0,07	0,16	19,00	27,90
24	24/JAN	24,62	1,86	0,05	0,16	18,25	28,10
25	25/JAN	24,39	1,99	0,08	0,16	17,75	28,15
26	26/JAN	24,35	2,05	0,05	0,16	18,50	28,00
27	27/JAN	24,52	1,85	0,06	0,16	19,65	28,15
28	28/JAN	24,45	1,87	0,09	0,09	19,50	28,50
29	29/JAN	24,69	1,78	0,10	0,05	19,80	28,20
30	30/JAN	24,67	1,81	0,06	0,16	17,90	28,00
31	31/JAN	24,76	1,77	0,09	0,11	18,90	28,50

Tabela 4. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Fevereiro

J	Dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
32	1/FEV	24,49	1,95	0,12	0,01	18,50	27,90
33	2/FEV	24,74	1,96	0,10	0,05	19,30	28,50
34	3/FEV	24,51	1,82	0,06	0,16	18,20	28,55
35	4/FEV	24,60	1,91	0,07	0,16	20,10	28,45
36	5/FEV	24,55	2,00	0,06	0,16	19,20	28,60
37	6/FEV	24,58	1,66	0,04	0,16	20,55	29,05
38	7/FEV	24,43	1,93	0,08	0,16	18,40	28,20
39	8/FEV	24,48	1,89	0,07	0,16	19,05	28,20
40	9/FEV	24,38	1,97	0,06	0,16	17,40	28,05
41	10/FEV	24,46	1,76	0,10	0,04	19,00	27,50
42	11/FEV	24,57	1,62	0,09	0,12	20,55	27,20
43	12/FEV	24,85	1,72	0,09	0,11	20,70	28,50
44	13/FEV	24,70	1,69	0,08	0,16	19,55	28,00
45	14/FEV	24,75	1,71	0,05	0,16	20,90	30,05
46	15/FEV	24,77	1,60	0,12	0,01	20,30	28,20
47	16/FEV	24,84	1,77	0,08	0,16	20,05	28,50
48	17/FEV	24,87	1,89	0,09	0,10	19,95	28,10
49	18/FEV	24,75	1,77	0,08	0,16	21,00	28,20
50	19/FEV	24,72	1,75	0,06	0,16	18,30	27,95
51	20/FEV	24,54	1,90	0,08	0,16	19,30	28,60
52	21/FEV	24,58	1,70	0,09	0,06	19,70	27,60
53	22/FEV	24,46	1,78	0,05	0,16	20,50	28,50
54	23/FEV	24,62	1,71	0,08	0,16	19,70	28,40
55	24/FEV	24,50	1,88	0,10	0,05	17,25	27,90
56	25/FEV	24,54	1,72	0,08	0,16	19,50	27,90
57	26/FEV	24,50	1,83	0,08	0,16	19,20	28,25
58	27/FEV	24,57	1,73	0,10	0,03	20,50	29,10
59	28/FEV	24,63	1,66	0,08	0,16	20,15	28,70
60	29/FEV	24,36	1,68	0,20	0,04	21,65	28,80

Tabela 5. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos Mês: Março

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
61	01/MAR	24,51	1,64	0,07	0,16	19,25	28,80
62	02/MAR	24,53	1,48	0,08	0,16	20,85	27,90
63	03/MAR	24,51	1,24	0,13	0,01	21,85	27,10
64	04/MAR	24,45	1,50	0,08	0,16	18,00	28,00
65	05/MAR	24,49	1,54	0,10	0,04	19,20	27,55
66	06/MAR	24,57	1,37	0,10	0,05	19,50	27,80
67	07/MAR	24,26	1,70	0,08	0,14	19,90	27,30
68	08/MAR	24,30	1,62	0,14	0,01	18,60	27,70
69	09/MAR	24,30	1,57	0,07	0,16	19,30	27,25
70	10/MAR	24,44	1,59	0,12	0,01	19,85	26,90
71	11/MAR	24,22	1,71	0,11	0,01	17,80	27,30
72	12/MAR	24,39	1,76	0,12	0,01	17,50	27,40
73	13/MAR	24,30	1,78	0,08	0,16	19,10	27,80
74	14/MAR	24,42	1,51	0,09	0,12	20,45	27,70
75	15/MAR	24,33	1,76	0,05	0,16	20,40	28,25
76	16/MAR	24,32	1,78	0,09	0,09	19,60	27,10
77	17/MAR	24,00	1,90	0,08	0,16	16,80	27,20
78	18/MAR	24,08	1,68	0,09	0,06	20,00	27,20
79	19/MAR	23,91	1,78	0,07	0,16	17,60	27,05
80	20/MAR	23,65	1,74	0,08	0,16	19,30	27,30
81	21/MAR	23,49	1,80	0,09	0,13	19,15	27,80
82	22/MAR	23,58	1,57	0,07	0,16	18,90	26,90
83	23/MAR	23,76	1,48	0,11	0,01	19,60	26,35
84	24/MAR	23,93	1,39	0,07	0,16	20,40	26,50
85	25/MAR	23,86	1,61	0,08	0,16	20,45	27,25
86	26/MAR	23,69	2,01	0,14	0,01	18,10	27,15
87	27/MAR	23,41	1,98	0,11	0,01	17,25	27,00
88	28/MAR	23,43	1,89	0,10	0,04	17,35	26,50
89	29/MAR	23,55	1,95	0,08	0,14	18,50	27,00
90	30/MAR	23,48	1,88	0,09	0,14	18,70	27,00
91	31/MAR	23,58	1,83	0,11	0,02	17,40	27,40

Tabela 6. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Abril

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
92	01/ABR	23,34	1,88	0,13	0,01	16,40	27,00
93	02/ABR	22,89	1,95	0,10	0,05	17,10	26,80
94	03/ABR	22,87	2,21	0,08	0,16	17,65	27,30
95	04/ABR	22,63	2,04	0,10	0,04	17,70	26,55
96	05/ABR	22,59	2,02	0,06	0,15	17,50	26,20
97	06/ABR	22,71	2,07	0,08	0,16	16,50	26,90
98	07/ABR	22,72	2,02	0,05	0,16	16,85	27,10
99	08/ABR	22,60	2,11	0,09	0,07	16,20	26,40
100	09/ABR	22,48	2,19	0,08	0,16	16,50	27,25
101	10/ABR	22,62	2,19	0,10	0,05	17,25	27,50
102	11/ABR	22,43	2,11	0,08	0,16	17,00	27,10
103	12/ABR	22,25	2,17	0,06	0,16	15,40	26,20
104	13/ABR	22,03	2,23	0,07	0,16	15,00	26,35
105	14/ABR	22,19	2,10	0,07	0,16	15,00	26,05
106	15/ABR	21,96	2,30	0,05	0,16	16,20	26,20
107	16/ABR	21,86	2,26	0,05	0,16	14,50	26,25
108	17/ABR	21,66	2,30	0,09	0,07	14,85	26,05
109	18/ABR	21,32	2,31	0,07	0,16	13,75	26,20
110	19/ABR	21,29	2,39	0,07	0,16	14,25	25,80
111	20/ABR	21,15	2,34	0,05	0,16	13,60	25,25
112	21/ABR	21,35	2,15	0,08	0,14	14,50	25,40
113	22/ABR	21,30	2,20	0,05	0,16	15,00	25,50
114	23/ABR	21,25	2,21	0,05	0,16	15,40	25,55
115	24/ABR	21,20	2,27	0,08	0,16	13,80	25,60
116	25/ABR	20,97	2,53	0,09	0,12	12,00	25,70
117	26/ABR	20,63	2,49	0,12	0,01	12,60	24,75
118	27/ABR	20,67	2,29	0,09	0,09	14,85	25,10
119	28/ABR	20,52	2,18	0,06	0,16	15,40	24,95
120	29/ABR	20,51	2,40	0,07	0,16	12,00	24,80
121	30/ABR	20,28	2,44	0,06	0,16	12,50	24,95

Tabela 7. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Maio

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
122	01/MAI	20,16	2,68	0,09	0,09	11,50	24,55
123	02/MAI	20,28	2,66	0,07	0,16	11,50	26,35
124	03/MAI	20,20	2,59	0,07	0,16	12,50	26,00
125	04/MAI	19,87	2,73	0,07	0,16	12,40	25,85
126	05/MAI	19,65	2,64	0,07	0,16	12,50	25,25
127	06/MAI	19,51	2,51	0,11	0,02	12,50	23,70
128	07/MAI	19,62	2,38	0,10	0,04	12,50	24,00
129	08/MAI	19,51	2,12	0,06	0,15	12,00	25,50
130	09/MAI	19,65	2,24	0,06	0,16	12,00	25,00
131	10/MAI	19,55	2,30	0,06	0,16	12,50	24,35
132	11/MAI	19,41	2,32	0,07	0,16	13,30	24,70
133	12/MAI	19,59	2,20	0,04	0,16	12,80	24,35
134	13/MAI	19,40	2,32	0,08	0,16	12,35	24,30
135	14/MAI	19,29	2,68	0,13	0,01	10,00	23,15
136	15/MAI	19,34	2,65	0,11	0,02	11,70	24,80
137	16/MAI	19,15	2,56	0,08	0,16	12,20	24,55
138	17/MAI	19,16	2,83	0,07	0,16	9,30	23,40
139	18/MAI	19,19	2,66	0,10	0,04	11,60	23,60
140	19/MAI	19,02	2,56	0,08	0,16	11,20	23,70
141	20/MAI	19,08	2,55	0,09	0,08	13,60	24,30
142	21/MAI	19,01	2,67	0,07	0,16	11,95	23,00
143	22/MAI	18,80	2,63	0,07	0,16	12,10	26,70
144	23/MAI	18,59	2,44	0,08	0,14	12,60	23,10
145	24/MAI	18,39	2,42	0,05	0,16	12,75	22,70
146	25/MAI	18,39	2,65	0,06	0,16	12,30	26,60
147	26/MAI	17,94	2,35	0,10	0,06	11,35	22,35
148	27/MAI	18,11	2,16	0,07	0,16	12,70	22,00
149	28/MAI	18,15	2,58	0,07	0,16	11,00	23,50
150	29/MAI	18,11	2,49	0,05	0,16	9,00	22,85
151	30/MAI	17,94	2,91	0,06	0,16	9,80	29,70
152	31/MAI	17,46	2,81	0,07	0,16	7,35	22,20

Tabela 8. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Junho

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
153	01/JUN	17,52	2,94	0,10	0,04	6,40	22,50
154	02/JUN	17,56	2,70	0,08	0,16	8,90	22,50
155	03/JUN	17,80	2,51	0,09	0,08	12,00	24,30
156	04/JUN	17,65	2,48	0,07	0,16	12,20	22,65
157	05/JUN	17,69	2,63	0,07	0,16	9,70	23,20
158	06/JUN	17,83	2,60	0,05	0,16	11,35	24,10
159	07/JUN	17,61	2,69	0,05	0,16	10,90	23,50
160	08/JUN	17,65	2,73	0,09	0,12	10,25	22,70
161	09/JUN	17,46	2,85	0,11	0,02	10,10	21,70
162	10/JUN	17,64	2,96	0,07	0,16	8,15	23,25
163	11/JUN	17,68	2,51	0,07	0,16	11,55	22,10
164	12/JUN	17,86	2,28	0,09	0,10	10,90	22,40
165	13/JUN	17,66	2,55	0,09	0,08	9,75	22,15
166	14/JUN	17,93	2,65	0,10	0,05	9,80	22,90
167	15/JUN	17,69	2,52	0,09	0,08	9,70	22,75
168	16/JUN	17,67	2,59	0,08	0,16	11,55	22,50
169	17/JUN	17,60	2,45	0,11	0,01	11,10	21,55
170	18/JUN	17,64	2,52	0,11	0,03	10,85	21,70
171	19/JUN	17,52	2,77	0,12	0,01	7,90	22,50
172	20/JUN	17,32	3,03	0,12	0,01	8,25	22,55
173	21/JUN	17,60	2,54	0,10	0,05	10,10	22,80
174	22/JUN	17,53	2,43	0,09	0,07	11,00	22,00
175	23/JUN	17,72	2,21	0,10	0,05	11,80	22,05
176	24/JUN	17,64	2,31	0,08	0,14	7,40	22,30
177	25/JUN	17,79	2,53	0,11	0,03	7,00	22,70
178	26/JUN	17,53	2,63	0,13	0,01	8,30	22,90
179	27/JUN	17,77	2,57	0,09	0,09	10,25	22,50
180	28/JUN	17,48	2,42	0,09	0,09	11,50	24,20
181	29/JUN	17,55	2,21	0,08	0,16	10,10	22,10
182	30/JUN	17,64	2,21	0,11	0,03	11,70	22,30

Tabela 9. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Julho

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
183	1/JUL	17,93	2,16	0,06	0,16	12,40	22,20
184	2/JUL	17,86	2,34	0,07	0,16	11,00	22,60
185	3/JUL	17,86	2,67	0,11	0,03	8,00	23,85
186	4/JUL	17,81	2,34	0,13	0,01	10,50	22,05
187	5/JUL	17,38	2,66	0,09	0,06	7,50	22,60
188	6/JUL	17,24	2,71	0,12	0,01	9,65	23,25
189	7/JUL	17,05	2,91	0,08	0,16	7,30	22,70
190	8/JUL	17,27	2,59	0,08	0,16	10,30	21,40
191	9/JUL	16,80	3,03	0,11	0,03	9,35	22,50
192	10/JUL	16,38	2,98	0,06	0,16	8,50	23,50
193	11/JUL	16,27	3,00	0,09	0,06	7,40	22,05
194	12/JUL	16,46	3,03	0,08	0,16	7,60	21,80
195	13/JUL	16,89	2,83	0,05	0,16	8,25	23,20
196	14/JUL	17,19	2,59	0,07	0,16	11,30	22,90
197	15/JUL	17,38	2,54	0,06	0,16	11,30	23,30
198	16/JUL	17,41	2,74	0,08	0,16	11,60	23,20
199	17/JUL	17,16	2,79	0,07	0,16	9,40	22,00
200	18/JUL	17,63	2,81	0,10	0,04	8,50	21,90
201	19/JUL	17,36	2,76	0,09	0,12	9,80	23,45
202	20/JUL	17,38	2,82	0,12	0,01	9,70	22,35
203	21/JUL	17,50	3,16	0,07	0,16	7,00	23,90
204	22/JUL	17,52	2,92	0,10	0,06	10,30	22,80
205	23/JUL	17,21	2,39	0,07	0,16	12,00	22,30
206	24/JUL	17,16	2,41	0,06	0,16	10,60	22,80
207	25/JUL	17,68	2,53	0,07	0,16	11,60	21,45
208	26/JUL	17,65	2,64	0,08	0,16	11,40	23,45
209	27/JUL	17,82	2,54	0,08	0,16	11,30	22,20
210	28/JUL	17,98	2,49	0,06	0,16	9,55	22,40
211	29/JUL	18,01	2,45	0,07	0,16	10,70	22,90
212	30/JUL	17,95	2,80	0,09	0,08	10,35	22,30
213	31/JUL	18,04	2,93	0,14	0,01	10,40	22,20

Tabela 10. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Agosto

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
214	1/AGO	18,22	2,85	0,12	0,01	9,25	24,50
215	2/AGO	18,29	2,54	0,07	0,16	9,00	24,50
216	3/AGO	18,36	2,62	0,11	0,03	11,80	23,10
217	4/AGO	18,34	2,52	0,08	0,15	12,00	22,85
218	5/AGO	18,33	2,83	0,06	0,16	11,60	24,25
219	6/AGO	18,41	2,98	0,08	0,16	10,70	24,10
220	7/AGO	18,54	2,88	0,10	0,04	9,00	24,60
221	8/AGO	18,68	2,63	0,10	0,05	10,60	24,15
222	9/AGO	19,06	2,70	0,13	0,01	10,10	24,15
223	10/AGO	18,93	2,52	0,07	0,16	11,30	24,30
224	11/AGO	18,89	2,25	0,09	0,07	13,90	25,20
225	12/AGO	19,1	2,61	0,11	0,03	13,40	24,70
226	13/AGO	19,24	2,87	0,09	0,09	11,40	24,60
227	14/AGO	19,36	2,76	0,07	0,16	11,40	25,20
228	15/AGO	18,65	3,32	0,09	0,10	6,60	23,90
229	16/AGO	18,58	3,08	0,11	0,02	8,50	23,70
230	17/AGO	19,08	2,81	0,10	0,04	10,85	24,30
231	18/AGO	19,08	2,58	0,08	0,16	12,85	24,35
232	19/AGO	19,10	2,71	0,07	0,16	12,65	26,50
233	20/AGO	19,06	2,50	0,08	0,16	12,50	23,40
234	21/AGO	19,36	2,65	0,11	0,02	9,50	24,40
235	22/AGO	19,18	2,84	0,10	0,05	11,25	26,55
236	23/AGO	19,28	2,80	0,09	0,07	12,05	26,50
237	24/AGO	19,56	2,59	0,05	0,16	12,65	26,30
238	25/AGO	19,95	2,67	0,09	0,08	12,40	25,20
239	26/AGO	19,89	2,80	0,10	0,05	13,25	25,25
240	27/AGO	20,02	2,88	0,15	0,01	10,05	25,30
241	28/AGO	20,11	2,86	0,09	0,11	12,35	25,50
242	29/AGO	19,99	2,71	0,06	0,16	12,55	25,20
243	30/AGO	19,76	3,00	0,09	0,06	12,70	25,60
244	31/AGO	20,00	3,36	0,09	0,09	10,60	27,50

Tabela 11. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Setembro

J	Dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
245	1/SET	20,46	2,79	0,06	0,16	12,50	27,70
246	2/SET	19,84	2,96	0,06	0,16	11,90	25,45
247	3/SET	19,77	2,93	0,09	0,09	12,50	25,30
248	4/SET	19,83	2,87	0,05	0,16	13,55	25,80
249	5/SET	19,91	3,08	0,08	0,15	11,85	26,60
250	6/SET	20,01	2,89	0,06	0,16	11,35	25,60
251	7/SET	20,35	2,69	0,04	0,16	13,75	26,40
252	8/SET	20,64	2,58	0,07	0,16	15,45	28,10
253	9/SET	20,32	2,65	0,06	0,16	13,80	25,60
254	10/SET	20,68	2,97	0,09	0,06	14,30	26,20
255	11/SET	20,79	2,66	0,07	0,16	15,00	25,45
256	12/SET	20,75	2,81	0,09	0,08	14,00	26,10
257	13/SET	21,06	2,56	0,08	0,16	14,10	26,50
258	14/SET	21,30	2,78	0,08	0,16	10,95	26,50
259	15/SET	20,75	3,29	0,08	0,16	9,55	27,00
260	16/SET	20,23	2,92	0,09	0,14	12,25	25,10
261	17/SET	20,40	2,87	0,06	0,16	14,30	25,90
262	18/SET	20,88	3,18	0,08	0,14	14,70	26,65
263	19/SET	21,10	2,38	0,06	0,16	16,20	26,40
264	20/SET	21,07	2,92	0,08	0,16	12,05	26,60
265	21/SET	20,95	2,78	0,07	0,16	14,70	27,60
266	22/SET	20,81	2,78	0,07	0,16	12,70	25,60
267	23/SET	21,10	2,98	0,09	0,12	12,95	26,90
268	24/SET	21,17	3,02	0,11	0,01	13,60	27,30
269	25/SET	21,12	2,82	0,07	0,16	14,70	28,50
270	26/SET	21,09	2,91	0,06	0,16	12,40	28,30
271	27/SET	21,26	2,68	0,06	0,16	14,45	28,30
272	28/SET	21,59	2,68	0,06	0,16	15,00	26,90
273	29/SET	21,61	2,63	0,06	0,16	15,90	27,90
274	30/SET	21,54	2,94	0,11	0,03	15,10	27,05

Tabela 12. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Outubro

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
275	1/OUT	21,86	2,72	0,09	0,09	12,85	27,45
276	2/OUT	22,10	2,48	0,06	0,16	17,55	28,00
277	3/OUT	22,07	2,66	0,06	0,16	16,15	28,50
278	4/OUT	22,12	2,79	0,10	0,06	14,30	27,70
279	5/OUT	22,56	2,63	0,08	0,16	16,60	28,20
280	6/OUT	22,29	2,87	0,06	0,16	16,15	29,15
281	7/OUT	22,20	2,76	0,06	0,16	16,00	28,20
282	8/OUT	22,01	2,58	0,05	0,16	15,40	28,20
283	9/OUT	22,21	2,72	0,05	0,16	16,05	28,90
284	10/OUT	21,94	2,95	0,06	0,16	12,50	28,95
285	11/OUT	21,64	3,00	0,08	0,16	14,65	28,70
286	12/OUT	21,48	3,07	0,10	0,05	13,40	29,50
287	13/OUT	21,84	2,94	0,05	0,16	15,40	28,50
288	14/OUT	22,38	2,72	0,08	0,16	17,00	29,35
289	15/OUT	22,51	2,54	0,07	0,16	14,60	27,90
290	16/OUT	22,61	2,56	0,06	0,16	17,10	27,75
291	17/OUT	22,58	2,53	0,06	0,16	17,65	28,05
292	18/OUT	22,62	2,60	0,06	0,16	16,95	27,50
293	19/OUT	22,28	2,52	0,06	0,16	17,40	28,00
294	20/OUT	21,76	2,99	0,08	0,16	15,60	29,45
295	21/OUT	22,36	2,90	0,04	0,16	16,00	30,05
296	22/OUT	22,35	2,28	0,05	0,16	17,30	27,85
297	23/OUT	22,39	2,36	0,07	0,16	15,80	28,95
298	24/OUT	22,53	2,68	0,09	0,10	15,00	27,60
299	25/OUT	22,64	2,64	0,05	0,16	14,90	28,70
300	26/OUT	22,92	2,39	0,09	0,13	17,80	27,55
301	27/OUT	23,17	2,60	0,05	0,16	16,50	28,70
302	28/OUT	22,91	2,29	0,09	0,12	17,00	27,35
303	29/OUT	22,43	2,77	0,11	0,03	16,15	27,80
304	30/OUT	22,39	2,68	0,08	0,16	15,50	27,70
305	31/OUT	22,59	2,73	0,06	0,16	15,60	28,00

