

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JULIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CÂMPUS DE BOTUCATU

**FUNÇÃO GOMPERTZ APLICADA À MODELAGEM DE PRODUÇÃO DO
BIOGÁS EM BIODIGESTOR TIPO BATELADA**

SIMONE DE CASTRO QUEIROZ

*Dissertação apresentada à Faculdade de
Ciências Agronômicas da Universidade
Estadual Paulista, Câmpus de Botucatu, para
obtenção do Título de Mestre em Agronomi –
Área de Concentração Energia na Agricultura.*

BOTUCATU –SP

2001

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JULIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS AGRONÔMICAS
CÂMPUS DE BOTUCATU

**FUNÇÃO GOMPERTZ APLICADA À MODELAGEM DE PRODUÇÃO DO
BIOGÁS EM BIODIGESTOR TIPO BATELADA**

SIMONE DE CASTRO QUEIROZ

Orientador : Prof. Dr. José Raimundo de Souza Passos

*Dissertação apresentada à Faculdade de
Ciências Agronômicas da Universidade
Estadual Paulista, Câmpus de Botucatu, para
obtenção do Título de Mestre em Agronomia –
Área de Concentração Energia na Agricultura.*

BOTUCATU –SP

2001

*Às pessoas que completam
minha vida com carinho e amor e que se
empenharam para a realização de meu
ideal: **Sebastião e Norma**, meus pais, e
meus filhos : **Angelo e Michelle**.*

DEDICO.

AGRADECIMENTOS

- A **DEUS**, o meu muito obrigado por ter me ajudado a vencer minhas dificuldades para concluir este trabalho que fiz com tanto amor e carinho;
- Ao **prof. Dr. José Raimundo de Souza Passos**, pelo apoio constante, incentivo na orientação e pela amizade a mim dispensada;
- Aos professores **Maria Teresinha Trovarelli Tornero e Jorge de Lucas Junior**, pelas correções como banca examinadora;
- Aos **professores do curso de Energia**, que muito somaram ao meu aprimoramento.
- A **toda minha família**, que sempre me incentivou e apoiou nos momentos difíceis;
- Ao amigo **Mauro**, pelo ajuda carinhosa nas correções finais;
- A **todos os meus amigos** e companheiros de curso, por todos os anos sempre presentes, pelos sorrisos e convivência harmoniosa;
- À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES;
- A **todos** aqueles que direta ou indiretamente colaboraram para a realização deste trabalho.

SUMÁRIO

LISTA DE QUADROS	VI
LISTA DE FIGURAS	VII
RESUMO	1
SUMMARY	2
1 INTRODUÇÃO	3
2 REVISÃO DE LITERATURA	7
2.1 Processos Anaeróbios dentro de Biodigestores	7
2.2.1 Modelos Não-lineares	12
2.2.1.1 Modelos Estatísticos e Determinísticos.....	12
2.2.1.2 Modelos Lineares e Não-lineares	13
3 MATERIAL E MÉTODOS	15
3.1 Material	15
3.2 Desenvolvimento Metodológico	18
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	20
4.1 Modelagem usando uma Gompertz	20
4.2 Modelagem com mistura de duas Gompertz.....	26
4.3 Estudo das propriedades dos estimadores dos Parâmetros do Modelo Gompertz.....	33
4.4 Proposta de Pesquisa	39
5 CONCLUSÕES	42
6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	44
APÊNDICE.....	47

Lista de Quadros	Página
Quadro 1 - Produções médias de biogás, acumuladas de sete dias, em m ³ e em produção acumulada em m ³ , para os diferentes tipos de camas de frangos do 1 ^o ciclo (SANTOS & LUCAS, 1997).	16
Quadro 2 - Produções médias de biogás, acumuladas de sete dias, em m ³ e em produção acumulada em m ³ , para os diferentes tipos de camas de frangos do 2 ^o ciclo (SANTOS & LUCAS, 1997).	17
Quadro 3 - Estimativas dos Parâmetros $\hat{a}$, $\hat{b}$ e $\hat{g}$, Coeficiente de Determinação R ² (%), Variância Residual ($\hat{\sigma}^2$) e Ponto de Inflexão (I) em dias.	20
Quadro 4 - Comparação entre os alfa estimados pelo teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ou Dunn e de Mann-Whitney, segundo ciclo e tipos de camas de frangos.	31
Quadro 5 - Comparação entre os beta estimados pelo teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ou Dunn e de Mann-Whitney, segundo ciclo e tipos de camas de frangos.	31
Quadro 6 - Comparação entre os gama estimados pelo teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ou Dunn e de Mann-Whitney, segundo ciclo e tipos de camas de frangos.	32
Quadro 7 - Comparação entre os pontos de inflexão estimados pelo teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ou Dunn e de Mann-Whitney, segundo ciclo e tipos de camas de frangos.	33
Quadro 8 – Valores p referentes aos testes de normalidade das distribuições amostrais dos estimadores dos parâmetros do modelo.	34