Tabela 13. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Novembro

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
306	1/NOV	22,72	2,64	0,06	0,16	16,70	28,20
307	2/NOV	22,65	2,43	0,06	0,16	17,60	28,30
308	3/NOV	22,66	2,68	0,08	0,16	14,50	27,85
309	4/NOV	22,86	2,76	0,10	0,03	16,50	28,45
310	5/NOV	23,15	2,36	0,06	0,16	17,70	28,15
311	6/NOV	23,09	2,36	0,05	0,16	16,05	28,40
312	7/NOV	23,14	2,32	0,05	0,16	18,50	29,00
313	8/NOV	23,31	2,62	0,09	0,09	16,70	29,00
314	9/NOV	23,19	2,45	0,07	0,16	17,00	28,05
315	10/NOV	23,26	2,66	0,07	0,16	17,40	28,50
316	11/NOV	23,06	2,67	0,17	0,01	15,60	29,20
317	12/NOV	23,20	2,42	0,07	0,16	16,60	27,55
318	13/NOV	22,97	2,47	0,06	0,16	17,60	29,40
319	14/NOV	22,99	2,17	0,05	0,16	18,70	29,10
320	15/NOV	23,12	2,15	0,04	0,16	18,60	29,10
321	16/NOV	23,29	2,31	0,07	0,16	17,10	28,35
322	17/NOV	23,39	2,30	0,06	0,16	17,00	28,55
323	18/NOV	23,45	2,13	0,07	0,16	16,60	28,20
324	19/NOV	23,35	2,28	0,06	0,16	15,50	28,50
325	20/NOV	23,48	2,00	0,07	0,16	16,00	28,50
326	21/NOV	23,25	2,09	0,07	0,16	16,15	28,25
327	22/NOV	23,27	2,31	0,08	0,15	16,30	30,45
328	23/NOV	23,28	2,46	0,10	0,03	16,75	27,80
329	24/NOV	23,41	2,25	0,09	0,08	17,90	26,90
330	25/NOV	23,44	2,27	0,04	0,16	17,55	28,50
331	26/NOV	23,08	2,34	0,04	0,16	17,85	28,00
332	27/NOV	23,19	2,43	0,07	0,16	14,45	27,50
333	28/NOV	23,33	2,18	0,08	0,14	16,80	28,55
334	29/NOV	23,62	1,91	0,06	0,16	19,42	28,40
335	30/NOV	23,68	1,79	0,05	0,16	19,20	27,30

Tabela 14. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de temperatura ($^{\circ}\text{C}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 86 anos. Mês: Dezembro

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
336	1/DEZ	23,89	2,11	0,05	0,16	19,20	28,40
337	2/DEZ	23,84	2,34	0,12	0,01	16,40	28,00
338	3/DEZ	23,81	2,59	0,07	0,16	17,50	28,00
339	4/DEZ	23,83	2,37	0,06	0,16	18,00	28,70
340	5/DEZ	23,85	2,39	0,10	0,04	17,50	29,10
341	6/DEZ	24,09	2,22	0,09	0,08	17,80	28,15
342	7/DEZ	23,89	2,12	0,06	0,16	17,90	28,70
343	8/DEZ	23,84	2,03	0,05	0,16	17,60	28,75
344	9/DEZ	23,88	2,03	0,09	0,09	18,30	28,95
345	10/DEZ	24,03	1,87	0,12	0,01	17,35	27,80
346	11/DEZ	23,92	2,04	0,09	0,07	16,90	27,95
347	12/DEZ	24,16	2,02	0,09	0,06	18,85	28,30
348	13/DEZ	24,31	1,86	0,10	0,04	19,50	28,60
349	14/DEZ	24,10	2,20	0,09	0,12	15,90	29,50
350	15/DEZ	23,82	1,98	0,07	0,16	19,70	27,80
351	16/DEZ	24,01	1,93	0,10	0,05	18,00	27,50
352	17/DEZ	23,65	1,99	0,09	0,11	16,80	27,60
353	18/DEZ	23,53	1,99	0,09	0,08	17,25	27,60
354	19/DEZ	23,71	2,00	0,08	0,16	15,75	27,30
355	20/DEZ	23,99	1,89	0,09	0,10	16,65	27,55
356	21/DEZ	24,10	1,93	0,13	0,01	17,75	27,25
357	22/DEZ	24,10	1,91	0,09	0,09	18,10	27,70
358	23/DEZ	23,93	2,00	0,06	0,16	17,85	27,80
359	24/DEZ	23,83	2,22	0,08	0,16	18,75	28,00
360	25/DEZ	23,68	2,03	0,08	0,16	19,00	27,30
361	26/DEZ	23,71	1,84	0,07	0,16	19,60	27,55
362	27/DEZ	23,93	1,82	0,06	0,16	19,30	27,80
363	28/DEZ	24,07	1,62	0,05	0,16	19,50	27,60
364	29/DEZ	23,81	1,86	0,09	0,09	18,00	27,90
365	30/DEZ	23,68	1,94	0,08	0,16	16,75	26,95
366	31/DEZ	24,04	1,90	0,06	0,16	18,60	28,20

4.4 Radiação solar

Apesar dos poucos estudos a respeito do ajuste de distribuição densidade de probabilidade a séries de radiação solar global diária, Sedyama et al. (1978) afirmam

que as séries históricas da maioria das variáveis climáticas que não têm limites inferior ou superior, tal como a de radiação solar global diária, admite-se como que, a distribuição normal de probabilidades proporcione um ajuste razoável a essas distribuições empíricas.

As Tabelas 15 a 26, contém os dados resultantes da avaliação de ajustes à distribuição densidade normal de probabilidades, através da aplicação do teste de Kolmogorov-Smirnov, além dos valores mínimos e máximos das séries de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$), de Piracicaba (SP). Vale lembrar que o critério adotado como aceitação da hipótese de nulidade, de que os dados das séries têm distribuição normal, é aquele quando o valor p foi pelo menos igual a 0,01. Verificou-se ainda uma forte homogeneidade e simetria da distribuição dos dados de radiação solar diária, quando comparados com a distribuição dos valores de temperatura média diária. Nesse estudo, observou-se que a série histórica de temperatura média diária, mais homogênea, foi a do dia 3 de março cuja amplitude obtida foi igual a 5,3, ao passo que a maior variabilidade foi encontrada no dia 30 de maio cuja amplitude foi igual a 19,9. Por outro lado, a série de radiação solar global diária que apresentou menor dispersão foi a do dia 13 de junho cuja amplitude é de 232, e a mais heterogênea a do dia 14 de agosto cuja amplitude é igual a 800.

Nas Tabelas 15, 16 e 17, observa-se que o ajuste à distribuição normal, deu-se para todas as séries, de todos os dias, dos meses de janeiro, fevereiro e março, sem obtenção de nenhum valor p igual a 0,01. Nesses meses as menores amplitudes de variação, (367, 361 e 320) ocorreram respectivamente nos dias 19, 15 e 14, já as máximas (632, 646 e 708) foram determinadas nos dias 14, 4 e 25, respectivamente.

Pelos resultados da Tabela 18, conclui-se também pelo ajuste à distribuição normal dos valores de radiação a pesar de nos dias 4, 5 e 15 apresentarem valor P igual 0,01. Verifica-se ainda, que para os dias 24 e 5 de abril, tem-se a menor (276), e a maior (532) amplitude de variação, respectivamente.

No mês de maio (Tabela 19), apenas o dia 31 apresentou o valor P igual a 0,01, mostrando mais uma vez a representatividade da distribuição normal para os dados observados. Tendo neste caso a menor (276) amplitude ocorrido no dia 12, e a maior

(604) no dia 15. No mês de junho (Tabela 20), foi verificado ajuste ao modelo normal, sendo os dias 12, 14 e 28 os únicos que apresentaram valores P igual a 0,01. Ainda neste mês, a menor amplitude de variação igual a 232, no dia 13, e a maior 438 no dia 2. Através os dados da Tabela 21, nota-se que apenas os dias 1 e 26 ocorreram o valor P igual a 0,01, reforçando a hipótese de distribuição normal dos dados. Nesse mês, a menor amplitude (247) foi obtida no dia primeiro e a maior (440) no dia 31. Na análise efetuada no mês de agosto (Tabela 22), verificou-se que nos dias 10 e 27 o valor P foi igual a 0,01, sendo a menor amplitude (343) no dia 11, e a maior (800) no dia 14. Nas Tabelas 23 e 24, setembro e outubro, respectivamente, foram obtidos também excelentes ajuste à distribuição normal, sendo apenas os dias 20 de setembro e 16 de outubro, so que apresentaram valor P igual a 0,01. Nesses dois meses encontrou-se as menores amplitudes (310 e 355), no dias 19 de setembro e 5 de outubro, e as máximas (669 e 719) nos dias 29 de setembro e 15 de outubro. Nos meses de novembro e dezembro (Tabela 25 e 26), em nenhum dia foi obtido valores P igual a 0,01. Concluindo-se pelo bom ajuste à distribuição normal, sendo o dia 29 de novembro e 22 de dezembro, os que apresentaram menores amplitudes de variação (413 e 412, respectivamente), ao passo que os dias 26 de novembro e 25 de dezembro foram os que apresentaram as maiores amplitudes do período (719 e 757, respectivamente). Resultados semelhantes foram obtidos por Camargo, et al. (1994); Angelocci et al. (1995) e Pires et al. (1999).

Esses resultados mostram assim a indicação do uso da distribuição densidade de probabilidade normal, para representar o comportamento ou padrão de ocorrência da radiação solar global diária em todos os períodos avaliados.

Tabela 15. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Janeiro

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
1	1/JAN	463,80	136,05	0,12	0,16	267,0	737,0
2	2/JAN	407,00	168,35	0,13	0,16	108,0	641,0
3	3/JAN	415,96	155,12	0,15	0,14	209,0	696,0
4	4/JAN	429,21	160,14	0,15	0,16	148,0	680,0
5	5/JAN	437,08	133,18	0,09	0,16	218,0	697,0
6	6/JAN	475,38	131,67	0,14	0,16	183,0	745,0
7	7/JAN	467,96	165,156	0,11	0,16	164,0	744,0
8	8/JAN	410,24	158,88	0,12	0,16	110,0	716,0
9	9/JAN	394,36	146,98	0,14	0,16	191,0	691,0
10	10/JAN	451,28	151,03	0,12	0,16	177,0	700,0
11	11/JAN	436,88	139,77	0,07	0,16	207,0	709,0
12	12/JAN	411,04	142,04	0,08	0,16	144,0	763,0
13	13/JAN	456,24	136,12	0,13	0,16	183,0	749,0
14	14/JAN	481,29	133,96	0,13	0,16	166,0	798,0
15	15/JAN	449,28	112,06	0,11	0,16	296,0	704,0
16	16/JAN	456,12	122,79	0,10	0,16	228,0	757,0
17	17/JAN	459,88	131,02	0,09	0,16	182,0	701,0
18	18/JAN	477,68	141,25	0,13	0,16	165,0	740,0
19	19/JAN	484,71	106,60	0,12	0,16	340,0	707,0
20	20/JAN	456,50	111,26	0,14	0,16	228,0	616,0
21	21/JAN	456,04	131,15	0,18	0,04	133,0	711,0
22	22/JAN	465,92	129,74	0,13	0,16	131,0	677,0
23	23/JAN	455,28	127,96	0,14	0,16	238,0	725,0
24	24/JAN	490,64	116,61	0,10	0,16	260,0	687,0
25	25/JAN	425,32	146,01	0,12	0,16	177,0	647,0
26	26/JAN	424,88	139,71	0,16	0,09	167,0	641,0
27	27/JAN	420,68	131,48	0,11	0,16	239,0	766,0
28	28/JAN	469,00	148,10	0,16	0,08	172,0	694,0
29	29/JAN	476,68	144,76	0,14	0,16	135,0	738,0
30	30/JAN	483,48	106,69	0,10	0,16	225,0	672,0
31	31/JAN	434,40	126,14	0,10	0,16	195,0	671,0

Tabela 16. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Fevereiro

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
32	1/FEV	413,54	150,84	0,10	0,16	168,0	729,0
33	2/FEV	430,20	124,83	0,09	0,16	196,0	733,0
34	3/FEV	418,24	152,39	0,07	0,16	141,0	736,0
35	4/FEV	435,76	149,18	0,09	0,16	135,0	781,0
36	5/FEV	446,52	155,20	0,11	0,16	134,0	711,0
37	6/FEV	435,96	143,77	0,08	0,16	129,0	726,0
38	7/FEV	432,40	125,15	0,09	0,16	114,0	653,0
39	8/FEV	406,75	137,07	0,10	0,16	164,0	668,0
40	9/FEV	407,65	155,88	0,08	0,16	146,0	756,0
41	10/FEV	419,96	146,75	0,14	0,16	148,0	700,0
42	11/FEV	447,97	135,78	0,13	0,16	242,0	690,0
43	12/FEV	465,78	133,35	0,09	0,16	178,0	722,0
44	13/FEV	454,26	141,53	0,13	0,16	146,0	725,0
45	14/FEV	447,04	129,69	0,11	0,16	178,0	662,0
46	15/FEV	471,28	99,05	0,16	0,11	314,0	675,0
47	16/FEV	467,36	122,69	0,15	0,14	252,0	802,0
48	17/FEV	446,09	130,01	0,16	0,15	210,0	762,0
49	18/FEV	449,76	111,91	0,10	0,16	213,0	673,0
50	19/FEV	470,20	155,54	0,18	0,05	119,0	738,0
51	20/FEV	440,52	168,53	0,09	0,16	113,0	759,0
52	21/FEV	458,36	128,95	0,11	0,16	269,0	709,0
53	22/FEV	431,17	140,97	0,11	0,16	215,0	758,0
54	23/FEV	453,33	115,73	0,12	0,16	234,0	644,0
55	24/FEV	450,67	104,73	0,14	0,16	270,0	679,0
56	25/FEV	437,00	129,77	0,13	0,16	226,0	705,0
57	26/FEV	432,60	115,99	0,10	0,16	224,0	627,0
58	27/FEV	424,04	117,83	0,12	0,16	139,0	711,0
59	28/FEV	430,12	133,62	0,07	0,16	149,0	701,0
60	29/FEV	439,83	163,91	0,26	0,16	255,0	684,0

Tabela 17. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Março

J	dia	μ	σ	KS	p	Mín	Máx
61	1/MAR	408,68	126,04	0,15	0,16	104,0	626,0
62	2/MAR	400,44	116,18	0,11	0,16	174,0	608,0
63	3/MAR	419,48	122,67	0,10	0,16	171,0	662,0
64	4/MAR	444,80	113,95	0,10	0,16	233,0	678,0
65	5/MAR	420,32	111,61	0,13	0,16	181,0	602,0
66	6/MAR	385,72	98,51	0,11	0,16	196,0	529,0
67	7/MAR	372,60	94,36	0,09	0,16	171,0	516,0
68	8/MAR	394,68	128,03	0,13	0,16	124,0	570,0
69	9/MAR	406,38	142,57	0,14	0,16	129,0	727,0
70	10/MAR	417,72	122,05	0,14	0,16	184,0	698,0
71	11/MAR	419,76	114,32	0,12	0,16	189,0	682,0
72	12/MAR	424,88	108,90	0,15	0,16	163,0	664,0
73	13/MAR	441,8	130,48	0,19	0,03	99,0	687,0
74	14/MAR	422,48	87,27	0,11	0,16	256,0	576,0
75	15/MAR	390,52	121,54	0,15	0,14	174,0	633,0
76	16/MAR	411,88	108,93	0,13	0,16	276,0	726,0
77	17/MAR	408,08	139,76	0,10	0,16	167,0	689,0
78	18/MAR	414,04	112,61	0,18	0,04	122,0	649,0
79	19/MAR	371,64	99,56	0,09	0,16	162,0	547,0
80	20/MAR	400,54	113,35	0,09	0,16	166,0	594,0
81	21/MAR	394,16	89,33	0,08	0,16	238,0	596,0
82	22/MAR	394,64	109,33	0,16	0,10	152,0	602,0
83	23/MAR	421,63	104,06	0,18	0,04	183,0	618,0
84	24/MAR	404,76	116,64	0,12	0,16	195,0	623,0
85	25/MAR	406,60	140,91	0,15	0,14	150,0	858,0
86	26/MAR	398,16	106,32	0,18	0,04	111,0	603,0
87	27/MAR	359,5	114,92	0,18	0,05	113,0	620,0
88	28/MAR	399,35	114,11	0,14	0,16	168,0	639,0
89	29/MAR	392,25	122,35	0,15	0,16	150,0	627,0
90	30/MAR	378,88	129,50	0,13	0,16	119,0	622,0
91	31/MAR	387,00	129,13	0,12	0,16	90,0	564,0

Tabela 18. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Abril

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
92	1/ABR	388,40	121,43	0,08	0,16	129,0	604,0
93	2/ABR	393,85	101,56	0,10	0,16	141,0	569,0
94	3/ABR	418,05	103,71	0,15	0,16	216,0	650,0
95	4/ABR	412,08	117,06	0,21	0,01	110,0	619,0
96	5/ABR	403,36	112,67	0,20	0,01	128,0	660,0
97	6/ABR	394,80	77,90	0,13	0,16	164,0	588,0
98	7/ABR	371,25	94,89	0,16	0,13	123,0	492,0
99	8/ABR	384,16	100,41	0,09	0,16	175,0	629,0
100	9/ABR	407,52	112,95	0,16	0,09	147,0	650,0
101	10/ABR	426,08	84,27	0,18	0,04	264,0	635,0
102	11/ABR	395,96	91,36	0,14	0,16	128,0	552,0
103	12/ABR	393,04	99,61	0,11	0,16	143,0	603,0
104	13/ABR	365,39	127,75	0,14	0,16	96,0	595,0
105	14/ABR	374,25	93,89	0,08	0,16	179,0	547,0
106	15/ABR	346,60	106,77	0,23	0,01	104,0	502,0
107	16/ABR	353,28	98,11	0,13	0,16	158,0	516,0
108	17/ABR	366,72	110,88	0,13	0,16	135,0	573,0
109	18/ABR	354,13	123,83	0,10	0,16	99,0	565,0
110	19/ABR	357,87	131,23	0,16	0,10	126,0	605,0
111	20/ABR	361,35	122,62	0,11	0,16	139,0	566,0
112	21/ABR	373,46	116,13	0,08	0,16	142,0	588,0
113	22/ABR	357,13	87,42	0,15	0,16	195,0	567,0
114	23/ABR	390,54	80,97	0,10	0,16	184,0	552,0
115	24/ABR	358,39	70,11	0,10	0,16	227,0	503,0
116	25/ABR	369,04	81,44	0,13	0,16	165,0	567,0
117	26/ABR	349,12	70,87	0,08	0,16	207,0	499,0
118	27/ABR	373,13	83,07	0,11	0,16	207,0	614,0
119	28/ABR	369,71	87,41	0,11	0,16	179,0	576,0
120	29/ABR	336,52	120,15	0,11	0,16	152,0	583,0
121	30/ABR	346,40	97,40	0,14	0,16	137,0	532,0