Lista de Figuras**Página**

Figura 1 - Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama maravalha no 1 ^o ciclo.	23
Figura 2 - Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier + maravalha no 1 ^o ciclo.	23
Figura 3 - Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier no 1 ^o ciclo.	24
Figura 4 - Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama maravalha no 2 ^o ciclo.	25
Figura 5 - Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier + maravalha no 2 ^o ciclo.	25
Figura 6 - Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier no 2 ^o ciclo.	26
Figura 7 - Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama maravalha no 1 ^o ciclo.	27
Figura 8 - Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier + maravalha no 1 ^o ciclo.	28
Figura 9 - Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier no 1 ^o ciclo.	28
Figura 10 - Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama maravalha no 2 ^o ciclo.	29
Figura 11 - Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier + maravalha no 2 ^o ciclo.	29

Figura 12 – Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier no 2 ^o ciclo.	30
Figura 13 - Distribuição Amostral do estimador $\hat{g}$, segundo tratamentos (ciclo e cama).	36
Figura 14 - Distribuição Amostral do estimador $\hat{b}$, segundo tratamentos (ciclo e cama).	37
Figura 15 - Distribuição Amostral do estimador $\hat{a}$, segundo tratamentos (ciclo e cama).	38
Figura 16 – Balanço da produção de biogás num Sistema de Biodigestores tipo Batelada.	41

RESUMO

O presente trabalho tem por objetivo a modelagem estatística da produção de biogás, utilizando-se de modelos de regressão não-linear, a partir do estudo da biodigestão anaeróbia de três tipos de camas de frangos de corte (napier, mistura de napier+maravalha e maravalha), obtidos após um ciclo de criação e após reutilização em um segundo ciclo. Para cada ciclo, foram obtidos dados relativos às produções médias de biogás, apresentados sob forma de totais semanais, em m^3 e em valores acumulados para cada substrato. Foi feita a modelagem estatística, a partir dos tratamentos definidos, utilizando-se do modelo Gompertz de regressão não-linear, segundo duas linhas metodológicas distintas. Inicialmente, foram considerados modelos de regressão não-linear somente com um componente determinístico e, posteriormente, com dois componentes (mistura). Foram estudadas as propriedades amostrais dos estimadores através de simulações sob a ótica distribucional. A aproximação de uma Gompertz do modelo estatístico proposto para o volume de biogás para os três tipos de camas de frangos mostrou-se adequada em todas as situações experimentais, permitindo estimar os parâmetros envolvidos no modelo, utilizando-se técnicas não-paramétricas. O modelo com mistura de duas Gompertz proporcionou bom ajuste aos dados, mas com dificuldades de convergência no processo de estimação dos parâmetros, no qual ocorreu a heterocedasticidade dos erros, isto é, a parte aleatória do modelo não teve variância constante.

THE GOMPERTZ FUNCTION APPLIED TO MODELING BIOGAS PRODUCTION IN BATCH BIODIGESTOR. Botucatu, 2001. 64p. Dissertação (Mestrado em Agronomia/Energia na Agricultura) – Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista.

Author: Simone de Castro Queiroz

Adviser: José Raimundo de Souza Passos

SUMMARY

In this work, the Gompertz model was used to fit the biogas production in batch biodigestor obtained from the anaerobic digestion of three poultry litter kinds (elephant grass, elephant grass + wood shavings and wood shavings). Two strategies of modeling was proposed, i.e., using one and two (mixture) deterministic components in the statistical models. Results showed that Gompertz model with just a deterministic component fits very well, and allowed to compare the estimated parameters among the poultry litter kinds by nonparametric techniques. Although the models with the mixture fits better than the other one, there are some problems with the convergence processes and the parameter estimation.

1 INTRODUÇÃO

A crescente crise de combustíveis vem exigindo dos cientistas um esforço cada vez maior para o incremento da produção de energia através de métodos mais aperfeiçoados que maximizem a eficiência da utilização das formas renováveis de suprimento de energia, sem degradar o meio ambiente.

O petróleo atualmente é o combustível de que mais dependemos, responsável pelo padrão energético da nossa civilização, considerado como fonte de energia poderosa e antigamente como barata. Com o petróleo se produz muita coisa, por exemplo, borracha, plástico, tinta, adubos, defensivos e, inclusive, geração de eletricidade.

Mas, apesar de sua imensa utilidade, também gera alguns problemas. Além de grande poluidor do meio ambiente, as reservas de combustíveis fósseis são limitadas, isto é, elas são fontes de energia não renováveis.

Assim, no início dos anos 70, os cientistas começaram a pesquisar outras formas de energia, passando pelo carvão, usinas atômicas e chegando a outras formas de energias que existem no planeta, tais como: energia dos ventos, das águas, das marés e, principalmente, a energia solar.

A energia pode ser aproveitada não só diretamente, por meio dos coletores solares e outras tecnologias semelhantes, mas, principalmente, através da biomassa, combustível “mais” inesgotável que se conhece (NOGUEIRA, 1986).

A toda matéria orgânica que foi ou é viva, isto é, vegetal, animal ou bactéria, chama-se biomassa. Esta é constituída de diversos tipos de moléculas, compostas principalmente por carbono, associado a outros elementos como hidrogênio, oxigênio e nitrogênio. Embora essas moléculas difiram entre si em função do tipo de vida de que se originaram, duas propriedades são comuns a todos os organismos hoje existentes na face da terra: a capacidade de manter sua individualidade por um período de tempo e a habilidade de produzir descendentes da mesma espécie.

Essa autopreservação e auto-reprodução em face de um meio ambiente em constante mudança dependem, ao nível molecular, da presença e organização de três tipos fundamentais de moléculas gigantes, ou macromoléculas. Estas são as proteínas, que desempenham um importante papel na estrutura, manutenção e reprodução dos seres vivos, e constituem parte fundamental das membranas, as quais mantêm a integridade física dos organismos, formando também enzimas, que catalisam suas reações metabólicas. Os carboidratos e seus derivados armazenam energia química, que pode ser utilizada para manutenção e reprodução.

O ácido nucléico DNA (ácido desoxirribonucléico) e o RNA (ácido ribonucléico) são moléculas da hereditariedade. Outra importante classe de moléculas são os lipídios, também conhecidos como glicerídeos, os quais estão envolvidos na estrutura da membrana e no armazenamento de energia. Podemos considerar os carboidratos, como os lipídios, reservas naturais da célula, ou seja, seu combustível (DEBUSK, 1971, HERKOWITZ, 1971).

Toda matéria viva, após a sua morte, é decomposta por bactérias microscópicas. Por exemplo, as bactérias degradam moléculas complexas como a celulose, um carboidrato vegetal muito comum. Assim as bactérias retiram parte das substâncias de que necessitam para continuarem vivas, lançando na atmosfera gases e calor. Este gás, produzido pela decomposição bacteriana de matéria orgânica sob condições anaeróbias (sem oxigênio), é chamado de biogás (NOGUEIRA, 1986).

O biogás é um gás inflamável, composto principalmente de metano (CH_4) e de dióxido de carbono (CO_2). As bactérias com capacidade de produção de metano são denominadas metanogênicas. Devido à grande porcentagem de metano (50 a 60%) no

biogás, este pode ser utilizado para funcionar motores, geradores, motopicadeiras, refrigeradores de leite, geladeiras, fogões, incubadoras, etc., substituindo o gás liquefeito de petróleo na cozinha, e a energia elétrica consumida em eletrodomésticos.

O biogás pode ser produzido, nas propriedades rurais, em um biodigestor, que consiste basicamente de um tanque de fermentação anaeróbia (BARRERA, 1993).

A biodigestão anaeróbia proporciona um avanço importante no sentido da solução do problema da disponibilidade de combustível no meio rural, ou seja, uma opção alternativa de energia; também tem como produto o biofertilizante e é uma “maneira adequada” para o saneamento. O saneamento merece hoje um destaque importante, pois há consideráveis quantidades de resíduos que, se mal manejados, podem causar impactos ao meio ambiente.

O aproveitamento energético dos efluentes agropecuários como fonte energética, além de ser uma alternativa aos combustíveis fósseis, destrói os agentes patogênicos, elimina o risco de contaminação e propagação de doenças e elimina os riscos de contaminação que os resíduos podem provocar se não forem tratados. Existem preocupações ambientais no que respeita à contaminação dos cursos de água superficiais e subterrâneas, pelo que a regulamentação relativa ao tratamento de efluentes tem vindo a ser gradualmente mais restritiva.