Tabela 19. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24anos. Mês: Maio

J	dia	μ	σ	KS	p	Mín	Máx
122	1/MAI	365,68	79,08	0,12	0,16	243,0	552,0
123	2/MAI	341,04	94,14	0,08	0,16	177,0	551,0
124	3/MAI	358,00	84,68	0,10	0,16	156,0	518,0
125	4/MAI	351,78	95,35	0,07	0,16	188,0	573,0
126	5/MAI	343,92	107,39	0,14	0,16	138,0	612,0
127	6/MAI	328,36	120,70	0,09	0,16	125,0	611,0
128	7/MAI	325,72	100,60	0,12	0,16	103,0	536,0
129	8/MAI	318,68	91,12	0,09	0,16	142,0	492,0
130	9/MAI	330,96	85,40	0,17	0,07	176,0	476,0
131	10/MAI	338,63	95,26	0,19	0,03	92,0	560,0
132	11/MAI	315,27	89,88	0,14	0,16	98,0	448,0
133	12/MAI	319,00	71,57	0,10	0,16	158,0	434,0
134	13/MAI	301,96	92,83	0,11	0,16	95,0	533,0
135	14/MAI	302,00	92,66	0,13	0,16	113,0	473,0
136	15/MAI	309,67	127,83	0,15	0,16	120,0	724,0
137	16/MAI	278,04	106,36	0,11	0,16	114,0	500,0
138	17/MAI	297,40	96,50	0,17	0,07	96,0	458,0
139	18/MAI	306,79	102,68	0,11	0,16	110,0	481,0
140	19/MAI	296,26	92,33	0,10	0,16	98,0	460,0
141	20/MAI	281,76	87,32	0,10	0,16	102,0	477,0
142	21/MAI	289,92	100,48	0,10	0,16	108,0	481,0
143	22/MAI	290,36	100,54	0,12	0,16	105,0	465,0
144	23/MAI	306,21	79,80	0,09	0,16	157,0	449,0
145	24/MAI	277,96	93,20	0,11	0,16	96,0	471,0
146	25/MAI	288,08	82,44	0,14	0,16	136,0	443,0
147	26/MAI	291,40	83,14	0,11	0,16	151,0	452,0
148	27/MAI	306,87	84,38	0,13	0,16	116,0	460,0
149	28/MAI	284,04	91,33	0,07	0,16	111,0	467,0
150	29/MAI	295,62	82,71	0,09	0,16	132,0	489,0
151	30/MAI	303,11	74,46	0,11	0,16	169,0	470,0
152	31/MAI	282,46	72,88	0,20	0,01	105,0	397,0

Tabela 20. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Junho

J	dia	μ	σ	KS	p	Mín	Máx
153	1/JUN	291,62	85,91	0,12	0,16	132,0	434,0
154	2/JUN	290,96	100,54	0,12	0,16	101,0	539,0
155	3/JUN	273,97	102,23	0,11	0,16	98,0	482,0
156	4/JUN	268,34	76,79	0,15	0,15	107,0	395,0
157	5/JUN	299,17	91,14	0,19	0,04	96,0	426,0
158	6/JUN	294,73	85,17	0,10	0,16	128,0	462,0
159	7/JUN	291,40	91,11	0,14	0,16	119,0	477,0
160	8/JUN	280,33	96,77	0,13	0,16	95,0	447,0
161	9/JUN	290,96	60,84	0,11	0,16	181,0	440,0
162	10/JUN	289,00	98,85	0,12	0,16	113,0	484,0
163	11/JUN	289,04	89,66	0,13	0,16	135,0	459,0
164	12/JUN	301,24	65,04	0,21	0,01	154,0	405,0
165	13/JUN	318,25	56,02	0,15	0,16	207,0	439,0
166	14/JUN	300,13	79,13	0,22	0,01	101,0	444,0
167	15/JUN	302,13	68,39	0,10	0,16	141,0	411,0
168	16/JUN	278,67	81,36	0,13	0,16	125,0	459,0
169	17/JUN	278,64	86,21	0,09	0,16	107,0	437,0
170	18/JUN	295,63	96,87	0,14	0,16	95,0	451,0
171	19/JUN	291,42	79,52	0,16	0,10	142,0	466,0
172	20/JUN	274,35	91,21	0,14	0,16	117,0	465,0
173	21/JUN	294,75	86,49	0,09	0,16	125,0	477,0
174	22/JUN	282,42	93,46	0,16	0,14	108,0	447,0
175	23/JUN	288,63	74,52	0,14	0,16	106,0	408,0
176	24/JUN	271,96	79,13	0,12	0,16	91,0	426,0
177	25/JUN	254,08	82,84	0,19	0,03	93,0	378,0
178	26/JUN	296,50	83,72	0,14	0,16	90,0	457,0
179	27/JUN	296,92	81,22	0,16	0,11	105,0	451,0
180	28/JUN	287,83	61,64	0,23	0,01	126,0	359,0
181	29/JUN	274,48	87,46	0,10	0,16	98,0	474,0
182	30/JUN	292,00	81,64	0,13	0,16	164,0	449,0

Tabela 21. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 26 anos. Mês: Julho

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
183	1/JUL	296,08	53,65	0,21	0,01	138,0	385,0
184	2/JUL	289,16	78,91	0,14	0,16	120,0	435,0
185	3/JUL	294,96	72,20	0,20	0,02	141,0	452,0
186	4/JUL	301,60	89,37	0,12	0,16	94,0	488,0
187	5/JUL	302,38	82,30	0,17	0,09	102,0	453,0
188	6/JUL	289,57	89,07	0,11	0,16	103,0	482,0
189	7/JUL	301,65	87,18	0,12	0,16	108,0	461,0
190	8/JUL	307,43	91,04	0,14	0,16	96,0	485,0
191	9/JUL	310,33	89,16	0,14	0,16	114,0	467,0
192	10/JUL	298,14	90,96	0,17	0,10	111,0	480,0
193	11/JUL	328,88	71,02	0,10	0,16	195,0	495,0
194	12/JUL	296,32	103,24	0,14	0,16	111,0	459,0
195	13/JUL	326,83	70,71	0,11	0,16	179,0	461,0
196	14/JUL	322,00	76,22	0,11	0,16	120,0	487,0
197	15/JUL	299,44	102,33	0,18	0,04	92,0	488,0
198	16/JUL	308,48	89,47	0,10	0,16	139,0	497,0
199	17/JUL	309,79	87,55	0,10	0,16	154,0	466,0
200	18/JUL	302,39	77,34	0,14	0,16	126,0	406,0
201	19/JUL	298,55	86,88	0,13	0,16	107,0	459,0
202	20/JUL	312,46	97,91	0,17	0,07	90,0	498,0
203	21/JUL	305,36	102,15	0,15	0,16	96,0	487,0
204	22/JUL	281,79	105,61	0,09	0,16	94,0	505,0
205	23/JUL	306,82	92,33	0,14	0,16	126,0	497,0
206	24/JUL	315,58	106,93	0,19	0,03	138,0	521,0
207	25/JUL	333,28	90,39	0,15	0,13	171,0	533,0
208	26/JUL	345,88	96,50	0,21	0,01	127,0	538,0
209	27/JUL	337,04	91,18	0,13	0,16	148,0	507,0
210	28/JUL	329,32	97,32	0,14	0,16	127,0	482,0
211	29/JUL	336,25	68,54	0,16	0,10	181,0	480,0
212	30/JUL	337,71	92,39	0,13	0,16	155,0	527,0
213	31/JUL	340,16	106,67	0,17	0,07	108,0	548,0

Tabela 22. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 25 anos. Mês: Agosto

J	dia	μ	σ	KS	p	Mín	Máx
214	1/AGO	353,60	105,51	0,14	0,16	96,0	525,0
215	2/AGO	333,44	110,22	0,16	0,12	102,0	509,0
216	3/AGO	304,92	93,74	0,09	0,16	120,0	531,0
217	4/AGO	349,64	93,29	0,13	0,16	148,0	518,0
218	5/AGO	336,43	124,29	0,16	0,16	101,0	589,0
219	6/AGO	382,00	92,51	0,14	0,16	185,0	579,0
220	7/AGO	367,96	95,87	0,19	0,04	104,0	551,0
221	8/AGO	336,24	118,12	0,15	0,16	90,0	570,0
222	9/AGO	342,67	97,10	0,10	0,16	139,0	516,0
223	10/AGO	309,44	123,83	0,20	0,01	101,0	498,0
224	11/AGO	348,88	79,55	0,11	0,16	215,0	558,0
225	12/AGO	368,46	96,67	0,17	0,07	183,0	581,0
226	13/AGO	362,33	84,31	0,11	0,16	203,0	552,0
227	14/AGO	384,43	157,93	0,19	0,03	91,0	891,0
228	15/AGO	383,04	126,12	0,20	0,02	102,0	556,0
229	16/AGO	367,68	109,35	0,11	0,16	139,0	533,0
230	17/AGO	369,88	122,11	0,16	0,10	114,0	639,0
231	18/AGO	365,08	102,59	0,14	0,16	170,0	591,0
232	19/AGO	337,71	114,37	0,16	0,13	104,0	548,0
233	20/AGO	359,16	128,49	0,17	0,05	111,0	627,0
234	21/AGO	387,963	117,59	0,14	0,16	132,0	618,0
235	22/AGO	359,56	115,64	0,15	0,16	144,0	616,0
236	23/AGO	342,52	131,01	0,17	0,08	99,0	534,0
237	24/AGO	380,17	127,34	0,11	0,16	122,0	570,0
238	25/AGO	371,44	111,71	0,15	0,12	119,0	553,0
239	26/AGO	394,96	89,28	0,12	0,16	182,0	654,0
240	27/AGO	380,83	148,51	0,21	0,01	102,0	886,0
241	28/AGO	377,17	91,95	0,20	0,03	164,0	612,0
242	29/AGO	362,28	105,85	0,12	0,16	142,0	615,0
243	30/AGO	392,20	101,04	0,19	0,03	97,0	601,0
244	31/AGO	344,40	128,40	0,12	0,16	125,0	593,0

Tabela 23. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Setembro

J	dia	μ	σ	KS	p	Mín	Máx
245	1/SET	362,58	117,15	0,11	0,16	161,0	608,0
246	2/SET	375,33	111,99	0,15	0,16	111,0	577,0
247	3/SET	351,88	140,14	0,14	0,16	90,0	598,0
248	4/SET	394,25	97,43	0,14	0,16	260,0	600,0
249	5/SET	339,82	160,97	0,14	0,16	94,0	628,0
250	6/SET	373,92	88,62	0,19	0,04	208,0	521,0
251	7/SET	376,60	146,67	0,14	0,16	122,0	716,0
252	8/SET	352,68	153,90	0,12	0,16	114,0	688,0
253	9/SET	421,00	147,30	0,14	0,16	171,0	684,0
254	10/SET	433,27	140,77	0,14	0,16	108,0	654,0
255	11/SET	415,43	150,60	0,17	0,09	104,0	680,0
256	12/SET	395,17	144,83	0,09	0,16	97,0	622,0
257	13/SET	403,09	129,66	0,11	0,16	142,0	615,0
258	14/SET	343,88	162,22	0,11	0,16	90,0	664,0
259	15/SET	334,91	142,73	0,16	0,14	93,0	556,0
260	16/SET	386,36	118,93	0,13	0,16	122,0	585,0
261	17/SET	413,42	142,30	0,17	0,06	104,0	665,0
262	18/SET	439,23	98,87	0,16	0,16	267,0	597,0
263	19/SET	422,73	94,85	0,17	0,11	265,0	575,0
264	20/SET	394,08	136,34	0,21	0,01	93,0	666,0
265	21/SET	372,21	155,02	0,15	0,16	98,0	620,0
266	22/SET	398,92	131,59	0,12	0,16	159,0	690,0
267	23/SET	401,96	161,13	0,19	0,02	92,0	711,0
268	24/SET	404,44	120,89	0,08	0,16	196,0	645,0
269	25/SET	379,25	167,88	0,12	0,16	106,0	681,0
270	26/SET	419,20	147,81	0,10	0,16	145,0	684,0
271	27/SET	399,84	163,63	0,12	0,16	104,0	753,0
272	28/SET	423,29	164,05	0,16	0,10	110,0	693,0
273	29/SET	382,52	180,41	0,08	0,16	105,0	774,0
274	30/SET	430,35	153,26	0,11	0,16	144,0	797,0

Tabela 24. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Outubro

J	dia	μ	σ	KS	p	Mín	Máx
275	1/OUT	423,04	162,53	0,15	0,16	135,0	697,0
276	2/OUT	401,08	124,14	0,12	0,16	148,0	582,0
277	3/OUT	430,20	127,54	0,14	0,16	166,0	621,0
278	4/OUT	463,60	121,30	0,18	0,05	137,0	714,0
279	5/OUT	430,92	105,61	0,16	0,14	231,0	586,0
280	6/OUT	395,58	111,38	0,16	0,12	172,0	582,0
281	7/OUT	415,20	131,28	0,18	0,05	140,0	583,0
282	8/OUT	420,78	148,41	0,10	0,16	113,0	668,0
283	9/OUT	430,76	143,80	0,09	0,16	150,0	720,0
284	10/OUT	428,64	151,82	0,13	0,16	105,0	658,0
285	11/OUT	453,22	118,39	0,16	0,10	200,0	636,0
286	12/OUT	450,40	144,91	0,19	0,03	129,0	681,0
287	13/OUT	425,79	129,03	0,13	0,16	177,0	664,0
288	14/OUT	457,25	135,58	0,16	0,10	204,0	833,0
289	15/OUT	438,40	144,17	0,18	0,04	95,0	814,0
290	16/OUT	417,64	171,16	0,22	0,01	117,0	754,0
291	17/OUT	441,21	151,21	0,10	0,16	133,0	793,0
292	18/OUT	439,28	119,44	0,07	0,16	146,0	653,0
293	19/OUT	430,65	126,65	0,17	0,08	141,0	773,0
294	20/OUT	420,44	173,19	0,11	0,16	93,0	703,0
295	21/OUT	454,84	141,54	0,13	0,16	209,0	696,0
296	22/OUT	492,88	129,72	0,17	0,08	174,0	675,0
297	23/OUT	503,40	152,38	0,17	0,06	109,0	670,0
298	24/OUT	480,72	145,16	0,10	0,16	145,0	703,0
299	25/OUT	452,08	151,65	0,08	0,16	115,0	711,0
300	26/OUT	421,04	183,12	0,14	0,16	152,0	726,0
301	27/OUT	439,72	159,56	0,09	0,16	156,0	845,0
302	28/OUT	465,80	137,80	0,12	0,16	135,0	817,0
303	29/OUT	481,00	128,39	0,11	0,16	230,0	771,0
304	30/OUT	441,32	142,51	0,13	0,16	125,0	695,0
305	31/OUT	441,88	149,30	0,09	0,16	122,0	807,0

Tabela 25. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Novembro

J	dia	μ	σ	KS	P	Mín	Máx
306	1/NOV	495,64	124,20	0,14	0,16	225,0	647,0
307	2/NOV	488,96	133,94	0,11	0,16	213,0	671,0
308	3/NOV	440,08	155,36	0,14	0,16	194,0	716,0
309	4/NOV	419,80	157,88	0,11	0,16	147,0	733,0
310	5/NOV	441,64	175,66	0,16	0,11	96,0	699,0
311	6/NOV	488,76	163,55	0,07	0,16	218,0	870,0
312	7/NOV	493,04	150,03	0,14	0,16	161,0	806,0
313	8/NOV	518,96	144,20	0,11	0,16	236,0	818,0
314	9/NOV	468,80	177,75	0,18	0,04	102,0	718,0
315	10/NOV	453,38	157,46	0,14	0,16	134,0	697,0
316	11/NOV	407,60	141,54	0,16	0,11	135,0	638,0
317	12/NOV	420,76	155,35	0,19	0,03	123,0	665,0
318	13/NOV	426,08	144,15	0,12	0,16	184,0	683,0
319	14/NOV	441,76	172,08	0,16	0,10	106,0	711,0
320	15/NOV	472,16	150,96	0,16	0,10	157,0	689,0
321	16/NOV	491,71	139,28	0,12	0,16	106,0	824,0
322	17/NOV	521,12	132,29	0,11	0,16	221,0	819,0
323	18/NOV	468,24	159,23	0,14	0,16	112,0	794,0
324	19/NOV	462,72	152,31	0,16	0,09	149,0	698,0
325	20/NOV	490,72	141,25	0,15	0,16	167,0	675,0
326	21/NOV	495,72	119,66	0,20	0,02	245,0	662,0
327	22/NOV	489,04	120,78	0,10	0,16	236,0	779,0
328	23/NOV	489,92	120,49	0,13	0,16	246,0	736,0
329	24/NOV	478,68	129,73	0,10	0,16	204,0	740,0
330	25/NOV	465,52	163,32	0,13	0,16	110,0	764,0
331	26/NOV	456,88	167,85	0,16	0,10	118,0	837,0
332	27/NOV	466,36	165,07	0,09	0,16	154,0	808,0
333	28/NOV	523,84	130,55	0,16	0,10	202,0	700,0
334	29/NOV	541,54	100,14	0,10	0,16	300,0	713,0
335	30/NOV	478,72	146,70	0,19	0,04	197,0	776,0

Tabela 26. Valores das estimativas dos parâmetros média (μ) e desvio padrão (σ); teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov: valor da estatística teste (KS) e valor p (p) referentes à análise estatística para a série histórica de radiação solar ($\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$) diária em Piracicaba (SP). Tipo de distribuição de densidade de probabilidade: normal. Série histórica: 24 anos. Mês: Dezembro

J	dia	μ	σ	KS	p	Mín	Máx
336	1/DEZ	459,08	170,92	0,19	0,02	126,0	719,0
337	2/DEZ	460,20	138,37	0,18	0,04	263,0	721,0
338	3/DEZ	481,52	113,76	0,07	0,16	266,0	716,0
339	4/DEZ	462,20	134,16	0,11	0,16	207,0	729,0
340	5/DEZ	502,50	131,75	0,09	0,16	269,0	805,0
341	6/DEZ	448,00	101,91	0,07	0,16	249,0	672,0
342	7/DEZ	456,17	144,34	0,14	0,16	160,0	748,0
343	8/DEZ	443,56	135,87	0,09	0,16	219,0	720,0
344	9/DEZ	444,00	151,695	0,11	0,16	101,0	734,0
345	10/DEZ	442,76	125,43	0,15	0,16	240,0	725,0
346	11/DEZ	383,56	143,85	0,14	0,16	181,0	757,0
347	12/DEZ	415,72	116,12	0,14	0,16	135,0	662,0
348	13/DEZ	411,00	165,55	0,09	0,16	107,0	714,0
349	14/DEZ	409,84	137,48	0,11	0,16	157,0	662,0
350	15/DEZ	447,32	122,68	0,12	0,16	221,0	663,0
351	16/DEZ	462,29	104,27	0,12	0,16	205,0	704,0
352	17/DEZ	434,00	171,22	0,11	0,16	128,0	719,0
353	18/DEZ	449,08	162,04	0,13	0,16	161,0	732,0
354	19/DEZ	483,52	145,39	0,14	0,16	160,0	705,0
355	20/DEZ	497,56	138,74	0,15	0,13	255,0	721,0
356	21/DEZ	490,76	122,89	0,14	0,16	165,0	696,0
357	22/DEZ	466,54	133,55	0,12	0,16	242,0	654,0
358	23/DEZ	457,60	129,93	0,11	0,16	195,0	688,0
359	24/DEZ	442,22	134,71	0,14	0,16	202,0	644,0
360	25/DEZ	456,35	168,43	0,14	0,16	125,0	882,0
361	26/DEZ	456,08	137,48	0,08	0,16	214,0	752,0
362	27/DEZ	437,08	133,55	0,14	0,16	159,0	641,0
363	28/DEZ	440,76	148,97	0,12	0,16	164,0	682,0
364	29/DEZ	425,56	160,47	0,09	0,16	177,0	718,0
365	30/DEZ	458,71	145,97	0,08	0,16	161,0	711,0
366	31/DEZ	493,50	128,25	0,11	0,16	171,0	685,0

4.5 Correlação entre temperatura e radiação solar

Na Tabela 27, estão descritas as análises de correlação temporal realizadas conforme procedimento encontrado em Shumway & Stoffer (2000), entre os valores de temperatura média diária e radiação solar global diária, indicando que existe correlação significativa entre os valores de temperatura nos dias 1 e 15 de novembro e 1 de dezembro, só que com lag (distância) 5, 2 e 2, respectivamente. Este fato mostra que, sendo assim como não existe correlação com lag 0, pode-se considerar esses resultados sem importância, para esse trabalho no que se refere ao uso em simulação. Para radiação solar global diária observa-se que foi comprovada correlação significativa, nos dias 1 de abril, 15 de maio, 15 de julho e 15 de dezembro todas com lag 1. Por outro lado na análise de cros correlação entre os valores de temperatura e radiação solar, nota-se que existe correlação significativa com lag 0 nos dias 1 e 15 de fevereiro, 15 de julho, 15 de setembro, 1 de outubro e 1 de dezembro, já nos dias 15 de março e 1 de maio com lag 1 e finalmente no dia 1 de setembro apenas com lag 5, justificando assim o emprego dos seis casos estudados de simulação onde os valores de temperatura variam e os de radiação solar global permanecem constante e vice-versa.

Tabela 27. Análise de autocorrelação e croscorrelação (até LAG =5), para as séries históricas (1978 a 2002), das variáveis climatológicas temperatura média diária (T , $^{\circ}\text{C}$) e radiação solar global diária (R_s , $\text{cal.cm}^{-2}.\text{dia}^{-1}$), em vinte e quatro datas de semeadura em Piracicaba (SP), 2003

Data de semeadura	Autocorrelação para temperatura (T)	Autocorrelação para radiação solar (R_s)	Croscorrelação ($T \times R_s$)
1 de janeiro	ns ¹	ns	ns
15 de janeiro	ns	ns	ns
1 de fevereiro	ns	ns	LAG 0
15 de fevereiro	ns	ns	LAG 0
1 de março	ns	ns	LAG 0
15 de março	ns	ns	LAG 1
1 de abril	ns	LAG 1	LAG 3
15 de abril	ns	ns	LAG 4
1 de maio	ns	ns	LAG 1
15 de maio	ns	LAG 1	ns
1 de junho	ns	ns	ns
15 de junho	ns	ns	ns
1 de julho	ns	ns	ns
15 de julho	ns	LAG 1	LAG 0
1 de agosto	ns	ns	ns
15 de agosto	ns	ns	ns
1 de setembro	ns	ns	LAG 5
15 de setembro	ns	ns	LAG 0
1 de outubro	ns	ns	LAG 0
15 de outubro	ns	ns	ns
1 de novembro	LAG 5	ns	ns
15 de novembro	LAG 2	ns	ns
1 de dezembro	LAG 2	ns	LAG 0
15 de dezembro	ns	LAG 1	ns

¹ ns: não significativa

4.6 Índices de desempenho estatístico e análise de comparação entre os valores observados e simulados de temperatura e radiação solar global

Os valores médios diários de temperatura e de radiação solar alcançaram valores superiores aos da série histórica, ainda que desviassem desta numa pequena porcentagem, verificou-se que estiveram razoavelmente próximos dos da série histórica.