A modelagem Estatística e Matemática desempenha um papel importante nas Ciências Agrárias, contribuindo para explicação de muitos fenômenos naturais, em particular, no estudo de problemas ligados à Agricultura. Nesse contexto, modelos de regressão não-linear são uma ferramenta de grande utilidade de que dispõe o profissional da área de Ciências Agrárias para explicar, por exemplo, as variações da produção de biogás no tempo. Essa modelagem permite que se possa avaliar os efeitos de variáveis ambientais como temperatura e umidade, e de variáveis ligadas ao reator, como constituição do substrato e tempo de retenção hidráulica, na dinâmica da produção de biogás.

O presente trabalho tem por objetivo a modelagem estatística da produção de biogás em biodigestor tipo batelada, utilizando-se de modelos de regressão

não-linear, no processo de biodigestão anaeróbia, a partir de três tipos de camas obtidos em dois ciclos de criação de frangos de corte (SANTOS & LUCAS JR., 1997).

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Processos Anaeróbios Dentro de Biodigestores

Segundo BENINCASA et al. (1991), um biodigestor consiste basicamente de um tanque de fermentação anaeróbia, isto é, sem a presença do ar. A digestão anaeróbia é uma fermentação conduzida por inúmeras espécies de bactérias, na ausência de oxigênio, na qual a matéria orgânica é convertida na mistura de gases que compõem o biogás.

Dentro do contexto de implementação de técnicas voltadas à minimização de impactos ambientais e racionalização do uso de energia, merece destaque a utilização de biodigestores no meio rural, os quais se relacionam aos aspectos de saneamento e energia, além de estimularem a reciclagem orgânica e de nutrientes (LUCAS JR. e SILVA, 1998).

Biodigestor é a estrutura física (câmara) onde se processa a degradação da matéria orgânica, podendo ser cilíndrica (mais comum) ou prismática, vertical e superficial (acima do solo) em sua maioria, acompanhada de uma campânula acumuladora do gás desprendido da digestão da biomassa, o gasômetro.

No interior dos biodigestores, sob condições anaeróbias, há a degradação da matéria orgânica, e os microorganismos derivam sua energia para a síntese

celular por meio de uma série de reações oxidativas, caracterizando o processo chamado de digestão anaeróbia (CURTIS, 1983; ASAE, 1994).

O processo de digestão que ocorre nos biodigestores compreende a transformação de compostos orgânicos complexos em outras substâncias mais simples que são metabolizadas, resultando em uma mistura de gases que inclui o gás metano (CH_4), o gás carbônico (CO_2), a amônia (NH_3), o sulfeto de hidrogênio (H_2S), uma série de compostos reduzidos, além da energia (MAGALHÃES, 1986; ASAE, 1994).

Segundo BENINCASA et al. (1991), os biodigestores são normalmente classificados como “convencionais e não convencionais”. Os biodigestores convencionais ou rurais são conhecidos como biodigestores em batelada (descontínuos) e biodigestores contínuos. Biodigestores em batelada são carregados de uma só vez, mantidos fechados por um período conveniente, sendo a matéria orgânica fermentada descarregada posteriormente. É um sistema bastante simples e de pequena exigência operacional. Sua instalação poderá ser em um tanque anaeróbio ou em uma série de tanques, dependendo das demandas de biogás, da disponibilidade e da qualidade da matéria-prima utilizada. Nos biodigestores contínuos, a alimentação é feita periodicamente, geralmente diária, assim também, o manejo do resíduo. Os tipos mais comuns no Brasil são os modelos clássicos da Índia e da China. O processo é dito contínuo porque a cada carga diária, corresponde um efluente de volume semelhante de material fermentado. A biomassa no interior do biodigestor se movimenta por diferença de carga hidráulica, entre a entrada do substrato e a saída do biofertilizante no momento do carregamento. Cada carga requer um tempo de retenção entre 30 e 50 dias, dependendo se a temperatura do meio onde está inserido o biodigestor é elevada ou baixa. Por essa razão, geralmente os reatores contínuos são subterrâneos. Do mesmo modo que os biodigestores em batelada, os contínuos podem ter o período de retenção reduzido com a introdução de agitação e aquecimento.

As vantagens oferecidas pelo processo de biodigestão anaeróbia incluem a redução em quantidade do material acumulado, requerendo disposição final; a conversão sem criação de poluentes do ar; a produção de valiosos subprodutos como o gás metano, fonte de energia, e resíduo estável, fonte de fertilizante e condicionador do solo.

Tal técnica tem sido empregada há muitos anos para estabilização de esgotos municipais (MERKEL,1981).

A digestão anaeróbia pode ser usada para resíduos, tanto na forma sólida quanto na líquida, constituindo forma eficiente de tratamento por trabalhar quantidades consideráveis de material, produzindo como resultado o biogás e o biofertilizante (HARDOIM, 1999).