Nas Tabelas 28, 29, 30, 31, 32 e 33 pela análise dos valores dos índices de desempenho, se pode apreciar o grau de representatividade do modelo.

Nas Figuras 9, 10, 11, 12, 13 e 14 mostram o desempenho das variáveis simuladas com respeito à série histórica, através de diagramas de dispersão.

Os resultados apresentados a seguir mostram que as simulações imitam razoavelmente a realidade, com raras exceções. Segundo Genneville & Boock (1983) este comportamento é, em parte, próprio de modelos baseados em probabilidades.

4.6.1 Distribuição normal truncada simétrica

Para cada período estudado, nos casos 1 e 2 (Tabela 28 e 29), os valores médios simulados aproximaram-se bastante dos observados, evidenciando que o processo de simulação proporcionou estimativas com excelentes precisão e exatidão dos valores de temperatura média diária e radiação solar global, fato este comprovado pelos bons resultados da análise de correlação (r) e índice de concordância de Willmott (Id) verificados para todas as datas estudadas, haja visto os valores obtidos para r e Id , todos acima de 0,90, tabela(28). Resultados semelhantes foram obtidos por Andrade Júnior et al. (2001).

Conforme o critério de interpretação do desempenho pelo índice “ c ”, proposto por Camargo & Sentelhas (1997), todos os períodos avaliados nos casos 1 e 2, foram enquadrados na categoria de desempenho estatístico “ótimo” ($c > 0,85$), resultados semelhantes foram obtidos por Andrade Júnior et al.(2001).

Ainda nas datas de semeadura dos casos 1 e 2 (Tabela 28 e 29), verifica-se através da análise de regressão linear simples entre os valores simulados em função dos valores observados na qual fixa-se o coeficiente linear (a) como sendo igual a zero, que fica comprovado a linearidade entre as médias diárias dos dados simulados e históricos dos períodos estudados, pois ao se interpretar os resultados dessa análise, conclui-se que através do teste f da análise de variância da regressão, que há alta significância estatística para todas as estimativas dos coeficiente de regressão linear, o que reforça a hipótese de eficiência do processo de simulação.

Tabela 28. Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de temperatura média diária (°C), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 1, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear (a=0), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (Fc), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade

Ds	Dc	r	Id	C	B	Fc
1 De Janeiro	123	0,99	0,99	0,99	1,00	73156,80
15 De Janeiro	131	0,99	0,99	0,99	1,00	136081,00
1 De Fevereiro	146	0,99	0,99	0,99	1,00	299208,50
15 De Fevereiro	160	0,99	0,99	0,99	0,99	361625,30
1 De Março	170	0,99	0,99	0,99	1,00	276484,50
15 De Março	177	0,99	0,99	0,99	0,99	152811,00
1 De Abril	182	0,99	0,99	0,99	1,00	92638,85
15 De Abril	183	0,99	0,99	0,99	1,00	89890,66
1 De Maio	181	0,99	0,99	0,99	0,99	96215,38
15 De Maio	178	0,99	0,99	0,99	1,00	123684,20
1 De Junho	172	0,99	0,99	0,99	1,00	178163,90
15 De Junho	166	0,99	0,99	0,99	1,00	164672,50
1 De Julho	159	0,99	0,99	0,99	1,00	146486,30
15 De Julho	152	0,99	0,99	0,99	0,99	103852,70
1 De Agosto	144	0,99	0,99	0,99	0,99	102136,70
15 De Agosto	139	0,99	0,99	0,99	1,00	67438,86
1 De Setembro	133	0,99	0,99	0,99	1,00	47662,81
15 De Setembro	129	0,99	0,99	0,99	1,00	42615,66
1 De Outubro	125	0,99	0,99	0,99	1,00	29634,14
15 De Outubro	123	0,99	0,99	0,99	1,00	21195,15
1 De Novembro	120	0,99	0,99	0,99	0,99	17331,52
15 De Novembro	119	0,99	0,99	0,99	0,99	9047,97
1 De Dezembro	118	0,99	0,99	0,98	0,99	6029,77
15 De Dezembro	119	0,99	0,99	0,99	1,00	16388,37

Tabela 29. Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 2, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (Fc), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade

Ds	Dc	r	Id	C	b	Fc
1 De Janeiro	123	0,99	0,99	0,99	1,00	14515,13
15 De Janeiro	131	0,99	0,99	0,99	0,99	27682,68
1 De Fevereiro	146	0,99	0,99	0,99	1,00	58892,36
15 De Fevereiro	160	0,99	0,99	0,99	0,99	61245,42
1 De Março	170	0,99	0,99	0,99	1,00	56447,11
15 De Março	177	0,99	0,99	0,99	1,00	36359,80
1 De Abril	182	0,99	0,99	0,99	1,00	40880,89
15 De Abril	183	0,99	0,99	0,99	0,99	49301,77
1 De Maio	181	0,99	0,99	0,99	1,00	60715,32
15 De Maio	178	0,99	0,99	0,99	1,00	96894,25
1 De Junho	172	0,99	0,99	0,99	1,00	56964,33
15 De Junho	166	0,99	0,99	0,99	1,00	59039,25
1 De Julho	159	0,99	0,99	0,99	0,99	45159,44
15 De Julho	152	0,99	0,99	0,99	0,99	46435,25
1 De Agosto	144	0,99	0,99	0,99	0,99	21336,48
15 De Agosto	139	0,99	0,99	0,99	0,99	19328,82
1 De Setembro	133	0,99	0,99	0,99	0,99	16966,65
15 De Setembro	129	0,99	0,99	0,99	0,99	11458,80
1 De Outubro	125	0,99	0,99	0,98	0,99	7032,23
15 De Outubro	123	0,99	0,99	0,98	0,99	7733,47
1 De Novembro	120	0,98	0,98	0,98	0,99	4953,18
15 De Novembro	119	0,99	0,99	0,98	1,00	8525,59
1 De Dezembro	118	0,99	0,99	0,98	1,00	6926,52
15 De Dezembro	119	0,99	0,99	0,98	0,99	7978,87

4.6.2 Distribuição triangular simétrica

Nas Tabelas 30 e 31, estão os dados do desempenho estatístico nos períodos estudados para os casos 3 e 4. Nesses casos observa-se através dos resultados que o

processo de simulação apresentou resultados bastante variáveis, o que se deve provavelmente a uma maior heterogeneidade dos dados, além de que, pode ainda ser observado através dos valores dos coeficientes de correlação linear (r), e do índice de Willmott (Id), ter havido razoável precisão e exatidão, pois os valores do r e do Id tiveram uma amplitude de variação cuja magnitude para o caso 3, variou desde 0,59 a 0,97 para o r , e para o Id de 0,47 a 0,94, sendo que para o caso 4 o r toma valores desde 0,43 a 0,91, e o Id de 0,66 a 0,94, indicando baixa e elevada precisão e exatidão, respectivamente. Quanto aos valores do índice de desempenho de Camargo (c), esses variaram no caso 3 desde 0,28 (desempenho péssimo) até 0,93 (desempenho ótimo), e no caso 4, 0,29 (desempenho péssimo), até 0,87 (desempenho ótimo). O processo apresentou desempenho melhor nas datas de semeadura até setembro (caso 3), e até agosto (caso 4). Isso se deve provavelmente a uma maior homogeneidade dos dados nesses períodos.

Tabela 30. Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de temperatura média diária (°C), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 3, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (Fc), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade

Ds	Dc	r	Id	C	B	Fc
1 De Janeiro	123	0,94	0,88	0,83	0,96	366,70
15 De Janeiro	131	0,96	0,93	0,90	0,96	628,43
1 De Fevereiro	146	0,97	0,95	0,93	0,96	941,97
15 De Fevereiro	160	0,97	0,95	0,93	0,95	1025,35
1 De Março	170	0,96	0,94	0,90	0,95	830,43
15 De Março	177	0,94	0,91	0,86	0,95	657,04
1 De Abril	182	0,91	0,87	0,79	0,95	492,85
15 De Abril	183	0,90	0,86	0,78	0,94	501,29
1 De Maio	181	0,92	0,89	0,83	0,94	604,36
15 De Maio	178	0,93	0,91	0,86	0,95	738,80
1 De Junho	172	0,95	0,93	0,89	0,96	884,38
15 De Junho	166	0,95	0,94	0,90	0,96	943,00
1 De Julho	159	0,95	0,94	0,90	0,96	970,64
15 De Julho	152	0,94	0,94	0,89	0,96	860,79
1 De Agosto	144	0,92	0,92	0,85	0,96	612,38
15 De Agosto	139	0,90	0,90	0,81	0,97	487,74
1 De Setembro	133	0,86	0,88	0,76	0,97	360,44
15 De Setembro	129	0,81	0,84	0,68	0,97	274,62
1 De Outubro	125	0,72	0,75	0,54	0,97	174,03
15 De Outubro	123	0,66	0,69	0,46	0,97	156,98
1 De Novembro	120	0,65	0,63	0,41	0,97	155,07
15 De Novembro	119	0,59	0,54	0,32	0,96	143,27
1 De Dezembro	118	0,59	0,47	0,28	0,96	138,03
15 De Dezembro	119	0,74	0,64	0,48	0,96	164,87

Tabela 31. Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 4, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (Fc), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade

Ds	Dc	r	Id	C	b	Fc
1 De Janeiro	123	0,78	0,86	0,67	0,99	313,13
15 De Janeiro	131	0,84	0,91	0,77	0,99	454,15
1 De Fevereiro	146	0,90	0,94	0,86	0,99	824,15
15 De Fevereiro	160	0,91	0,94	0,86	0,99	925,07
1 De Março	170	0,86	0,92	0,79	0,98	662,14
15 De Março	177	0,83	0,90	0,75	0,99	592,10
1 De Abril	182	0,84	0,90	0,76	0,98	617,27
15 De Abril	183	0,86	0,92	0,79	0,98	691,62
1 De Maio	181	0,87	0,93	0,81	0,98	726,07
15 De Maio	178	0,88	0,93	0,83	0,98	815,97
1 De Junho	172	0,90	0,94	0,85	0,98	885,03
15 De Junho	166	0,90	0,94	0,85	0,97	821,69
1 De Julho	159	0,88	0,93	0,82	0,98	660,18
15 De Julho	152	0,84	0,91	0,77	0,98	491,71
1 De Agosto	144	0,77	0,87	0,68	0,98	329,84
15 De Agosto	139	0,73	0,84	0,61	0,98	268,42
1 De Setembro	133	0,70	0,82	0,57	0,98	229,74
15 De Setembro	129	0,63	0,78	0,50	0,98	195,79
1 De Outubro	125	0,50	0,69	0,35	0,98	149,40
15 De Outubro	123	0,43	0,66	0,29	0,98	127,32
1 De Novembro	120	0,50	0,70	0,35	0,99	139,41
15 De Novembro	119	0,57	0,75	0,43	0,99	162,51
1 De Dezembro	118	0,61	0,76	0,46	1,00	182,09
15 De Dezembro	119	0,67	0,78	0,53	0,99	215,26

4.6.3 Distribuição triangular assimétrica

Os resultados contidos nas Tabelas 32 e 33 mostram também índices de precisão e exatidão (r e Id) variáveis para os casos 5 e 6, mas considerados bons até o mês de

outubro, para o caso 5, e até agosto para o caso 6, pois os valores de r e Id além desse período, mostram resultados com baixa precisão e exatidão. Já para o índice de desempenho de Camargo (c), os valores que traduzem o bom ou ótimo desempenho do processo de simulação mostram para o caso 5 que até outubro isto pode ser verificado, no entanto para o caso 6, o melhor desempenho é apenas até setembro. Pode-se notar ainda, nas Tabelas mencionadas que ocorreu variação nos valores da duração do ciclo da cultura do milho em dias, verificando-se que no desenvolvimento desta cultura a duração do ciclo em dias tem demonstrado inconsistência. Isto se deve ao fato de que segundo Gadioli, 1999, a duração de sub períodos e ciclos da planta estão associados à variação das condições ambientais e não ao número de dias dos meses. De forma generalizada, segundo esse autor a temperatura apresenta-se como o elemento climático mais importante para predizer os eventos fenológicos da cultura.

Em todos os casos foram feitas análises de comparação, entre os valores médios históricos (observados) e os simulados de temperatura, para as datas de semeadura 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro referentes aos casos 1 (Figura 9), 2 (Figura 10), 3 (Figura 11), 4 (Figura 12), 5 (Figura 13) e 6 (Figura 14), através de diagramas de dispersão. Observa-se nos casos 1, 2 e 3, que a dispersão dos pares de valores é baixa, conforme mostra a nuvem de pontos dos gráficos, os quais estão representando valores médios diários, isso comprova a existência da tendência linear entre os valores comparados. Os coeficientes de determinação, bem como o teste F anteriormente citados, indicam que os dados simulados representam satisfatoriamente os dados históricos. Por outro lado, nos casos 4, 5 e 6, percebe-se uma maior dispersão dos valores, mais notadamente nos casos 4 e 6. Isso demonstra para os períodos estudados que o emprego da distribuição normal truncada no processo de simulação deve ser recomendável nos casos 1 e 2 onde variam tanto a temperatura média como a radiação solar diárias, já no caso 3 a triangular simétrica isto é variando apenas a temperatura média diária e permanecendo fixa a radiação solar. A maior variabilidade dos dados 4 e 6 deve-se provavelmente ao fato de que nesses casos 6 ao adotar-se um modelo triangular simétrico e triangular assimétrico de distribuição de probabilidade respectivamente, onde apenas a radiação solar global diária varia, pode-se assim está

subestimando ou superestimando os valores dessa variável. Além disso, tais modelos são diferentes do modelo normal, além do fato da variação apenas da radiação solar, ter provocado maior dispersão dos dados.

Tabela 32. Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de temperatura média diária (°C), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 5, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (Fc), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade

Ds	Dc	r	Id	C	b	Fc
1 De Janeiro	123	0,94	0,93	0,88	0,98	606,6
15 De Janeiro	131	0,96	0,96	0,93	0,98	1189,48
1 De Fevereiro	146	0,96	0,97	0,94	0,97	1639,52
15 De Fevereiro	160	0,97	0,97	0,94	0,97	1867,55
1 De Março	170	0,96	0,97	0,93	0,97	1571,65
15 De Março	177	0,94	0,95	0,90	0,97	1202,76
1 De Abril	182	0,91	0,93	0,85	0,97	860,63
15 De Abril	183	0,90	0,93	0,84	0,98	854,12
1 De Maio	181	0,92	0,94	0,87	0,98	1057,56
15 De Maio	178	0,94	0,95	0,90	0,99	1273,60
1 De Junho	172	0,95	0,96	0,92	0,99	1613,31
15 De Junho	166	0,95	0,97	0,93	0,99	1700,00
1 De Julho	159	0,95	0,97	0,93	0,99	1704,86
15 De Julho	152	0,94	0,96	0,91	0,99	1407,37
1 De Agosto	144	0,92	0,95	0,88	0,99	937,94
15 De Agosto	139	0,89	0,94	0,84	0,99	686,56
1 De Setembro	133	0,84	0,91	0,77	0,99	437,65
15 De Setembro	129	0,79	0,88	0,70	0,99	312,60
1 De Outubro	125	0,65	0,79	0,51	0,99	153,82
15 De Outubro	123	0,61	0,76	0,46	0,99	153,12
1 De Novembro	120	0,60	0,72	0,43	0,98	164,37
15 De Novembro	119	0,56	0,65	0,36	0,98	155,40
1 De Dezembro	118	0,59	0,59	0,35	0,98	155,80
15 De Dezembro	119	0,73	0,76	0,55	0,98	200,89

Tabela 33. Resultados da avaliação do desempenho estatístico, de 1000 simulações de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), em vinte e quatro datas de semeadura (Ds), para o caso 6, mostrando os índices de desempenho estatístico: coeficiente de correlação de pearson (r), para um coeficiente crítico de correlação de Pearson ($r_c = 0,19$), índice de concordância de Willmott (Id) e o índice de desempenho de camargo (c), além dos coeficientes linear ($a=0$), e de regressão simples (b), duração do ciclo da cultura (Dc) e valores calculado de F (Fc), para um valor tabelado de F ($F_c = 3,92$) a 5% de probabilidade

Ds	Dc	r	Id	C	b	Fc
1 De Janeiro	123	0,72	0,83	0,60	1,00	260,03
15 De Janeiro	131	0,85	0,91	0,77	1,00	468,95
1 De Fevereiro	146	0,90	0,94	0,85	1,00	807,84
15 De Fevereiro	160	0,91	0,94	0,86	1,00	929,54
1 De Março	170	0,86	0,92	0,80	1,00	682,70
15 De Março	177	0,84	0,90	0,76	1,00	605,28
1 De Abril	182	0,84	0,91	0,77	1,00	643,08
15 De Abril	183	0,86	0,92	0,80	1,00	726,65
1 De Maio	181	0,87	0,93	0,81	1,00	767,35
15 De Maio	178	0,89	0,94	0,84	1,00	878,34
1 De Junho	172	0,90	0,94	0,85	0,99	933,73
15 De Junho	166	0,89	0,94	0,85	0,99	862,41
1 De Julho	159	0,88	0,93	0,82	0,99	701,16
15 De Julho	152	0,84	0,91	0,77	1,00	519,73
1 De Agosto	144	0,78	0,88	0,69	1,00	355,63
15 De Agosto	139	0,72	0,84	0,60	1,00	266,07
1 De Setembro	133	0,66	0,80	0,53	0,99	217,24
15 De Setembro	129	0,61	0,76	0,46	0,99	192,24
1 De Outubro	125	0,49	0,68	0,33	0,99	152,93
15 De Outubro	123	0,43	0,65	0,28	0,99	134,97
1 De Novembro	120	0,48	0,67	0,33	1,00	143,54
15 De Novembro	119	0,56	0,72	0,41	1,00	165,23
1 De Dezembro	118	0,57	0,72	0,41	1,00	172,41
15 De Dezembro	119	0,63	0,75	0,48	0,99	198,59

Figura 9 - Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de temperatura média diária (°C), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 1, em Piracicaba (SP), 2003

Figura 10- Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 2, em Piracicaba (SP), 2003

Figura 11 - Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 3, em Piracicaba (SP), 2003

Figura 12 - Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 4, em Piracicaba (SP), 2003

Figura 13 - Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de temperatura média diária ($^{\circ}\text{C}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 5, em Piracicaba (SP), 2003

Figura 14 - Diagramas de dispersão referentes ao estudo da regressão linear simples, dos valores simulados em função dos valores observados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 6, em Piracicaba (SP), 2003

Nas Figuras 15 e 16, estão representados os histogramas e polígonos de frequências, obtidos do agrupamento de 1000 valores simulados de temperatura média diária (caso 1) e de radiação solar global (caso 2) respectivamente, baseados numa distribuição normal truncada, nos dias quinze de janeiro, quinze de fevereiro, quinze de agosto, quinze de outubro, quinze de novembro e quinze de dezembro, mostrando a eficiência do processo de simulação, isto é comprovando que o formato das distribuições simuladas de temperatura e da radiação solar, em alguns dias tomam a forma da distribuição normal com uma simetria mais acentuada, e em outros aproximadamente normal. Sendo assim, observou-se grau de ajuste melhor dos dados nos dias quinze de agosto e quinze de outubro e quinze de dezembro para o caso 1, ao passo que no caso 2 todos os dias apresentaram um grau de simetria mais acentuada, excetuando-se o dia quinze de dezembro, no entanto é importante salientar que esses pequenos desvios na normalidade dos dados é aceitável para os propósitos do presente trabalho, sem prejuízos para as possíveis inferências que possam ser obtidas dos resultados.

Nas Figuras 17 (caso 3) e 18 (caso 4), os histogramas e polígonos de frequências, representam graficamente o comportamento da variabilidade dos dados simulados de temperatura média diária e de radiação global diária, respectivamente, segundo uma distribuição triangular simétrica, nos dias quinze de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro. Nota-se nessas situações que o procedimento de simulação também foi bastante eficiente, pois verifica-se através dos histogramas e polígonos a semelhança destes com o formato da distribuição triangular, fato este comprovado anteriormente através dos bons resultados da análise de correlação(r), e índice de concordância de Willmott(Id).