Tempo de Retenção Hidráulica (TRH) é o tempo necessário para que a mistura seja digerida no digestor, o que ocorre quando a produção de gás é máxima, obtendo-se biofertilizante de melhor qualidade. O tempo de retenção é determinado pela relação entre o volume do digestor e o volume diário introduzido (volume de carga = água + material orgânico). Diversos fatores podem interferir na eficiência do processo de digestão da matéria orgânica, como, por exemplo, a velocidade de crescimento das bactérias metanogênicas e o tempo de retenção hidráulica, diretamente afetados pelas dimensões do biodigestor; temperatura e umidade relativa do ar; composição, temperatura e pH do substrato; agitação e velocidade de agitação da mistura, entre outros (MAGALHÃES, 1986).

O uso de esterco líquido estabilizado através da digestão anaeróbia para adubação orgânica de capineiras, pastagens e culturas deve ser incentivado. No entanto, é necessário observar as técnicas e tempo de retenção recomendadas, e adotar práticas de manejo que visem minimizar a possibilidade de transferência de contaminantes às pastagens, as quais possam inferir na produtividade dos animais. Biodigestores com capacidade de retenção da carga inferior a 30 dias, e operando sob temperaturas entre 20 e 30⁰ C, não tem capacidade de inativação de número significativo de ovos de nematódeos, sendo seus efluentes veículos de contaminação de culturas e pastagens fornecidas para bovinos (CIÊNCIA RURAL, 1996).

Podemos ter a composição do biogás do material a ser fermentado, do tipo do digestor, da temperatura do local, do tempo de fermentação e da carga do digestor. Em geral, temos a mistura de gasosa formada pela ordem de:

metano	55 a 65%
dióxido de carbono	35 a 45%
hidrogênio	0 a 3%
oxigênio	0 a 1%
gás sulfídrico	0 a 1%.

Deve-se levar em conta que essa mistura anterior depende da atividade de várias populações bacterianas (PROJETO BIOGÁS).

Além de intrinsecamente ligadas à matéria-prima que lhes dão origem, à semelhança de outros gases puros, as características do biogás dependem da temperatura e da pressão, variando com elas e com o teor de umidade do gás. Aquelas de interesse fundamental são o volume, o poder calorífico e a própria umidade.

2.2 Modelos Matemáticos e Estatísticos

Segundo MARTINHÃO (1981), os modelos para biodigestores anaeróbios são formulados através de observações das espécies de bactérias em seus meios, extraindo daí as principais variáveis que influem no seu crescimento ou diminuição. No modelo para descrever a variação do substrato em um biodigestor, no qual se supõe que o crescimento das bactérias depende da quantidade de substrato, e o consumo de substrato depende da quantidade de bactérias, o substrato é “variável”. Assim, o modelo para descrever a interação acima é dado pelo sistema de equações:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{dx}{dt} = (-a + bs)x \\ \frac{ds}{dt} = -cxs \end{array} \right.$$

onde a , b e c são constantes positivas, s quantidade de substrato e x quantidade de bactérias, no qual, na ausência de bactérias, o substrato permanece constante e, na ausência de substrato, as bactérias morrem.

A composição das bactérias que atuam na fermentação do substrato, assim como o processo de formação do biogás, segundo BASSANEZI & FERREIRA JR (1988), são extremamente complexos. Por essa razão, são propostos modelos que relacionem apenas dois dos componentes básicos de um biodigestor: quantidade de bactéria que produz o biogás e quantidade de biogás produzido que continua no interior do biodigestor.

Com o objetivo de discutir os fatores dominantes que influenciam na transferência de massa de gás carbono (CO_2) e metano (CH_4) em biodigestor anaeróbio, MERKEL (1981) estimou aproximações teóricas para calcular transferência de massa (k_{ia}), analisando dados experimentais, usando um modelo matemático que melhor descreveu o processo de digestão anaeróbia.

SANTOS E LUCAS JR (1997) apresentam estudos realizados com biodigestão anaeróbia de três tipos de camas de frangos após um ciclo de criação e reaproveitados num segundo ciclo, mostrando, pela análise de variância, que os três materiais utilizados diferem entre si para os dois ciclos nas produções de biogás.

THOMAS et al.(1993) apresentam modelo genérico de digestão anaeróbica para a simulação de vários tipos de reatores e substratos. Três tipos de reatores anaeróbicos foram utilizados, um batelada, um convencional e um contínuo.

O biodigestor pode ser visto como um sistema de compartimentos. A teoria matemática que estuda o comportamento de sistemas compartimentais é denominada Análise Compartimental (BASSANEZI & FERREIRA JR, 1988).

A história de Análise Compartimental é recente. Em 1948, foi feita a primeira utilização de modelos compartimentais, no qual o trabalho estuda a preparação e as aplicações dos indicadores radioativos, para determinar a distribuição de material no corpo. Em 1966, Rescigno e Segre publicaram um livro que continha muitos casos específicos de modelos de compartimentos. O texto de Sheppard, em 1962, desenvolveu estudos sobre sistemas mamilares. Em 1972, Jacquez publicou um trabalho relativo aos

sistemas compartimentais lineares e não-lineares básicos, indicadores radioativos, o problema inverso, aplicações, modelagem estocástica e controle (ANDERSON, 1983).

Um sistema de compartimentos consiste essencialmente de um número finito de subsistemas homogêneos interligados, chamados compartimentos, que trocam entre si e com o meio ambiente quantidades ou concentrações de materiais (ANDERSON, 1983). A biodigestão anaeróbia pode ser considerada também como um compartimento aberto, no qual existe troca de material com o meio exterior.

A forma geral de um sistema compartimental com n compartimentos é dado por:

$$q_i(t) = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n f_{ij}(q(t), t, a) q_j(t) + I_i(t) - \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^n f_{ji}(q(t), t, a) q_i(t)$$

onde $q_i \geq 0$ é a quantidade de material no compartimento i no instante t ; $f_{ij}q_j$ é o fluxo do compartimento j para o compartimento i ($i \neq j$), isto é, diretamente proporcional à quantidade q_j , mas independente da quantidade q_i do compartimento receptor; $I_i(t)$ é o fluxo do meio ambiente (input) para o compartimento receptor i e f_{0i} é o fluxo de material excretado (ANDERSON, 1983).

Os modelos de compartimentos podem nos auxiliar a definir o melhor componente determinístico para um modelo estatístico, pois se conhecem as bases físicas e químicas do processo a ser modelado.

2.2.1 Modelos Não-Lineares

2.2.1.1 Modelos Estatísticos e determinísticos

Existe um grande número de sistemas, sejam eles Biológicos, Físicos ou Químicos, que pode ser explicado por modelos matemáticos ou determinísticos. De uma maneira geral, pode-se representar um modelo determinístico, utilizando-se de uma equação matemática (1). A resposta ou saída é representada por Y . As variáveis ou

condições de estado do sistema são representadas por $x_1, x_2, \dots, x_n$, e f representa o “modo” (a forma) que se encontra de “ligar”, ou de conectar a saída com a entrada.

$$Y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = f(\mathbf{X}) \quad (1)$$

No entanto, existem outras classes de fenômenos nas quais os modelos determinísticos não são suficientes para que se possa conhecer a saída do sistema. Esses modelos, denominados modelos estatísticos (2), são representados por dois componentes: um matemático ou determinístico (funcional) e outro aleatório.

O componente determinístico é similar a $f(\mathbf{X})$ de (1), com a diferença que contém, em sua estrutura, um vetor de parâmetros θ , ou seja, $f(\mathbf{X}; \theta)$; lê-se: “ $f(\mathbf{X})$ dado θ ”. O componente aleatório, também chamado de erro ou “ruído”, é simbolizado por e . Este é responsável pelo carácter aleatório do vetor de resposta (ou das observações) Y , sendo, pois, associado a um determinado modelo probabilístico, como, por exemplo, Normal, Exponencial, Weibull, Gama, Binomial, Poisson, dentre outros.

$$Y = f(\mathbf{X}; \theta) + e_i \quad (2)$$

2.2.1.1 Modelos Lineares e Não-Lineares

Em muitas situações práticas, o pesquisador observa que o modelo mais apropriado para a situação é linear, por exemplo, (3) e (4). No entanto, encontram-se muitas situações em que o modelo é não-linear, por exemplo (5). Um modelo é dito “não-linear”, se ele é não-linear como função dos seus parâmetros. O modelo (4) tem como forma resultante uma curva, no entanto, o espaço caracterizado por seus parâmetros (espaço paramétrico) é de natureza linear. Modelos que não podem ser linearizados por “anamorfose” são denominados “intrinsecamente não-lineares” (5).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + e_i \quad (3)$$

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + e_i \quad (4)$$

$$Y_i = \beta_0 (\beta_1)^{X_i} + e_i \quad (5)$$

O vetor de parâmetros $\mathbf{b}$, nesses modelos, considerando-se k parâmetros, é da forma:

$\mathbf{b} = [b_1, \dots, b_k]^T$, sendo este uma constante populacional, de valor desconhecido; enquanto os X_i são considerados como constantes pré-fixadas, ou seja, não são variáveis aleatórias.