Figura 15 - Histogramas e polígonos de freqüências referentes aos valores simulados de temperatura média diária (°C), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 1, em Piracicaba (SP), 2003

Figura 16 - Histogramas e polígonos de frequências referentes aos valores simulados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 2, em Piracicaba (SP), 2003

Figura 17 – Histogramas e polígonos de freqüências referentes aos valores simulados de temperatura média diária (°C), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 3, em Piracicaba (SP), 2003

Figura 18 – Histogramas e polígonos de freqüências referentes aos valores simulados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 4, em Piracicaba (SP), 2003

Nas Figuras 19 (caso 5) e 20 (caso 6), os histogramas e polígonos de freqüências, representam graficamente o comportamento da variabilidade dos dados simulados de temperatura média diária e de radiação global diária, respectivamente, segundo uma

distribuição triangular assimétrica, nos dias quinze de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro.

Figura 19 – Histogramas e polígonos de freqüências referentes aos valores simulados de temperatura média diária (°C), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 5, em Piracicaba (SP), 2003

Nota-se nesses casos (Figuras 19 e 20) uma forte assimetria, o que já era esperado, no entanto verifica-se que o procedimento de simulação, foi mais eficiente, nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, e 15 de agosto, para os casos 5 e 6. Conforme mostram os histogramas e polígonos, há uma forte semelhança destes com o formato da distribuição triangular assimétrica, fato este comprovado anteriormente através dos bons

resultados da análise de correlação (r), e índice de concordância de Willmott (Id) no período citado anteriormente.

Figura 20 – Histogramas e polígonos de freqüências referentes aos valores simulados de radiação solar global diária ($\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$), para as datas de semeadura nos dias 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 6, em Piracicaba (SP), 2003

4.7 Produtividade de grãos

O conceito geral de produção de milho é que as matérias-primas e a luz solar (energia) combinam-se com o maquinário interno do híbrido que está sendo cultivado para produzir matéria seca. Isto significa que o crescimento e a produtividade de uma

planta de milho são funções do potencial genético da planta para reagir às condições ambientais sob as quais ela está crescendo.

Nas condições em que a cultura do milho é explorada no Brasil, o ciclo das diversos genótipos varia entre 110 e 180 dias (período compreendido entre a semeadura e a colheita). Para uma mesma cultivar, a duração das fases fenológicas varia bastante entre regiões, anos e datas de semeadura, em razão das frequentes mudanças das condições climáticas.

Sendo assim, a quantidade de grãos produzida pela planta de milho dependerá da taxa e do período de tempo de acúmulo de matéria seca, a qual constitui de diferentes combinações de carboidratos, proteínas, óleos e nutrientes minerais, e as diferenças em crescimento e na produtividade entre os híbridos são o resultado das diferenças na parte interna da planta.

Na Tabela 35, estão descritas as produtividades médias potenciais de milho ($\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$), para todas as datas de semeadura estudadas nos casos 1 e 2. Sendo assim, nota-se valores elevados no início do ano, diminuindo entre março e abril e novamente tomando valores maiores no final do ano, onde esses são máximos. Isto se deve provavelmente a combinação de valores adequados de temperatura e radiação solar, que proporcionaram as maiores produtividades. Esse fato pode ser visualizado graficamente na Figura 21, onde nota-se produtividades relativamente diferentes nos dois casos, sendo que as menores produtividades ocorreram para o caso 2, durante todo o ano, quando comparado com o caso 1.

Esse comportamento da produtividade pode ser explicado em parte ao fato de que todas as plantas requerem um fornecimento adequado de água, temperatura adequada (tanto a temperatura diurna quanto a noturna) e radiação solar abundante para permitir que elas otimizem o potencial de produtividade. Como já mencionado anteriormente, o milho produz melhor em temperaturas moderadas. A temperatura ideal durante o dia é de cerca de 27 °C. Ao contrário da crença popular, altas temperaturas noturnas não são benéficas para a produção do milho. De fato, as temperaturas variando entre 24 °C e 27 °C afetarão negativamente a produtividade. Além disso como a fotossíntese depende da energia proveniente do sol, as taxas de fotossíntese são baixas

quando há muitas nuvens. Vários dias nublados consecutivamente afetaram negativamente a produtividade.

É importante resaltar que essas produtividades elevadas são potenciais isto é, são aquelas que seriam obtidas quando além da cultura está totalmente adaptada as condições da região onde será efetuado a semeadura e de se realizar um levantamento do histórico da área a ser explorada, o produtor inicia o cultivo usando sementes de boa qualidade e de origem certificada e semeadura na época certa, com uso de solo ideal sob todos os aspectos edafológicos tais como: textura, estrutura, profundidade, drenagem, teor de sais, acidez (pH), teor de macronutrientes e micronutrientes (fertilidade) etc., em condições ótimas de suprimento hídrico, temperaturas ideais tanto noturna como diurna, altas intensidade de radiação solar, combate eficiente a plantas invasores, uso de genótipos geneticamente resistentes ao ataque de pragas e doenças, adubação adequada, práticas culturais recomendadas como eficiente para a cultura, como por exemplo rotação de culturas, plantio direto, boa topografia ou aplicação de técnicas de curvas de nível para minimizar possíveis problemas na topografia do terreno. Sendo assim, conforme os dados contidos na Tabela 34, nota-se que no Brasil valores elevados de produtividades já são obtidos em diversas regiões, isto se considerarmos que esses valores são muito acima da média nacional ou mesmo de Estados considerados como tendo altas produtividades, como São Paulo (Tabela 1). Sendo assim os valores elevados de produtividade encontrados nesse estudo são do ponto de vista técnico e biologicamente possíveis de serem alcançados pelo menos aproximadamente, em condições ambientais no Brasil.

No entanto, segundo Fancelli & Dourado Neto, 2003, apesar do elevado potencial produtivo, o milho apresenta acentuada sensibilidade a estresse de natureza biótica e abiótica, que aliada a sua baixa plasticidade foliar, acentuada interação ambiental, reduzida prolificidade e baixa capacidade de compensação efetiva, seu cultivo necessita ser rigorosamente planejado e criteriosamente manejado, objetivando a manifestação de sua capacidade produtiva.

Por outro lado, o rendimento de grãos de uma cultura pode ser definido como sendo o produto do rendimento biológico e índice de colheita (IC). O rendimento

biológico é comumente determinado pelo peso total da matéria seca da planta, perfazendo medida integrada dos efeitos combinados da fotossíntese e respiração, durante a fase de crescimento. A fotossíntese, por sua vez, é dependente da extensão da área foliar e da permanência das folhas em plena atividade (Fancelli & Dourado Neto, 2003). E portanto para se gerenciar um processo produtivo viável, esses fatores terão que ser levados em consideração isto é cujos conceitos devem ser do conhecimento do produtor.

Nos casos 3 e 4 (Tabela 36), o comportamento da variabilidade média da produtividade potencial de milho ocorre de forma semelhante aos casos 1 e 2, no que se refere a magnitude dos valores, e os valores obtidos no caso 4 sempre são maiores que no caso 3, no entanto nos meses de junho e julho, observa-se que as produtividades são muito próximas nos dois casos (Figura 22), o que pode ser devido ao fato de não ter havido efeito significativo nas variações na série de temperatura (caso 2), nem tampouco na série de radiação solar (caso 4), pois de acordo com Fancelli & Dourado Neto, 2003, o aumento da temperatura, principalmente noturna, além de incrementar o processo respiratório, contribui para a aceleração da acumulação de graus-dia, favorecendo o encurtamento do ciclo da cultura, reduzindo o aparato fotossintético e, conseqüentemente, a quantidade de radiação interceptada, bem como o efetivo potencial de produção.

Já nos casos 5 e 6 (Tabela 37), nota-se produtividades bem próximas (Figura 23), e apesar das produtividades serem elevadas no início do ano, e diminuindo nos meses de março e abril, e novamente tomarem valores máximos no final do ano, verifica-se que para o caso 5 as produtividades maiores ocorrem a partir do final do mês de maio, e a partir de setembro tomam valores menores que as do caso 6, e permanecem assim até o final do ano. Esses resultados podem ser corroborados com o fato de que a elevação da temperatura contribui para a redução da taxa fotossintética líquida em função do aumento da respiração (Dourado Neto, 1999), interferindo diretamente na produção.

Sendo assim, ainda conforme o mesmo autor, temperaturas elevadas prevalecente no período noturno (superior a 24 °C), promovem um consumo energético demasiado, em função do incremento da respiração celular, ocasionando menor saldo de

fotoassimilados com conseqüente queda no rendimento da cultura. Em contrapartida, de acordo com Villa Nova et al., 1972, a maioria dos materiais (híbridos ou variedades cultivadas) atuais não se desenvolvem em temperaturas inferiores a 10, a qual é considerada a temperatura basal para a espécie.

Temperaturas superiores a 30-34 °C, resultam na maior dificuldade de desenvolvimento de plantas de milho bem como na anulação da relação linear existente entre taxa de desenvolvimento e temperatura (Fancelli & Dourado Neto, 2003). Ainda conforme esses autores a temperatura também regula a emissão das folhas de milho, durante todo o seu ciclo vital. Ainda segundo Jones et al. (1985), as duas primeiras folhas demandam, aproximadamente, 20-30 graus-dia para o seu desdobramento, a partir do aparecimento do coleóptilo na superfície do solo. E conforme Fancelli & Dourado Neto (2003), híbridos de regiões mais quentes necessitam apresentar maior número de folhas.

Com o aumento da competitividade nos diversos setores da economia, o desenvolvimento de cinturões de produção de uma determinada cultura, em regiões mais favoráveis, onde ela possa mais facilmente expressar o seu potencial produtivo, é extremamente importante. Dentro deste enfoque, tem-se verificado que a cultura de milho na safra normal é muito mais produtiva quando plantada em locais com altitudes igual ou acima de 700 m (Coelho et al., 2003).

Sendo assim, dados dos ensaios nacionais de milho mostram que os experimentos instalados em locais com altitudes acima de 700 m produziram cerca de 18% a mais do aqueles instalados em locais com altitudes abaixo desse valor. Acredita-se que a menor temperatura noturna, associada a um aumento no ciclo das culturas, são fatores preponderantes para explicar essas diferenças no rendimento (Coelho et al., 2003).

Por outro lado segundo Assis & Mendez (1989), a radiação solar é praticamente a única fonte de energia para os processos fisiológicos e bioquímicos que ocorrem nos vegetais. Sendo assim, a produção de matéria seca de uma planta depende, em última instância, da eficiência com que as folhas convertem energia radiante em energia química através da fotossíntese. Com relação ao fotoperíodo, o milho é considerado

como planta neutra ou de dias curto (Reichardt, 1987.; Doorenbos & Kassam, 1994). Porém o desenvolvimento desta cultura, é segundo Fancelli & Dourado Neto (2000), bastante afetado pela quantidade de radiação solar, e as maiores produtividades são alcançadas em condições de valores elevados de radiações, em virtude de pertencer ao grupo de plantas “C4”, o que conforme os autores, lhe confere alta produtividade biológica.

Ainda, o mencionado cereal é, originalmente, uma planta de dias curtos, embora os limites dessas horas de luz não sejam idênticos e nem bem definidos para os diferentes tipos de genótipos. A ocorrência de dias longos pode promover o aumento de sua fase vegetativa e do número de folhas, ocasionando o atraso no florescimento (Ferraz, 1966). No entanto a disponibilidade de luz para a cultura pode também ser reduzida pela presença de estruturas não fotossintetizadoras, como as panículas do milho. Assim, o aproveitamento efetivo de luz por parte do milho é decisivamente influenciado pela distribuição espacial das plantas na área, pelo arranjo das folhas na planta e pela extensão (duração) da área foliar presente (Fancelli & Dourado Neto, 2003).

Conforme Fancelli & Dourado Neto (2003), para alguns autores, o milho apresenta resposta ao fotoperíodo quando cultivado em latitudes superiores a 33°. Por essa razão é que no Brasil, a referida espécie apresenta comportamento fotoneutro, visto que o alongamento ou o encurtamento da fase vegetativa é resultante da disponibilidade de calor (soma térmica) e não do número de horas de luz (ou de escuro) a que a planta estiver submetida.

É importante considerar que a espécie *Zea mays* é considerada como uma das plantas mais bem dotadas fisiologicamente, bem como de elevada capacidade produtiva. Todavia, a manifestação desses atributos depende das condições presentes no ambiente de produção. Por essa razão, Fancelli & Dourado Neto (2003), afirmam que o conhecimento da fisiologia da planta, o respeito às exigências edafo-climáticas da espécie, a visão sistêmica da atividade, aliados ao estabelecimento de estratégias de manejo racionais e eficientes, assumem caráter imperioso, na garantia de rendimentos lucrativos e sustentáveis.

Estudos teóricos, com simulações feitas com o uso de computadores, mostram que o potencial de produtividade de milho nas condições do cinturão do milho nos estados unidos (“Corn Belt”) é da ordem de $31.400 \text{ kg.ha}^{-1}$ (Yamada, 1997). Entretanto segundo esse mesmo autor, poucos dados são disponíveis relatando produtividades recordes de milho no campo.

O primeiro relato foi citado em Lowenberg-Deboer (1998), o qual mencionou que o primeiro híbrido de milho testado na estação experimental em Connecticut, nos Estados Unidos, em 1908, produziu 12600 kg.ha^{-1} , época em que a produtividade média de milho era de 2.500 a 3700 kg.ha^{-1} . Posteriormente, de acordo com Vyn (2001), há relatos do agricultor Herman Warsaw do Estado de Illinois, nos Estados Unidos, que em 1985 obteve $23.200 \text{ kg.ha}^{-1}$, e do agricultor Francis Child do Estado de Iowa, também nos Estados Unidos, que em 1999 obteve o Recorde de $24.700 \text{ kg.ha}^{-1}$. De acordo com Vyn (2001), na maioria dos experimentos conduzidos nas universidades americanas, as produtividades de milho, normalmente, estavam abaixo de $12.500 \text{ kg.ha}^{-1}$.

É importante no entanto salientar ainda, que no caso do milho elevadas produtividades dependem da combinação de uma gama de fatores, pois segundo o professor doutor Robert Hoelt, da universidade de Illinois nos Estados Unidos (Coelho et al., 2003), existem produtores de milho que colhem mais que o dobro da média nacional nos Estados Unidos da América, atingindo um recorde de $27,7 \text{ t.ha}^{-1}$ na produtividade de milho, cita como exemplo um agricultor do estado de Iowa. Ainda conforme o mesmo autor, todas as plantas requerem um fornecimento adequado de água, temperatura adequada (diurna e noturna) e radiação solar abundante para que otimizem o potencial de produtividade. O mesmo autor cita ainda que o milho produz mais quando a temperatura diurna gira ao redor de 27°C e a noturna ao redor de 18°C . Destaca também que um fator comum entre a maioria dos agricultores detentores de recordes de produtividade no mundo é a habilidade em identificar e manter um ambiente altamente produtivo no solo: cultivo profundo, aplicação generosa de esterco de curral, uso de altas populações de plantas (acima de $85.000 \text{ plantas.ha}^{-1}$) e linhas mais estreitas de semeadura, citou ainda o emprego de variedades resistentes à doenças, combate às pragas, rotação de cultura e um efetivo controle de plantas invasoras.

No Brasil, o milho é cultivado em praticamente todo o território nacional, e apesar do grande número de agricultores envolvidos nos concursos de produtividade, representando diferentes condições edafoclimáticas, muitas informações relevantes não foram monitoradas. Seria importante conhecer as condições em que esses agricultores obtiveram essas altas produtividades. Normalmente, os agricultores que obtêm altas produtividades de milho dão muita ênfase às altas doses de fertilizantes, como nitrogênio, fósforo e potássio, aplicadas, geralmente acima dos níveis recomendados em suas regiões. Entretanto, devido ao fato que muitos da cultura, do solo e condições climáticas devem estar sincronizados para se ter um ambiente ótimo, não se pode concluir que altas doses de fertilizantes foram os fatores essenciais para os agricultores campeões em produtividade. Histórico de área; escolha do híbrido; população de plantas; condições químicas e físicas do solo; manejo de pragas, doenças e plantas daninhas; condições climáticas como: quantidade e distribuição de chuvas, temperatura, radiação solar e luminosidade; aplicação espacial e temporal dos insumos(administração), podem ser fatores mais importantes na obtenção de altas produtividades do que doses de aplicação de nutrientes isoladamente (Coelho et al., 2003).

Ainda do ponto de vista das características de solo, é importante conhecer quais de suas propriedades (físicas, químicas e biológicas) poderiam melhor explicar a variabilidade e o potencial de produção de milho. Mais pesquisas, de caráter multidisciplinar, envolvendo pesquisadores especialistas das diferentes áreas, são necessárias para determinar os elementos – chave do sucesso na obtenção de altas produtividades de milho (Coelho et al., 2003). No que se refere a baixa produtividade média de milho no Brasil, esta não reflete o bom nível tecnológico alcançado por parte dos produtores, já que as médias são obtidas nas mais diferentes regiões, em lavouras com diferentes sistemas de cultivos e finalidades de produção (Coelho et al., 2003).

Na Tabela 34 são sumariados os resultados dos campeões de produtividade de milho. Com base nesses resultados, e comparando com os dados obtidos de produtividade potencial nesse trabalho, pode-se destacar que no Brasil elevados rendimentos de milho já são obtidos, e o recorde de produtividade de milho no país é de

16.800 kg.ha⁻¹, obtido pelo agricultor Geraldo N. Lacerda, no município de Virginópolis, no estado de Minas gerais, em 1994. Isso se deve certamente as condições ótimas de temperatura e radiação solar global, além é claro da combinação favorável de outros fatores como chuva (suprimento hídrico ideal), solo e práticas culturais adequadas implementadas durante todo o ciclo da cultura.

É importante ressaltar ainda que nos últimos anos a cultura do milho no Brasil vem passando por importantes mudanças tecnológicas, resultando em aumentos significativos da produtividade e produção. Dentre essas tecnologias destaca-se a adoção de sementes de genótipos melhorados (variedades e híbridos), alterações no espaçamento e densidade de semeadura de acordo com as características dos genótipos e a conscientização dos produtores da necessidade de melhoria na qualidade dos solos visando uma produção sustentada. Essa melhoria na qualidade dos solos geralmente está relacionada ao manejo adequado, o qual inclui, entre outras práticas, rotação de culturas, plantio direto, manejo da fertilidade através da calagem, gessagem e adubação equilibrada com macro e micronutrientes, utilizando fertilizantes químicos e/ou orgânicos (estercos, compostos e adubação verde, principalmente) (Coelho et al., 2003). Conforme o mesmo autor, nos sistemas de produção, os fatores tecnológicos podem ser divididos em fatores de construção de produtividade e fatores de proteção da produtividade. Os fatores de construção da produtividade são: (i) genético-genótipo; (ii) manejo cultural-precisão na semeadura; (iii) fertilidade do solo-nutrição e adubação; (iv) clima- disponibilidade espacial e temporal de água e temperatura. Os fatores de proteção da produtividade são os que possibilitam a colheita da produção que tem sido construída: (i) controle de ervas daninhas; (ii) controle de pragas; (iii) controle de doenças; (iv) manejo da colheita.

Ainda assim conforme Coelho et al. (2003), é necessário que seja dada ênfase aos fatores de construção de produtividade pois são eles segundo que aumentam a produção em termos de quilogramas de grãos por hectare. Os fatores de proteção aumentam a produção que se é possível colher, mas não se pode colher uma produção que não tem sido construída.

Graças aos avanços alcançados e obtidos dos trabalhos na área de climatologia, já se dispõe, para as diferentes regiões do Brasil, do zoneamento agrícola (Zoneamento Agrícola, 2000) para algumas culturas, entre elas o milho, que fornece informações importantes sobre as épocas de semeadura de milho com menores riscos (Coelho et al., 2003). Como exemplo pode ser citado o conhecimento da precipitação e o padrão de distribuição, cuja análise tem o objetivo de otimizar a disponibilidade de água para a produção de grãos. Além disso pode-se aliar o conhecimento do padrão de distribuição de temperaturas médias e de radiação global diárias, aliás o que é um dos resultados desse trabalho, bem como de outras variáveis tais como umidade e velocidade de ventos. E somados a outros trabalhos sobre o clima, esses conhecimentos multidisciplinares em conjuntos são de fundamental importância na obtenção de sistemas de produção sustentáveis.

Finalmente conforme Coelho et al., (2003), a análise geral da cultura do milho no Brasil, nos últimos 31 anos, revela que embora tenha-se verificado incrementos de mais de 100 % na produtividade e produção total do país, a produtividade média é ainda muito baixa. Também existe uma grande amplitude de variação desses valores entre as diferentes regiões. Segundo o mesmo autor, com a introdução dos conceitos de agricultura de precisão, o objetivo principal é a amplitude de variação na produtividade e não o valor médio. Do mesmo modo, poderia-se utilizar esse conceito para delinear a variabilidade da produção de milho no Brasil, o que possibilitaria a separação por zonas de produtividade. De posse dessas informações é possível identificar uma série de parâmetros de caráter social, cultural, edafo-climáticos e tecnológicos os quais possibilitariam definir estratégias para incrementar a produção de milho no Brasil.