Para a inferência estatística do modelo linear ou não-linear, pode-se usar um entre dois enfoques: o paramétrico e o não-paramétrico. No primeiro, é necessário admitir uma dada distribuição de probabilidade para o componente aleatório do modelo, denominado erro; no último, não há necessidade desse conhecimento (TORNERO, 1996). Neste trabalho será utilizado o último enfoque.

TORNERO (1996) apresenta modelação de grande variedade de curvas de crescimento, utilizando uma função, ou composição de funções diferentes, respeitando as características do experimento, envolvendo funções logísticas, Gompertz e exponencial.

3 MATERIAL E MÉTODOS

3.1 Material

Para o desenvolvimento do presente trabalho, foram utilizados dados de estudo da biodigestão anaeróbia em biodigestor tipo batelada de três tipos de camas de frangos de corte (napier, mistura de napier+maravalha e maravalha) obtidos após um ciclo de criação e após reutilização em um segundo ciclo (SANTOS E LUCAS JR. 1997). Para cada ciclo, foram obtidos dados relativos às produções médias de biogás, apresentados sob forma de totais semanais, em m^3 e em acumulada para cada substrato (Quadro 1 e 2).

As conclusões do trabalho apresentado por SANTOS E LUCAS JR.(1997) demonstraram que o potencial para produção de biogás da cama com capim napier, em relação à cama de maravalha, é 42% maior com um ciclo de criação e 17% maior com dois ciclos de criação. As produções de biogás obtidas, tanto com um ciclo de criação, como com dois ciclos de criação sobre a mesma cama, indicam que, embora apresentando bons potenciais, os três materiais utilizados diferem entre si e podem ser alternativa energética para galpões de frango de corte.

Quadro 1 – Produções médias de biogás, acumuladas de sete dias, em m³ e em produção acumulada em m³, para os diferentes tipos de camas de frangos do 1^o ciclo. (SANTOS & LUCAS JR.,1997).

Tempo	maravalha	Volume acumulado	napier +maravalha	Volume acumulado	napier	Volume acumulado
	Volume (m ³)		Volume (m ³)		Volume (m ³)	
7	0,0892	0,0892	0,0883	0,0883	0,098	0,098
14	0,0914	0,1806	0,0978	0,1861	0,0738	0,1718
21	0,0858	0,2664	0,1065	0,2926	0,0873	0,2591
28	0,0917	0,3581	0,0770	0,3696	0,0593	0,3184
35	0,1074	0,4655	0,0685	0,4381	0,0610	0,3794
42	0,0847	0,5502	0,0538	0,4919	0,0468	0,4262
49	0,0520	0,6022	0,0536	0,5455	0,0409	0,4671
56	0,0490	0,6512	0,0578	0,6033	0,0446	0,5117
63	0,0257	0,6769	0,0466	0,6499	0,0447	0,5564
70	0,0151	0,6920	0,0208	0,6707	0,0350	0,5914
77	0,0284	0,7204	0,0270	0,6977	0,0399	0,6313
84	0,0258	0,7462	0,0208	0,7185	0,1050	0,7363
91	0,0063	0,7525	0,0237	0,7422	0,1008	0,8371
98	0,0063	0,7588	0,0174	0,7596	0,0609	0,898
105	0,0083	0,7671	0,0202	0,7798	0,0492	0,9472
112	0,0088	0,7759	0,0163	0,7961	0,0410	0,9882
119	0,0070	0,7829	0,0144	0,8105	0,0276	1,0158
126	0,0056	0,7885	0,0146	0,8251	0,0234	1,0392
133	0,0045	0,7930	0,0189	0,8440	0,0216	1,0608
140	0,0029	0,7959	0,0148	0,8588	0,0108	1,0716
147	0,0046	0,8005	0,0249	0,8837	0,0157	1,0873
154	0,0057	0,8062	0,0366	0,9203	0,0181	1,1054
161	0,0053	0,8115	0,0263	0,9466	0,0170	1,1224
168	0,0069	0,8184	0,0153	0,9619	0,0194	1,1418
175	0,0043	0,8227	0,0081	0,9700	0,0156	1,1574
182	0,0023	0,8250	0,0064	0,9764	0,0119	1,1693
189	0,0033	0,8283	0,0064	0,9828	0,0111	1,1804
196	0,0038	0,8321	0,0065	0,9893	0,0106	1,1910
199	0,0014	0,8335	0,0025	0,9918	0,0040	1,1950
Total	0,8336	(*)	0,9917	(*)	1,1951	(*)

(*) não é o caso de expressão numérica.