Tabela 34. Campeões nacionais de produtividade de milho no Brasil, no período 1977 a 1999

Ano agrícola	Agricultor	Município	Produtividade (kg.ha ⁻¹)
1977/78	Salézio Weber	Salto da Lontra, PR	7.812
1978/79	Nilton L.P.Braga	Ribeirão Bonito, SP	12.970
1979/80	Estanislau Meurer	Dois Vizinhos, PR	10685
1980/81	Carmelino V. Silva	Itanhomi, MG	10.797
1981/82	Walter Bernardes	Alegre, ES	14.677
1982/83	Ailton Novais	Pratápolis, MG	13436
1983/84	José A. B. Cardoso	Batatais, SP	15.138
1984/85	José G. Cerqueira	Codisburgo, MG	14.110
1985/86	Marcelo C. Madeira	Divinolândia, MG	15.563
1986/87	Bauke D. Dijkstra	Ponta Grossa, PR	15.077
1987/88	Lister F. Fernandes	Ituverava, SP	16.058
1988/89	Sebastião A. Silva	Coromandel, MG	14.666
1989/90	Nercy S. Santos	Bonito, MS	15.665
1990/91	Sebastião G. Souza	Bonito, MS	15.738
1991/92	Romildo F. Dias	Capinópolis, MG	15.740
1992/93	Antonio P. Marques	Sabinópolis, MG	15.990
1993/94	Geraldo N. Lacerda	Virginópolis, MG	16828
1994/95	David G.n ascimento	P. do Rio Grande, MG	15.389
1995/96	Ademar B. Melo	Carmo do Cajuru, MG	15786
1996/97	Geniplo F. Silva	Carmo de Cajuru, MG	13.898
1997/98	Lázaro E. Rabelo	Coromel, MG	12.750
1998/99	Paulo C. Cabral	Alterosa, MG	13.369

Fonte: Informações agronômicas (encarte técnico). Potafos (2003).

Tabela 35. Produtividades médias de milho ($\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$), obtidas em 24 datas de semeaduras (Ds), simuladas com 1000 repetições, em duas situações distintas denominados caso 1: onde a temperatura diária em graus Celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal} \cdot \text{cm}^2 \cdot \text{dia}^{-1}$, permanece constante, e o caso 2: onde a temperatura diária permanece constante e a radiação solar global diária varia, em Piracicaba (SP), 2003

Ds	Produtividade ($\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$)	
	Caso 1	Caso 2
1 De Janeiro	16720	16219
15 De Janeiro	15903	15402
1 De Fevereiro	14635	14100
15 De Fevereiro	13537	12961
1 De Março	12703	12067
15 De Março	12314	11638
1 De Abril	12558	11801
15 De Abril	13144	12359
1 De Maio	13909	13164
15 De Maio	14633	13917
1 De Junho	15368	14685
15 De Junho	15888	15232
1 De Julho	16460	15806
15 De Julho	16793	16220
1 De Agosto	17217	16649
15 De Agosto	17590	17016
1 De Setembro	17866	17299
15 De Setembro	18060	17496
1 De Outubro	18182	17621
15 De Outubro	18237	17671
1 De Novembro	18144	17587
15 De Novembro	18030	17481
1 De Dezembro	17730	17203
15 De Dezembro	17370	16847

Figura 21 - Variação das produtividades médias de milho, observadas em vinte e quatro datas de semeaduras (nos dias 1 e 15 de cada mês), e simuladas em 1000 repetições, em duas situações distintas, denominadas de, caso 1, onde a temperatura diária em graus celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece fixa, e o caso 2, onde a radiação solar global diária varia sendo a temperatura fixa, em Piracicaba (SP), 2003

Tabela 36. Produtividades médias de milho (kg.ha^{-1}), obtidas em 24 datas de semeaduras (DS), simuladas com 1000 repetições, em duas situações distintas denominados caso 3: onde a temperatura diária em graus Celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece constante, e o caso 4: onde a temperatura diária permanece constante e a radiação solar global diária varia, em Piracicaba (SP), 2003

Ds	Produtividade (kg.ha^{-1})	
	Caso 3	Caso 4
1 De Janeiro	15408	16296
15 De Janeiro	14432	15358
1 De Fevereiro	12998	14055
15 De Fevereiro	11770	12918
1 De Março	10787	12017
15 De Março	10417	11610
1 De Abril	10705	11812
15 De Abril	11455	12380
1 De Maio	12525	13184
15 De Maio	13405	13924
1 De Junho	14325	14675
15 De Junho	14939	15200
1 De Julho	15572	15784
15 De Julho	15987	16170
1 De Agosto	16335	16596
15 De Agosto	16591	16975
1 De Setembro	16798	17291
15 De Setembro	16913	17544
1 De Outubro	16927	17701
15 De Outubro	16948	17773
1 De Novembro	16916	17719
15 De Novembro	16844	17610
1 De Dezembro	16579	17307
15 De Dezembro	16220	16912

Figura 22 - Variação das produtividades médias de milho, observadas em vinte e quatro datas de semeaduras (nos dias 1 e 15 de cada mês), e simuladas em 1000 repetições, em duas situações distintas, denominadas de, caso 3, onde a temperatura diária em graus celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece fixa, e o caso 4, onde a radiação solar global diária varia sendo a temperatura fixa, em Piracicaba (SP), 2003

Tabela 37. Produtividades médias de milho (kg/ha), obtidas em 24 datas de semeaduras (DS), simuladas com 1000 repetições, em duas situações distintas denominados caso 5: onde a temperatura diária em graus Celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece constante, e o caso 6: onde a temperatura diária permanece constante e a radiação solar global diária varia, em Piracicaba (SP), 2003

Ds	Produtividade (kg.ha^{-1})	
	Caso 5	Caso 6
1 De Janeiro	16118	16616
15 De Janeiro	15207	15762
1 De Fevereiro	13778	14408
15 De Fevereiro	12572	13236
1 De Março	11646	12323
15 De Março	11279	11903
1 De Abril	11642	12117
15 De Abril	12462	12713
1 De Maio	13572	13564
15 De Maio	14507	14332
1 De Junho	15465	15112
15 De Junho	16082	15654
1 De Julho	16719	16251
15 De Julho	17092	16670
1 De Agosto	17413	17108
15 De Agosto	17653	17483
1 De Setembro	17779	17774
15 De Setembro	17841	17993
1 De Outubro	17770	18127
15 De Outubro	17741	18205
1 De Novembro	17626	18132
15 De Novembro	17532	18025
1 De Dezembro	17253	17731
15 De Dezembro	16887	17324

Figura 23 - Variação das produtividades médias de milho, observadas em vinte e quatro datas de semeaduras (nos dias 1 e 15 de cada mês), e simuladas em 1000 repetições, em duas situações distintas, denominadas de, caso 5, onde a temperatura diária em graus celsius varia e a radiação solar global diária expressa em $\text{cal.cm}^2.\text{dia}^{-1}$, permanece fixa, e o caso 6, onde a radiação solar global diária varia sendo a temperatura fixa, em Piracicaba (SP), 2003

Na Tabela 38, tem-se a análise estatística através de medidas descritivas referentes as distribuições empíricas de frequências obtidas do agrupamento de mil produtividades potenciais de milho em kg.ha^{-1} , em Piracicaba (SP), para os seis casos estudados. Sendo assim, a análise descritiva pode ser descrita da seguinte forma. No caso 1, a menor produtividade foi de 12475,00 kg.ha^{-1} , no dia 15 de fevereiro, já a máxima foi de 19113,00 kg.ha^{-1} , no dia 15 de outubro, outro fato observado foi o de que a menor amplitude de variação ocorreu no dia 15 de dezembro que correspondeu a 1300,00 kg.ha^{-1} , esta menor variabilidade também vem respaldada por um menor CV (1,26) entre as cinco datas estudadas neste caso. Ainda observa-se que, a maior produtividade média também ocorreu no dia 15 de outubro e finalmente a maior simetria

(zero) dos dados foi obtida em 15 de fevereiro, a Tabela 38 ainda contém informações a respeito da mediana, da moda, do coeficiente de curtose ou achatamento da distribuição bem como os percentis que deixam 5% da produtividade abaixo de (P_5) e 5 % acima de (P_{95}).

Ainda na Tabela 38, nota-se para o caso 2, que a menor produtividade foi de 12537 kg.ha^{-1} , no dia 15 de fevereiro, já a máxima alcançada foi em 15 de outubro ($18362,00 \text{ kg.ha}^{-1}$) além de que a menor amplitude observada no dia 15 de fevereiro também foi acompanhada por um valor mínimo do CV, indicando maior homogeneidade dos dados nesse dia. No que se refere a simetria o dia 15 de agosto foi aquele que apresentou a mais forte simetria dos dados cujo valor foi 0,01, indicando assim, que essas distribuições devem ser normalmente distribuídas. É importante mencionar que o maior rendimento médio coincidentemente também foi obtido no dia 15 de outubro.

No caso 3, ainda através da Tabela 38, observa-se que a menor produtividade obtida ocorreu em 15 de fevereiro ($9124,00 \text{ kg.ha}^{-1}$), já o maior valor foi obtido em 15 de agosto ($20064,00 \text{ kg.ha}^{-1}$), e a média máxima no dia 15 de outubro. Quanto a variabilidade no dia 15 de dezembro observou-se a menor amplitude de variação das produtividades, acompanhada de um menor coeficiente de variação (1,70) e também da mais forte simetria (-0,12), apesar de negativa.

O caso 4, resultou numa produtividade mínima de $12084,00 \text{ kg.ha}^{-1}$, no dia 15 de fevereiro. Ao passo que a maior foi oriunda do dia 15 de outubro, acompanhada também da maior produtividade média máxima. No dia 15 de novembro obteve-se a menor amplitude de variação dos dados, o que não ocorreu com o coeficiente de variação cujo valor mínimo (1,06) foi obtido em 15 de fevereiro. Nesse mesmo dia, obteve-se um maior grau de simetria dos dados.

No caso 5, obteve-se a menor ($11363,00 \text{ kg.ha}^{-1}$) produtividade em 15 de fevereiro, sendo 15 de agosto a data de maior produtividade ($2040,00 \text{ kg.ha}^{-1}$), sendo que, a média máxima ($17740,84 \text{ kg.ha}^{-1}$) foi obtida em 15 de outubro. Ainda neste caso, obteve-se a menor amplitude de variação em 15 de janeiro o que não ocorreu com o valor do CV, cujo valor mínimo, foi obtido no dia 15 de novembro. Quanto ao grau de simetria, obteve-se no dia 15 de fevereiro a distribuição mais simétrica (0,03).

Finalmente, através dos resultados contidos na Tabela 38, verifica-se que no caso 6, a menor ($12938,00 \text{ kg.ha}^{-1}$) e a maior ($18822,00 \text{ kg.ha}^{-1}$) produtividades potenciais de milho (kg.ha^{-1}), foram obtidas respectivamente nos dias 15 de fevereiro e 15 de outubro, esse último acompanhado da produtividade média máxima. Quanto ao grau de dispersão dos dados, concluiu-se que a menor amplitude (613 kg.ha^{-1}) e coeficiente de variação (0,56) foram obtidos em 15 de fevereiro, já a mais forte simetria (0,03) em 15 de novembro.

Em todas as datas de semeadura estudadas, pode-se afirmar sobre a natureza da distribuição empírica das produtividades potenciais como sendo representada por uma distribuição normal de probabilidades, isto é, se for adotado os seguintes critérios: (i) quando a média for igual a moda e esta igual a mediana; pelo menos aproximadamente (ii) quando o coeficiente de assimetria assumir valores próximo de zero, e finalmente (iii) quando o coeficiente de curtose for aproximadamente igual a três (Meyer, 1969; Hoel, 1980; Ferreira, 1996; Morettin & Bussab, 2003).

É importante destacar o uso dos percentis mostrados na Tabela 38, cuja interpretação pode ser feita basicamente de duas maneiras: (i) por exemplo no caso um no dia 15 de fevereiro, tem-se P_5 igual a $15479,50 \text{ kg.ha}^{-1}$, e o P_{95} igual a $16345,50 \text{ kg.ha}^{-1}$. Isso é 5% das produtividades potenciais de milho (kg.ha^{-1}) obtidas nesse período são de no máximo igual a $15479,50 \text{ kg.ha}^{-1}$, por outro lado apenas 5% das produtividades potenciais ultrapassam a $16345,50 \text{ kg.ha}^{-1}$, ou de outra forma, pode-se afirmar que 90% das produtividades potenciais de milho obtidas nesse dia variam entre $15479,50 \text{ kg.ha}^{-1}$ a $16345,50 \text{ kg.ha}^{-1}$. (ii) pode-se afirmar que a distribuição das produtividades potenciais podem ser divididas ou separadas em 20 partes iguais, cada uma correspondente a 5% do total da distribuição de valores, daí o nome de separatrizes que se dá aos percentis. (Meyer, 1969; Hoel, 1980; Morettin & Bussab, 2003).

Tabela 38. Medidas descritivas [valor mínimo (Mín.), valor máximo (Máx.), amplitude total (A_t), média ($\bar{X}$), mediana (Md), moda (Mo), desvio padrão (Dp), coeficiente de variação de Pearson (CV), coeficiente de assimetria (A), coeficiente de curtose (K) e percentis (P_5 e P_{95})], referentes às distribuições de frequências construídas em função do agrupamento de 1000 produtividades potenciais de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura (Ds) de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para os seis casos estudados em Piracicaba (SP), 2003

Casos	Ds	Medidas Descritivas											
		Mín.	Máx.	A_t	$\bar{X}$	Md	Mo	Dp	CV	A	K	P_5	P_{95}
1	15/janeiro	14861,00	16651,00	1790,00	15902,78	15905,50	15724,00	263,39	1,66	-0,08	0,09	15479,50	16345,50
	15/fevereiro	12475,00	14667,00	2192,00	13537,42	13554,50	13572,00	319,16	2,36	0,00	0,11	13001,00	14056,00
	15/agosto	16065,00	18612,00	2547,00	17590,36	17602,00	17572,00	355,94	2,02	-0,18	0,08	16977,00	18168,00
	15/outubro	17343,00	19113,00	1770,00	18236,62	18242,50	18281,00	275,81	1,51	-0,06	-0,00	17778,00	18682,50
	15/novembro	17295,00	18800,00	1505,00	18029,91	18039,50	17963,00	242,77	1,35	-0,03	-0,12	17637,00	18425,00
	15/dezembro	16696,00	17996,00	1300,00	17369,78	17367,50	17415,00	219,41	1,26	0,02	-0,15	17012,00	17740,50
2	15/janeiro	14854,00	15931,00	1077,00	15402,01	15404,00	15452,00	185,55	1,20	-0,11	-0,09	15097,00	15706,50
	15/fevereiro	12537,00	13408,00	871,00	12961,44	12965,00	12965,00	135,28	1,04	-0,14	-0,19	12727,50	13174,00
	15/agosto	16182,00	17749,00	1567,00	17015,68	17023,00	17020,00	226,21	1,33	0,01	-0,01	16643,50	17386,50
	15/outubro	16825,00	18362,00	1537,00	17671,49	17680,50	17561,00	251,09	1,42	-0,11	-0,15	17257,00	18076,00
	15/novembro	16652,00	18164,00	1512,00	17480,62	17488,00	17469,00	254,93	1,46	-0,21	0,18	17055,50	17868,50
	15/dezembro	15826,00	17533,00	1707,00	16846,75	16857,00	16966,00	228,67	1,36	-0,18	0,26	16475,00	17207,00
3	15/janeiro	13299,00	16226,00	2927,00	14431,56	14425,50	14363,00	317,14	2,19	0,13	1,89	13927,50	14942,50
	15/fevereiro	9124,00	13226,00	4102,00	11770,25	11768,50	11721,00	361,91	3,07	-0,34	3,74	11200,00	12320,50
	15/agosto	15257,00	20064,00	4807,00	16591,37	16589,50	16542,00	415,25	2,50	0,78	5,85	15931,50	17228,00
	15/outubro	15397,00	18545,00	3148,00	16948,00	16935,50	16890,00	345,52	2,04	0,24	1,95	16433,50	17529,00
	15/novembro	15696,00	18314,00	2618,00	16844,27	16832,50	16635,00	291,88	1,73	0,26	1,69	16398,50	17322,00
	15/dezembro	14944,00	17380,00	2436,00	16220,49	16220,00	16001,00	275,71	1,70	-0,12	1,74	15769,00	16658,50

Tabela 38. Medidas descritivas [valor mínimo (Mín.), valor máximo (Máx.), amplitude total (A_t), média ($\bar{X}$), mediana (Md), moda (Mo), desvio padrão (Dp), coeficiente de variação de Pearson (CV), coeficiente de assimetria (A), coeficiente de curtose (K) e percentis (P_5 e P_{95})], referentes às distribuições de frequências construídas em função do agrupamento de 1000 produtividades potenciais de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura (Ds) de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para os seis casos estudados em Piracicaba (SP), 2003

Casos	Ds	Medidas Descritivas											
		Mín.	Máx.	A_t	$\bar{X}$	Md	Mo	Dp	CV	A	K	P_5	P_{95}
4	15/janeiro	13875,00	16177,00	2302,00	15357,55	15355,00	15332,00	191,46	1,25	-0,69	5,48	15045,00	15634,00
	15/fevereiro	12084,00	13658,00	1574,00	12918,25	12921,00	12923,00	137,43	1,06	-0,04	3,10	12710,50	13136,00
	15/agosto	16157,00	18183,00	2026,00	16974,65	16978,50	16918,00	214,99	1,27	0,19	1,96	16620,50	17307,50
	15/outubro	16716,00	18570,00	1854,00	17773,39	17782,00	17841,00	227,71	1,28	-0,09	1,11	17383,00	18144,00
	15/novembro	16863,00	18427,00	1564,00	17609,95	17606,00	17554,00	209,34	1,19	-0,05	0,71	17264,50	17954,50
	15/dezembro	15470,00	18046,00	2576,00	16911,87	16913,00	16850,00	212,67	1,26	-0,29	3,50	16586,00	17238,00
5	15/janeiro	14208,00	16117,00	1909,00	15206,70	15201,50	15306,00	200,47	1,32	0,07	1,56	14894,50	15539,50
	15/fevereiro	11363,00	14164,00	2801,00	12572,10	12578,50	12521,00	221,68	1,76	0,03	4,29	12196,50	12914,50
	15/agosto	16502,00	20040,00	3538,00	17652,80	17660,00	17716,00	271,35	1,54	0,55	7,02	17238,00	18056,50
	15/outubro	16473,00	18670,00	2197,00	17740,84	17739,00	17692,00	211,14	1,19	-0,20	2,60	17387,00	18068,50
	15/novembro	16848,00	16848,00	2180,00	17531,59	17533,00	17570,00	179,65	1,02	0,59	5,70	17264,00	17792,00
	15/dezembro	15470,00	18046,00	2576,00	16911,87	16913,00	16850,00	212,67	1,26	-0,29	3,50	16586,00	17238,00
6	15/janeiro	15170,00	16350,00	1180,00	15762,02	15763,00	15794,00	106,55	0,68	0,13	3,19	15591,50	15925,00
	15/fevereiro	12938,00	13551,00	613,00	13235,77	13237,00	13238,00	74,56	0,56	-0,06	0,92	13118,00	13355,50
	15/agosto	16371,00	17966,00	1595,00	17482,71	17492,50	17506,00	116,93	0,67	-1,16	8,96	17289,50	17653,00
	15/outubro	17713,00	18822,00	1109,00	18205,15	18209,00	18194,00	117,44	0,65	-0,17	1,15	18007,50	18390,00
	15/novembro	17656,00	18468,00	812,00	18025,38	18022,00	18017,00	115,73	0,64	0,03	0,42	17823,50	18220,50
	15/dezembro	16710,00	17676,00	966,00	17324,35	17330,00	17289,00	116,81	0,67	-0,49	1,58	17133,50	17507,00

Nos histogramas da Figura 24 (caso 1), estão representados de forma geométrica o comportamento da variabilidade das produtividades potenciais de milho em (kg.ha^{-1}) obtidas nas datas de semeadura referentes a 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro. Nota-se através dos histogramas uma simetria acentuada dos dados de produtividade e uma relativa homogeneidade, para todos os períodos estudados, isto indica provavelmente que o modelo teórico da distribuição densidade de probabilidade normal deve representar de forma satisfatórias essas distribuições.

Nos casos 2 (Figura 26), 3 (Figura 28), 4 (Figura 29), 5 (Figura 28) e 6 (Figura 29) percebe-se também que o formato das distribuições empíricas de produtividade potencial de milho (kg.ha^{-1}), apresentam uma boa simetria e homogeneidade, apesar de possuírem um afilamento pronunciado o que provavelmente se deve a uma maior frequência de produtividades próximo da média da distribuição, isso não impede o fato de que a hipótese de normalidade da distribuição dos valores de produtividades potenciais em todas as datas de semeadura avaliadas não seja aceita pelo menos aproximadamente. Este fato, é por demais importante pois além de permitir o pesquisador realizar valiosas inferências, o indivíduo pode-se valer das propriedades atraentes da distribuição normal, no sentido de implementar novas pesquisas a partir dos resultados obtidos (Ferreira, 1996).

A distribuição normal é importante porque, em muitos casos, outras distribuições podem ser bem aproximadas através desse modelo. Além disso, a distribuição de muitas estatísticas de teste é normal ou derivam da distribuição normal, e a forma exata da distribuição normal (a característica “curva de sino”) é definida por uma função que tem apenas dois parâmetros: média e desvio padrão.

É importante destacar a obtenção de valores de estimativas de parâmetros, através de valores repetidos obtidos num processo de simulação. Simulações têm hoje um papel importante na inferência estatística. Uma de suas principais utilidades é investigar as propriedades de um estimador. Se a distribuição de um estimador (parâmetro ou medida de risco) não é conhecida, a geração de um número grande de amostras a partir da distribuição dos dados originais, e o cálculo do valor deste

estimador para cada uma das amostras geradas, fornecerão uma boa idéia da distribuição desse estimador (valor médio e variabilidade) (Mendes, 2004).

Figura 24 - Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho ($\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 1 em Piracicaba (SP), 2003

Figura 25 - Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho ($\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 2 em Piracicaba (SP), 2003

Figura 26 - Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho (kg.ha^{-1}), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 3 em Piracicaba (SP), 2003

Figura 27 - Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho ($\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 4 em Piracicaba (SP), 2003

Figura 28 - Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho ($\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 5 em Piracicaba (SP), 2003

Figura 29 - Histogramas de freqüências, representativos das distribuições empíricas de freqüências, oriundas do agrupamento de 1000 valores de produtividade potencial de milho ($\text{kg} \cdot \text{ha}^{-1}$), simuladas nas datas de semeadura de 15 de janeiro, 15 de fevereiro, 15 de agosto, 15 de outubro, 15 de novembro e 15 de dezembro, para o caso 6 em Piracicaba (SP), 2003

4.8 Considerações finais

Para temperatura média diária, foi utilizado o período de 1917 a 2002, onde se observou que a função densidade de probabilidade normal é adequada para caracterizar esse atributo climático em Piracicaba (SP). Para radiação solar global diária, foi utilizado o período de 1978 a 2002, sendo obtidos resultados similares.

Os valores de temperatura média diária e de radiação solar global diária estimados devem ser comparados aos valores observados para verificação do grau de ajuste à distribuição normal.

O teste de Kolmogorov-Smirnov comprovou que as séries de dados de temperatura e radiação global média diária em Piracicaba (SP) são homogêneas.

Os modelos probabilísticos desenvolvidos (normal truncada, triangular simétrica e triangular assimétrica) para a simulação de dados médios diários de temperatura e radiação solar global geram dados simulados semelhantes aos dados reais, de maneira que os mesmos podem perfeitamente representar esses elementos climáticos para Piracicaba (SP), ou outro local onde existam dados diários disponíveis de séries históricas de temperatura e radiação solar global.

As distribuições triangular simétrica e assimétrica apresentaram pior desempenho nos últimos três meses do ano principalmente. A importância dessas distribuições é em locais onde há escassez de informação de dados climáticos. Em locais onde há disponibilidade de informação, para os atributos estudados (temperatura e radiação solar), deve-se optar pela distribuição normal.

A operacionalização da estimação da produtividade de milho é viabilizada através do emprego do programa computacional, possibilitando a utilização da opinião de especialistas, como por exemplo o uso da distribuição de probabilidade triangular em localidades com escassez de informação de dados climáticos.

5 CONCLUSÕES

Em escala diária, a função densidade de probabilidade normal é adequada para representar a distribuição das variáveis temperatura média diária e radiação solar global diária em Piracicaba (SP).

As séries de dados de temperatura e radiação global média diária em Piracicaba (SP) são homogêneas.

As distribuições normal truncada, triangular simétrica e triangular assimétrica podem ser utilizadas no modelo estocástico para previsão da produtividade de milho, sendo a normal truncada a mais adequada.

As distribuições de frequências das produtividades potenciais de milho podem, em algumas datas de semeadura, ser representadas através da distribuição normal de probabilidade.

O programa computacional é uma ferramenta que viabiliza a operacionalização da estimação da produtividade de milho.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADDISCOTT, T.M. Simulation modelling and soil behaviour. **Geoderma**, v.69, p.15-40, 1993.
- ALFONSI, R.R. **Agrometeorologia: importância e aplicações**. Piracicaba, ESALQ, CPG - Fitotecnia, 1991. 23p.
- ALFONSI, R.R.; PEDRO JÚNIOR, M.J.; CAMARGO, M.B.P. et al. **Zoneamento agroclimático e probabilidade de atendimento hídrico para as cultura de soja, milho, arroz de sequeiro e feijão no Estado de São Paulo**. Campinas: Instituto Agrônomo de Campinas, 1995. 8p. (Boletim Científico).
- ALMEIDA, R.M.B. Características climatológicas do regime de chuva em Minas Gerais. Viçosa, 1995. 64p. Dissertação (Mestrado).-Universidade Federal de Viçosa
- AMARAL, E.; SILVA, J.B. **Research on statistics applied to agricultural meteorology**. Geneva: W.M.O. 1971. 7p.
- ANDRADE JÚNIOR, A.S.; FRIZONE, J.A.; SENTELHAS, P.C. Simulação da precipitação diária para Parnaíba e Teresina, PI, em planilha eletrônica. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.5, n.2, p.271-278, 2001.
- ANDRADE, F. H. Radiación y temperatura determinan los productividades máximos de maíz. Balcarce: Instituto Nacional de tecnologia agropecuária, 1992, 34p. (Boletín Técnico, 106).
- ANDRADE, F. H.; UHART, S.; ARGUISSAIN, G. Produtividade potencial de maiz en Balcarce: analisis de los fatores que los determinan, Balcarce: Instituto Nacional de Tecnologia Agropecuária, 1991. 11p., (Boletim Técnico, 101).

- ANGELOCCI, L. R.; WIENDL, F. W.; ARRUDA, H. V. Probabilidades mensais de ocorrência de rajadas de vento na região de Piracicaba, SP. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 9., Campina Grande, 1995. **Anais** Campina Grande: Sociedade Brasileira de Agrometeorologia; UFPB, 1995. p.498-500.
- ARIS, R. **Mathematical modeling techniques**. New York: Dover, 1994. 269p.
- ARRUDA, H.V.; PINTO, H.S. A simplified gamma probability model for analysis of the frequency distribution of rainfall in the region of Campinas-SP, Brasil. **Agricultural Meteorology**, v. 22, p.101-108, 1980.
- ASSAD, E.D.; CASTRO, L.H.R. Análise freqüencial da pluviometria para a estação de Sete Lagoas. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.26, n.3, p.397-402, 1991.
- ASSIS, F.N. Modelagem da ocorrência da quantidade de chuva e de dias secos em Piracicaba-SP e Pelotas-RS. Piracicaba. 1991. 134p. (Doutorado) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo.
- ASSIS, F.N.; ARRUDA, H.V.; PEREIRA, A.R. **Aplicação de estatística a climatologia: teoria e prática**. Pelotas: UFPEL, 1996. 161p.
- ASSIS, F.N.; MENDEZ, M.E.G. Relação entre radiação fotossinteticamente ativa e radiação global. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.2, n.7, p.797-800, 1989.
- BACKES, A.A.; SANCHEZ, L.M.B.; GONÇALVES, M.B.F.; VELHO, J.P. Determinação das frações da proteína e carboidratos de alguns alimentos conforme metodologia do CNCPS (cornell net carbohydrate and protein system). In: REUNIÃO ANUAL DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE ZOOTECNIA, 37., Viçosa, 2000 **Anais**. Viçosa: SBZ, 2000. p.913-915.
- BAIER, W. Crop-weather analysis model: Review and model development. **Journal of Applied Meteorology**, v.12, p.937-947, 1973.
- BAIER, W. Note on the terminology of crop-weather models. **Agricultural Meteorology**, v. 20, p.137-145, 1979.
- BARGER, R.L.; THOM, H.C.S. Evaluation of drought hazard. **Agronomy Journal**, v.41, n.11, p.519-526, 1949.

- BARROS, A.H.C. Análise de crescimento, do desenvolvimento e da produtividade da cultura de milho (*Zea mays* L.): Experimentos e modelos. Viçosa, 1998. 85p. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Viçosa.
- BASANTA, M.D.V. Modelo para estimativa do volume máximo de calda visando a aplicação foliar de produtos químicos na cultura de milho (*Zea mays* L.). Piracicaba, 1999. 65 p. Dissertação (Mestrado) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo.
- BATSCHELET, E. **Introdução à matemática para biocientistas**. São Paulo: EDUSP, 1978. 596p.
- BEIJO, L.A.; MUNIZ, J.A.; CASTRO NETO, P. Estudo do método dos momentos e do métodos da máxima verossimilhança no ajuste da distribuição de Gumbel aos dados de precipitação pluvial máxima de Lavras-MG. In: SIMPÓSIO DE ESTATÍSTICA APLICADA À EXPERIMENTAÇÃO AGRONÔMICA. 10., Lavras, 2003. **Anais**, Lavras: Departamento de Ciências Exatas - Universidade Federal de Lavras, 2003. p.533-538.
- BERGER, J. Maize production and the manuring of maizes. SL.: Center D’Estudo de L’Azote, 1962. p.38-41.
- BERLATO, M.A.; SUTILI, V.R. Determinação das temperaturas bases dos subperíodos emergência – pendoamento e emergência – espigamento de 3 genótipos de milho. In: REUNIÃO TÉCNICA DE MILHO E SORGO, 21., Porto Alegre, 1976. **Resumos**. Porto Alegre:Editora da universidade,UFRGS, 1976. p.26.
- BOOTE, K.J.; JONES, J.W.; PICKERING, N.B. Potential uses and limitations of crop models. **Agronomy Journal**. v.88, p.704-716, 1996.
- BRESSAN, G. **Modelagem e simulação de sistemas computacionais**.São Paulo; Larc–PCS/EPUSP, IME/USP, 2002. 12p.
- BRUNINI, O.; MIRANDA, M.A.C.; MASCARENHAS, H.A.A.; PEREIRA, J.C.V.N.; SCHIMIDT, N.C. Teste de um modelo agroclimático que relacione o regime pluviométrico com as variações da produtividade agrícola. **Coleção Análise e Pesquisa**, v. 24, p.21-46, 1982.

- BURIOL, G.A.; ESTEFANEL, V.; GRAVE, R.A.; DIDONET, I.A.; STEINMEIZ, S. Probabilidade de ocorrência de temperaturas mínimas do ar prejudiciais à fecundação das flores de arroz na região da depressão central, Estado do Rio Grande do Sul, Brasil. **Ciência Rural**, v.28, n.1, p.1-9, 1998.
- BURIOL, G.A.; HELDWEIN, A.B.; ESTEFANEL, V.; MATZENAUER, R.; MARCON, I.A. Probabilidade de ocorrência de valores de radiação solar prejudiciais ao cultivo do pepineiro na região do baixo Vale do Taquari, RS. **Pesquisa Agropecuária Gaúcha**, v.7; n.1, p.97-104, 2001.
- CAIXETA FILHO, J.V. **Pesquisa operacional**: Técnicas de otimização aplicadas a sistemas agroindustriais. São Paulo: Atlas, 2001. 171p.
- CAMARGO, M.B.P. Exigências bioclimáticas e estimativa da produtividade para quatro genótipos de soja no Estado de São Paulo. Piracicaba, 1984. 96p.(Dissertação (Mestrado).Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz" Universidade de São Paulo.
- CAMARGO, M.B.P.; ARRUDA, H.V.; PEDRO JÚNIOR, M.J. et al. Melhores épocas de semeadura do trigo no Estado de São Paulo baseadas na probabilidade de atendimento hídrico. **Bragantia**, v.44, n.1, p.255-261, 1985.
- CAMARGO, M.B.P.; ORTOLANI, A.A.; ARRUDA, H.V. Ocorrência mensal de rajadas máximas diárias de vento em campinas. **Bragantia**, v.53, p. 107-112, 1994.
- CAMARGO, A. P.; SENTELHAS, P. C. Avaliação do desempenho de diferentes métodos de estimativa da evapotranspiração potencial no Estado de São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.5, n.1, p.89-97, 1997.
- CAMPOS, H. **Estatística não paramétrica**, Piracicaba: ESALQ/USP, 1983. 349p.
- CATALUNHA, M.J.; SEDIYAMA, G.C.; LEAL, B.G.; SOARES, C.P.B.; RIBEIRO, A. Aplicação de cinco funções densidade de probabilidade a séries de precipitação pluvial no Estado de Minas Gerais. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.10, n.1, p.153-162, 2002.

- CERVELLINI, A.; SALATI, E.; FERRAZ, E.S.B. VILLA NOVA, N.A.; RENCHARDT, K.; DECICO, A.; OMETTO, J.C.; PEDRO JUNIOR, M.J. **Análise dos dados meteorológicos de Piracicaba**. Piracicaba: ESALQ/USP, 1973. 26p. (Boletim Científico, 36).
- CHEN, S.C.; FONSECA, L.B. Corn yield model for Ribeirão Preto, São Paulo State, Brazil. **Agricultural Meteorology**, v. 22, p.341-349, 1980.
- CLARKE, G.L. **Elements of ecology**. New York: Wiley, 1954. 525p.
- COELHO, A. M.; CRUZ, J. C.; PEREIRA FILHO, I. A. Rendimento do milho no Brasil: chegamos ao máximo? **Informações Agronômicas** (encarte técnico). Piracicaba: POTAFOS. n.101, 2003. 12p.
- COOKE, R.A. **VTFIT: A routine for fitting homogenous Probability density functions**. User documentation. Blacksburg: Department of agricultural Engineering. Virginia, Polytecnic Institute, 1993. 21p.
- COOKE, R.A.; MOSTAGHIMI, S.; WOESTE, F.E. **VTFIT: A microcomputer – based routine for fitting probability distribution functions to data**. **American Society of Agricultural Engineers**. St. Joseph, v.9, n.4, p.401-408, 1993.
- COSTA, L.C. Modelagem e simulação em agrometeorologia. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA 10., Piracicaba, 1997. **Anais**. Piracicaba: SBA, 1997. p.3-6.
- COSTA, L.C.; COSTA, J.M.N.; SEDIYAMA, T.; ASPIAZU, C. Modelo agrometeorológico de previsão de produtividade da soja para as regiões do Triângulo Mineiro e Alto Paranaíba, Minas Gerais. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE METEOROLOGIA. 5., Rio de Janeiro, 1998. **Anais**. Rio de Janeiro: Sociedade Brasileira de Meteorologia, 1998. p.45-47.
- CUNHA, A.R.; MARTINS, D.; PASSOS, J.R. de S. O modelo gama de probabilidade aplicado ao estudo das distribuição da chuva mensal na região administrativa de Bauru. SP.; In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA. 10., Piracicaba, 1997. **Anais**. Piracicaba: SBA/ESALQ/USP, 1997. p.34-36.
- DACHS, J.N. **Estatística computacional: uma introdução em turbo pascal**. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e científicos, 1988. 236p.

- DAKER, A. **A água na Agricultura**: manual de hidráulica agrícola. 3 ed., Rio de Janeiro: Freitas Bastos, 1976 v.3 453 p.(Irrigação e Drenagem).
- De WIT, C.T. Photosynthesis of leaf canopies. Wageningen: Pudoc, 1965. 57p (Agriculture Research Report, 663).
- De WIT, C.T. Simulation for assimilation, respiration, and transpiration of crops, Wageningen: A Halsted Press book. John Wiley, 1978. 140p.
- De WIT, C.T. Simulation of living systems. In.: PENNING DE VRIES, F.W.T.; LAAR, H.H. van (Ed.). **Simulation of plant growth and crops production**. Wageningem: Pudoc, 1982, p.3-8.
- DENNET, M.D.; ELSTON, J.; DIEGO, Q.R. Weather and yields off tobacco, sugar beet and wheat in Europe. **Agricultural Meteorology**, n.21, p.265-279, 1980.
- DOORENBOS, J.; KASSAM, A.H. **Yield response to water**. FAO **Irrigation and Drainage**. Rome: FAO, 1979. 193p. (Paper, 33).
- DOORENBOS, J.; KASSAN, A.H. **Efeito da água no rendimento das culturas**. Tradução de GHEYI, H. et al. Campina Grande: UFPB, 1994. 306p. (Estudos FAO: irrigação e Drenagem, 33).
- DOURADO NETO, D. Modelos fitotécnicos referentes à cultura de milho. Piracicaba, 1999. 227 p. Tese (Livre Docência) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo.
- DOURADO NETO, D. Principles of crop modeling and simulation. I. Uses of mathematical models in agriculture science. **Scientia Agricola**, v.55, p.46-50, 1998.
- EMBRAPA. **Centro nacional de pesquisa de milho e sorgo**. Sete Lagoas, MG. (<http://www.cnpms.embrapa.br/ensaio/index.html>)(15/set./2003).
- ERIE, L.J.; FRENCH, O.F.; HARRIS, K. **Consumptive use of water by crops in Arizona, Agricultural Experiment Station**. Tucson, College of Agriculture, The University of Arizona, 1968, 46p. (Technical Bulletin, 169).

- ESTEFANEL, V.; BURIOL, G.A.; ANDRIOLO, J.L.; LIMA, C.P. **Disponibilidade de Radiação solar nos meses de inverno para o cultivo do tomateiro em estufa na região de Santa Maria, RS.** In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 10., Piracicaba, 1997 **Anais**, Piracicaba: SBA/ESALQ/USP, 1997. p.10-12.
- ESTEFANEL, V; SCHENEIDER, F.M.; BURIOL, G.A. Probabilidade de ocorrência de temperaturas máximas do ar prejudiciais aos cultivos agrícolas em Santa Maria, R. S., **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.2, p.57-63, 1994.
- FANCELLI, A.L. LIMA, U.A. **Milho: produção, pré-processamento e transformação agroindustrial.** São Paulo: FEALQ, 1982. 112p.
- FANCELLI, A.L.; DOURADO NETO, D. **Produção de milho.** Guaíba: Agropecuária, 2000. 360p.
- FANCELLI, A.L.; DOURADO NETO, D. **Milho: Estratégias de manejo para alta produtividade.** Piracicaba: ESALQ-USP-LPV, 2003. 208 p.
- FERNANDES, F.T.; OLIVEIRA, E. **Principais doenças na cultura do milho.** Sete Lagoas: EMBRAPA, CNPMS, 1997. 80p. (Circular Técnico, 26).
- FERRAUDO, A.S.; ANDRÉ, R.G.B.; PINHO, S.Z. Modelo agrometeorológico para estimar produtividade de grãos de milho. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v. 3, n.3, p.93-96, 1995.
- FERRAZ, E. C. **Fisiologia do milho.** São Paulo: Instituto Brasileiro de Potassa. p.369-379, 1966.
- FERREIRA, D.F. Distribuição normal multivariada. Lavras: Dex/UFLA. 1996, 368p, cap. 4 (Apostila).
- FIETZ, C.R.; FRIZZONE. J.A.; FOLEGATTI, M.V.; URCHEI, M.A. Precipitação esperada em diferentes níveis de probabilidade, na região de Dourados, MS. **Ciência Rural**, v.28, n.1, p.29-34, 1998.
- FIETZ, C.R.; URCHEI, M.A.; FRIZZONE. J.A.; FOLEGATTI, M.V. **Probabilidade de ocorrência de períodos secos e chuvosos na região de Dourados, MS.** In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 10., Piracicaba, 1997. **Anais.** Piracicaba: SBA/ESALQ/USP, 1997. p.37-38.

- FIGUEREDO JÚNIOR, L.G.M. Modelo para estimativa de produtividade da cultura de milho no estado de São Paulo. 100p., Piracicaba, 2004, Tese (Doutorado), Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo.
- FISHER, R.A. On the mathematical foundations of theoretical statistics. **Philosophical Transactions Royal Society**. Série A, v.222, p.309-368, 1941.
- FNP CONSULTORIA & AGROINFORMATIVOS - AGRIANUAL 2003 Anuário da agricultura brasileira. São Paulo, 2003, p.413-434 (Milho).
- FNP CONSULTORIA & AGROINFORMATIVOS, AGRIANUAL 2001: Anuário da agricultura brasileira, São Paulo, 2001, p.417-438 (Milho).
- FNP CONSULTORIA & AGROINFORMATIVOS, AGRIANUAL 2002. Anuário da agricultura brasileira, São Paulo, 2002, p.417-437 (Milho).
- FONSECA, V.O.; ALBUQUERQUE, J.A.S. Estimativa dos parâmetros da distribuição gama de probabilidades para totais de precipitação em uma região de Pelotas, RS. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.13, n.3, p.47-58, 1978.
- FRATTINI, J, A., **Cultura do milho**: instruções sumárias, Campinas: CATI/COT, 1975. 26 p. (Mimeografado).
- FRÈRE, M.; POPOV, G.F. **Pronóstico de cosechas basado en datos agrometeorológicos**. Roma: FAO, 1980. 68p. (Estudio FAO: Produccion y Proteccion Vegetal, 17).
- FRIZZONE, J.A.; RETTORE, P.R.; PEREIRA, G.T. Análise de distribuição das precipitações em períodos de 5 a 10 dias na região de Pereira Barreto-SP utilizando a distribuição gama incompleta. **Irrigação e Tecnologia Moderna**, v.22, p.2-4, 1985a.
- FRIZZONE, J.A.; RETTORE, P.R.; PEREIRA, G.T. Estudo da distribuição e frequência das precipitações quinzenais e mensais na região de Pereira Barreto-SP pela distribuição gama incompleta. **Ciência e Prática**, v.9, n.1, p.118-125, 1985b.
- GADIOLI, J.L. Estimativa de produtividade de grãos e caracterização fitotécnica da cultura do milho (*Zea mays L.*). Piracicaba, 1999. 86 p. Dissertação (Mestrado) Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo.
- GARCIA, E.A.C.; CASTRO, L.H.R. Análise da frequência de chuva no Pantanal Matogrossense. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.21, n.9, p.909-925, 1986.

- GENNEVILLE, M. S.; BOOCK, A. Modelo estocástico para simulação da precipitação pluviométrica diária de uma região. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v.18, n.9, p.959-966, 1983.
- GOUDRIAAN, J.; LAAR, H.H. van. **Modelling potencial crop growth processes: textbook with exercises**. Dordrecht: Kluwer Academic. 1994. 238p. (Current issues in production Ecology, 2).
- HEEMST, H.D.J. van. Physiological principles. In: KEULEN, H.van.; WOLF, J. **Modeling of agricultural production: Weather, soils and crops**. Wageningen: Pudoc, 1986. p.13-26.
- HEEMST, H.D.J.van; MERKELIJN, J.J.; van KEULEN, H. Labour requirements in various agricultural systems. **Quarterly Journal of International Agriculture**. v.20, p.178-201, 1981.
- HOEL, P.G. **Estatística Matemática**. 4. ed. Rio de Janeiro: Editora Guanabara, 1980. 373p.
- HOFFMANN, A.; NACHTIGAL, J.C.; ROSSAL, P.A.L.; ASSIS, F.N. Estimativa da primeira data do outono e ultima data da primavera com temperatura do ar menor ou igual a 0°C em Pelotas-RS. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.2, p.65-68, 1994.
- HOOGENBOOM, G. Contribution of agrometeorology to the simulation of crop production and its applications. **Agricultural and Forest Meteorology**, n.103, p.137-157, 2000.
- HUANG, B.K. **Computer Simulation Analysis of Biological and Agricultural Systems**. New York: CRC Press, 1993. 613p.
- INFORMAÇÕES AGRONÔMICAS (ENCARTE TÉCNICO)-**POTAFOS**, n. 101, março de 2003. Piracicaba, SP. 12p.
- INFORMAÇÕES AGRONÔMICAS-**POTAFOS**, n. 103, setembro de 2003. Piracicaba, SP. 20p.
- JONES, J.W.; MISHOE, J.W.; BOOTE, K.J. **Introduction to simulation and modeling**. Gainesville: Food and Fertilizer Technology Center. 1987, 18p. (Technical Bulletin, 100).

- JONES, C. A.; ROESSLER, J.; QUATTAR, S. Thermal environment during endosperm cell division in maize. Effects on number of endosperm cells and starch granules. **Crop Sciences**, n.25, p.830-834. 1985.
- KINIRY, J.R.; BONHOMME, Predicting maize phenology, in: HODGES, C., (Ed.). **Predicting crop phenology**, Boca Raton: CRC Press, Ann. Arbor. Boston. p.115-131, 1991.
- KORTUM, F. Lecture 4: selection. www.econ.umn.edu/~kortum/courses/fall02/lecture4k.pdf (15/dez./2003).
- KROPFF, M.J.; MATTEWS, R.B.; van LAAR, H.H.; ten BERGE, H.F.M. The rice model oryza and its testing. In: MATTHEWS R.B.; KROPFF, M.J.; BACHELET, D.; van LAAR, H.H. (Ed.). **Modeling the impact of climate change on rice production in Asia**. Manila: International Rice Research Institute, 1995. p.27-50.
- LARCHER, W. Radiação e temperatura: energia, informação, estresse. In: **Ecofisiologia vegetal**. São Paulo: E.P.U., 1986. p.12-63.
- LEAL, M.A.A.; DE-POLLI, H. Aplicações de modelos ao estudo da matéria orgânica do solo. In: SANTOS, G.A.; CAMARGO, F.A.O. (Ed.) **Fundamentos da matéria orgânica do solo: ecossistemas tropicais e subtropicais**. Porto Alegre: Gênese, 1999. p.245-264.
- LEHMER, D. H. In: SYMPOSIUM ON LARGE-SCALE DIGITAL COMPUTING MACHINERY., 2., Massachusetts, 1951. **Proceedings Massachusetts Harvard University Press**, Cambridge, 1951. p.15.
- LEOPOLD, A.C. **Plant growth and development**. New York: Mc-Graw-Hill, 1964. 465p.
- LIMA, M.G. Calibração e validação do modelo Ceres-maize em condições tropicais do Brasil. Piracicaba, 1995. 119p. Tese (Doutorado) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo.
- LISBOA, J.A.P.; SCORTEGAGNA, G.A.; GOMES, D.N. Milho. **Revista Genótipo**, v.2, p.32-35, 1999.

- LIU, W.T.H. Estimativa da produtividade de milho usando o modelo fisiológico Ceres-Maize. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA 6., Maceió, 1989. Fundação Cargill, Maceió: **Anais**. 1989. p.400-401.
- LIU, W.T.H.; LIU, B.W.Y. Modelo de previsão de produtividade de soja no Estado de Minas Gerais. In: CONGRESSO INTERAMERICANO DE METEOROLOGIA 1., Brasília, 1986. **Anais**. Brasília: Sociedade Brasileira de Meteorologia, 1986. p.15-18.
- LOWENBERG-DEBOER, J. Adoption patterns for precision agriculture. Milwaukee, WI: The Engineering Society for Advance Mobility Land Sea Air and Space. 1998. (SAE Technical Paper Series No. 982041).
- LOZARDA, B.I.; ANGELOCCI, L.R. Efeito da temperatura do ar e da disponibilidade hídrica do solo na duração de subperíodos e na produtividade de um híbrido de milho (*Zea mays*, L.). **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.7, n.1, p.37-43, 1999.
- MARQUES JÚNIOR, S.; PAZ, V.P.S.; COSTA, R.N.T.; FRIZZONE, J.A. Modelo computacional, para estimativas das precipitações mensais prováveis utilizando a distribuição gama incompleta. **Engenharia Rural**, v.5, n.1, p.21-33, 1994.
- MARTINS, M.J. **Simulação (1ª parte)**. Lisboa: Instituto Superior de Agronomia, 2003. 60p. (Notas de Aula).
- MEDEIROS, L.P.S.; WESTPHALEN, S.L.; MATZENAUER, R. et al. Relações entre evapotranspiração e produtividade de grãos de milho. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**. v.26, n.1, p.1-10, 1991.
- MEDINA, B.F. **Adequação do ajuste de dados de precipitação do estado do Rio Grande do Norte a duas funções de distribuição de probabilidade**. Mossoró, ENA/ESAM, 1989. 23p. (ENA/ESAM, Boletim Técnico Científico, 8 - coleção Mossoroense, série B, 666).
- MEDINA, B.F.; MAIA NETO, J.M. **Probabilidade de precipitação para a estação chuvosa do Estado do Rio Grande do Norte**. Mossoró: ENA/ESAM, 1989. 47 p (Boletim Técnico Científico, 10).
- MEYER, P.L. **Probabilidade: aplicações à estatística**. Rio de Janeiro: Livro Técnico, 1969. 391p.

- MENDES, B. V. M. **Introdução à análise de eventos extremos**. Rio de Janeiro: E-Papers serviços editoriais, 2004. 232p.
- MONDRAGÓN, V.E.C. Estimativa da produtividade da cultura do milho em Minas Gerais, baseada em variáveis e em tendência tecnológica. Viçosa, 1990, 68p Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Viçosa.
- MORETTIN, P.A.; BUSSAB, W.O. **Estatística básica.**, São Paulo: Saraiva, 2003. 526p.
- MOTA, F.S. Radiação solar e plantas cultivadas. In: **Meteorologia agrícola**. São Paulo: Nobel, 1987. p.63-125.
- MOTA, F.S. Weather - Technology models for corn and soybeans in the South of Brazil. **Agricultural Meteorology**, n.28, p.49-64, 1983.
- MUCHOV, R.C.; HAMMER, G.L.; CARBERRY, P.S. Optimizing crop and cultivar selection in response to climatic risk. In: MUCHOV, R.C.; BELLAMY, J.A. (Ed.) **Climatic risk in crop production models and management for the semiarid Tropics and Subtropics**. Wallingford: CAB International, 1991. p.235-262.
- MUNAKATA, K. Simulation of population photosynthesis and dry matter production. In MATSUO, T.; KUMAZAWA, K. ISHII, R.; ISHIHARA, K.; HIRATA, H. (Ed.) **Science of the rice plant**, 1995, v.2, p.671-684. (Physiology, food and Agricultural policy Research Center).
- NELSON, W.L.; DALE, R.F. Effect of trend or technology variables and record period on prediction of corn yields with weather variables. **Journal of Applied Meteorology**, n.17, p.926-933, 1978.
- NUNES, F.C.F. de P. Relações entre irregularidades pluviométricas, desenvolvimento fenológico e produtividade do milho (*Zea mays L.*) e Probabilidade de frustração de safra. Fortaleza. 1993, 147p. (Mestrado)-Universidade Federal do Ceará.
- OMETTO, J.C. **Bioclimatologia vegetal**. São Paulo: Ceres, 1981. 440p.
- PANDOLFO, C. Parâmetros básicos para uso na modelagem do rendimento de matéria seca em alfafa (*Medicago sativa L.*). Porto Alegre, 1995. 128p. Dissertação (Mestrado)-Faculdade de Agronomia, Universidade do Rio Grande do Sul.

- PATERNIANI, E. **Melhoramento e produção de milho no Brasil**. São Paulo: Fundação Cargill, 1978. 650p.
- PAUSTIAN, K.; PARTON, W.J.; PERSSON, J. Modeling soil organic matter in organic-amended and nitrogen fertilized long-term plots. **Soil Science Society of America Journal**, v.56, p.476-488, 1992.
- PEDRO JÚNIOR, M.J., CAMARGO, M.B.P., MIRANDA, M.A.C. et al. Teste de modelo agrometeorológico para estimativa da produtividade da cultura da soja de ciclo precoce. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 3., Campinas, 1983. **Anais**, Campinas: Sociedade Brasileira de Agrometeorologia, 1983. p11-17.
- PEREIRA, A.R.; ANGELOCCI, L.R.; SENTELHAS, P.C. **Agrometeorologia, fundamento e aplicações práticas**. Guaíba: Agropecuária, 2002. 478p.
- PEREIRA, A.R.; MACHADO, E.C. **Análise quantitativa do crescimento de comunidade vegetal**. Campinas: Instituto Agrônomo, 1987. 33p. (Boletim Técnico, 114).
- PEREIRA, F.A.C. **Desempenho do modelo de Penman-Monteith e de dois evaporímetros na estimativa da evapotranspiração de referência (ET_o) em relação a um lisímetro de pesagem**. Piracicaba, 1998. 87p. Tese (Doutorado) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz". Universidade de São Paulo.
- PIMENTA, H.S., FANCELLI, A.L.; DOURADO NETO, D. Modelo matemático para estimar o acúmulo de matéria seca e prever as épocas do florescimento e do ponto de maturidade fisiológica da cultura de feijão. **Scientia Agrícola**, v.56, n.4, p.915-920, 1999.
- PIRES, R.F.; ANGELOCCI, L.R.; ALFONSI, R.R.; Probabilidades mensais de ocorrência de rajadas máximas de vento nas localidades de Ribeirão Preto e Jaú, SP. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 11., Florianópolis, 1999. **Anais**. Florianópolis: Sociedade Brasileira de Agrometeorologia; UFSC, 1999. p.320.
- RASCHKE, K. Heat transfer between the plant and the environment. **Annual Review of Plant Physiology**, v.11, p.111-126, 1960.

- REICHARDT, K. **A água em sistemas agrícolas**. São Paulo: Manole, 1987. 188p.
- REVISTA GEODÉSIA. Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, SC. (<http://www.geodesia.ufsc.br/geodesia.online/arquivo/conea7/488.pdf>)(12 out 2003).
- ROSENBERG, N.J.; BLAD, B.L.; VERMA, S.B. **Microclimate**: the biological environment. New York: John Wiley, 1983. 495p.
- RUNGE, E.C.A.; ODELL, R.T. The relation between precipitation temperature and the yield of corn on the agronomy South Farm, Urbana, Illinois. **Agronomy Journal**, n.50, p.446-454, 1958.
- SÁ, M. de. Aspectos morfológicos e fisiológicos de cultivares modernas e primitivas de milho. Lavras, 2001. 54p. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Lavras.
- SAAD, J.C.C. Estudo das distribuições de frequência da evapotranspiração de referência e da precipitação pluvial para fins de dimensionamento de sistemas de irrigação. Piracicaba, 1990. 124p. (Mestrado) - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo.
- SAAD, J.C.C., FRIZZONE, J.A. Estudo da distribuição de frequência da precipitação pluvial, visando o dimensionamento de sistemas de irrigação. **Irriga**, v.3, n.1, p.35-46, 1998.
- SALISBURY, F.B. **Plant Physiology**. Belmont: Wadsworth, 1992. 682p.
- SAS. Institute. **QC SOFTWARE**: Usage and reference. In: Capability procedure. Cary: STATISTICAL ANALYSES SYSTEM INSTITUTE: release 6.02, v.1, 823p. 1996.
- SEDIYAMA, G.C.; CHANCELLOR, W.J.; BURKHARDT, T.H.; GOSS, J.R. Simulação de parâmetros climáticos para a época de crescimento das plantas. **Revista Ceres**, v.25, n.141, p.455-466, 1978.
- SEGOVIA, R.M.; ANDRADE, E.O. Um modelo de determinação do efeito da precipitação pluviométrica na produtividade agrícola. **Coleção Análise e Pesquisa**, v.24, p.11-18, 1982.
- SHAW, R.H. Climatic requirements. In: **Corn and corn improvement**. Madison: Wisconsin, American Society of Agronomy, Publisher, 1977. p.591-623 (Serie Agronomy, 18).

- SHUMWAY, R. H.; STOFFER, D. S. **Time series analysis and its applications**. New York: Springer, 2000. 549 p. ([http:// anson.ucdavis.edu/ ~shumway/ tsa.html#2](http://anson.ucdavis.edu/~shumway/tsa.html#2)). (10 nov 2003).
- SILVA, E.L.; MARTINEZ, L.F.; YITAYEW, M. Relação entre coeficientes de cultura e graus-dia de desenvolvimento de alface. **Horticultura Brasileira**, v.17, n.2, p.134-142, 1999.
- SILVA, G.L.S.P.; VICENTE, J.R.; CASER, D.V. **Variações do tempo e produtividade agrícola, um subsídio à previsão de safras no Estado de São Paulo**. Campinas, Fundação Cargill, 1986. 148p.
- SILVA, J.B.; AMARAL, E. **Precipitações pluviométricas em Pelotas, RS**. Tabelas de Probabilidade. Pelotas: Ed. UFPEL, 1984. 41p.
- SILVA, J.B.; BURGUEÑO, L.E.T.; FERREIRA, C.C.; PEREIRA, R. da S. Umidade relativa em Pelotas-RS. I - Análise estatística. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.10, n.1, p.129-134, 2002.
- SILVA, J.B.; CUNHA, F.B.; GAVIÃO NETO, W.P. Modelagem das chuvas trimestrais por regiões homogêneas no Estado do Ceará. **Revista Brasileira de Agrometeorologia**, v.9, n.2, p.317-324, 2001.
- SOUSA, S.A.V. **Programa computacional para simulação da ocorrência de veranicos e queda de produção**. Piracicaba, 1999. 124p. Tese (Doutorado) - Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz". Universidade de São Paulo.
- STEWART, J.I.; HASH, C.T. Impact of weather analysis on agricultural production and planning decisions for the semiarid areas of Kenya. **Journal of Applied Meteorology**, n.21, p.477-493, 1982.
- SUBBARAMAYYA, I.; RUPA KUMAR, K Crop-weather relationships of sugarcane and yield prediction in northeast. Andhra Pradesh, India. **Agricultural Meteorology**, n.21, p.265-279, 1980.
- TERUEL, D.A. Modelagem do índice de área foliar da cana-de-açúcar em diferentes regimes hídricos. Piracicaba, 1995. 93p. Dissertação (Mestrado)-Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo.

- THESHOW, M. **Environment and plant response**. New York: McGraw-Hill, 1970, 422p.
- THOM, H.C.S. **Some methods of climatological analysis**. Roma: FAO, 1966. 50p. (Technical Notes, 81).
- THOM, H.C.S. A note on the gamma distribution. *Monthly Weather Review*. **Washington**, v.86, n.4, p.117-122, 1958.
- THOMPSON, L.M. Weather and technology in the production of corn in the U.S. corn belt. **Agronomy Journal**, n. 61, p.453-456, 1969.
- THORNLEY, J.H.M. **Mathematical models in plant physiology**: a quantitative approach to problems in plant and crop physiology. London: Academic Press, 1976. 318p.
- THORNTON, C.W.; MATHER, J.R. The water budget and its use in irrigation. Washington: United States, Department of Agriculture. **Yearbook of Agriculture**, 1955. p.346-357.
- TOLLENAAR, M.; DAYNARD, T. B. Relationship between assimilate source and reproductive sink in maize grown in a short season environment, **Agronomy Journal**, v. 70, p.219-223, 1977.
- TOLLENAAR, M.; DAYNARD, T. B.; HUNTER, T. B. Effect of temperature sensitive period for leaf number of maize. **Crop Science**, v. 23, p.457-460, 1979.
- TSUNECHIRO, A. **Aspectos econômicos da cultura do milho no Estado de São Paulo**. In: DUARTE, A.P.; PATERNIANI, M.E.A.G.Z. (Ed.). *genótipos de milhos no Estado de São Paulo*, Campinas: IAC, 1983. p.1-8 (Documentos, 58).
- VALDIVIESO SALAZAR, C.R. **Distribuição de probabilidades de chuvas mensais registradas na estação do perímetro irrigado de Bebedouro, Petrolina, PE**. Petrolina, PE: EMBRAPA – CPATSA, 1985. 24p. (EMBRAPA-CPATSA. Boletim de Pesquisa, 26).
- VERNICH, L.; ZUANNI, F. About the minimum number of years required to stabilize the solar irradiation statistical estimates. **Solar energy**, v. 57, n.6, p.445-447, 1996.
- VIANELLO, R.L.; ALVES, A.R. *Meteorologia básica e aplicações*. Viçosa: UFV. Imprensa Universitária. 2000. 449p.

- VILLA NOVA, N.A. **Dados meteorológicos do município de Piracicaba**. Piracicaba: ESALQ/Departamento de Ciência Exatas, 2003. 2p.
- VILLA NOVA, N.A.; PEDRO JÚNIOR, M.; PEREIRA, A.R.; OMETTO, J.C. Estimativa de graus-dia acumulados acima de qualquer temperatura base, em função das temperaturas máxima e mínima. **Cadernos de Ciências da Terra**, n.30, 1972. 8p.
- VILLANUEVA, J.G. Estudo do coeficiente de transferência do vapor d'água sobre a cultura do feijão. Piracicaba, 1987. 58 p., Dissertação (Mestrado)-Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Universidade de São Paulo.
- VYN, T.J. Nutrient placement and high yield management in corn. In: InfoAg 2001 CONFERENCE PROCEEDINGS. Indianapolis, 2001 (Compact Disc).
- WHISLER, F.D.; ACOCK, B.; BAKER, D.N.; FYE, R.E.; HODGES, H.F.; LAMBERT, J.R.; LEMMON, H.E.; McKINION, J.M.; REDDY, V.R. Crop simulation models in agronomic systems. **Advances in Agronomy**, v.40, p.141-208, 1986.
- WILLMOTT, C.J. **On the validation of models**. Physical Geography, Silver Spring, v.2, p.184-194, 1981.
- WISLIE, C.P. **Crop adaptation and distribution**. San Francisco: W. H. Freeman and Company, 1962. 448p.
- WOLF, J.M. Probabilidades de ocorrência de períodos secos na estação chuvosa para Brasília. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 12, n.(único), p.141-150, 1977.
- WORLEY, J.W.; BOLLINGER, J.A.; WOESTE, F.E.; KLINE, K.S. Graphic Distribution Analysis (GDA). **American Society of Agricultural Engineers**, v.6, n.3, p.367-371, 1990.
- ZONEAMENTO AGRÍCOLA- Safra 99/2000. Brasil; culturas: algodão, arroz, feijão, maçã, milho, soja e trigo. Estados: RS, SC, PR, MG, RJ, SP, DF, GO, MT, MS, TO, AL, BA, CE, MA, PB, PI, RN, SE. Brasília: MA/CER/Coordenação Nacional do Zoneamento Agrícola, 1999. 2000.
- YAMADA, T. O nitrogênio e o potássio na adubação da cultura do milho. **Informações Agronômicas**, n.78, p.1-4, junho, 1997.

YIN, X. Quantifying the effects of temperature and photoperiod on phenological development to flowering in rice. Wageningen, 1996, 173p. Thesis (Ph.D.) - Wageningen Agricultural University.

APÊNDICE