Quadro 2 – Produções médias de biogás, acumuladas de sete dias, em m³ e em produção acumulada em m³, para os diferentes tipos de camas de frangos do 2^o ciclo. (SANTOS & LUCAS JR.,1997).

Tempo	maravalha	Volume acumulado	napier +maravalha	Volume acumulado	napier	Volume acumulado
	Volume (m ³)		Volume (m ³)		Volume (m ³)	
7	0,1095	0,1095	0,1066	0,1066	0,1150	0,1150
14	0,0416	0,1511	0,0564	0,1630	0,0551	0,1701
21	0,0083	0,1594	0,0139	0,1769	0,0154	0,1855
28	0,0097	0,1691	0,0101	0,1870	0,0214	0,2069
35	0,0087	0,1778	0,0133	0,2003	0,0338	0,2407
42	0,0130	0,1908	0,0192	0,2195	0,0485	0,2892
49	0,0188	0,2096	0,0287	0,2482	0,0493	0,3385
56	0,0226	0,2322	0,0261	0,2743	0,0337	0,3722
63	0,0472	0,2794	0,0505	0,3248	0,0384	0,4106
70	0,0406	0,3200	0,0512	0,3760	0,0666	0,4772
77	0,0522	0,3722	0,0623	0,4383	0,0664	0,5436
84	0,0653	0,4375	0,0721	0,5104	0,0491	0,5927
91	0,0751	0,5126	0,0582	0,5686	0,0442	0,6369
98	0,0646	0,5772	0,0642	0,6328	0,0519	0,6888
105	0,0577	0,6349	0,0891	0,7219	0,0668	0,7556
112	0,0580	0,6929	0,0724	0,7943	0,0764	0,8320
119	0,0638	0,7567	0,0764	0,8707	0,1033	0,9353
126	0,0456	0,8023	0,0619	0,9326	0,0680	1,0033
133	0,0401	0,8424	0,0597	0,9923	0,0432	1,0465
140	0,0502	0,8926	0,0627	1,0550	0,0524	1,0989
147	0,0669	0,9595	0,0438	1,0988	0,0624	1,1613
154	0,0524	1,0119	0,0349	1,1337	0,0603	1,2216
161	0,0425	1,0544	0,0414	1,1751	0,0621	1,2837
168	0,0362	1,0906	0,0315	1,2066	0,0552	1,3389
175	0,0164	1,1070	0,0150	1,2216	0,0337	1,3726
182	0,0087	1,1157	0,0122	1,2338	0,0215	1,3941
189	0,0072	1,1229	0,0107	1,2445	0,0160	1,4101
192	0,0028	1,1257	0,0039	1,2484	0,0059	1,4160
Total	1,1257	(*)	1,2484	(*)	1,4160	(*)

(*) não é o caso de expressão numérica.

3.2 Desenvolvimento Metodológico

Para estudo da produção de biogás, segundo os tratamentos anteriormente mencionados (tabela 1 e 2), foi utilizado o modelo Gompertz de regressão não-linear (RATKOSWSKY, 1983), como se segue:

$$Y_{ij} = \exp(a - bg^{x_{ij}}) + e_{ij}$$

onde Y_{ij} é o volume acumulado (m^3); x_{ij} é o tempo (dias); $\theta = (\alpha, \beta, \gamma)^T$ é o vetor de parâmetros, cujos componentes são: α = parâmetro relacionado à assíntota, ou estabilização do processo; β e γ são relacionados à forma; e e_{ij} = componente aleatório (ruído). Os índices i e j são, respectivamente, relativos à i -ésima observação e ao j -ésimo tratamento. Esse modelo possui ponto de inflexão (valor do ponto ou velocidade instantânea máxima)

assimétrico, cujo valor pode ser obtido pela expressão $\frac{\ln(\frac{1}{b})}{\ln(g)}$. As estimativas dos

parâmetros foram obtidas pelo método dos mínimos quadrados. A expressão que fornece a velocidade instantânea de crescimento do componente determinístico $f(X)$ é função dos parâmetros α, β, γ , ou seja:

$$\frac{df(x)}{dx} = -bg^x \ln(g) \exp(a - bg^x)$$

Para que os k tratamentos tenham a mesma velocidade instantânea, é necessário que:

$$\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_k \quad e$$

$$\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k \quad e$$

$$\gamma_1 = \gamma_2 = \dots = \gamma_k$$

A comparação dos parâmetros do modelo de regressão não-linear (α , β , γ), foi feita através de Análise de Variância não-paramétrica com aplicação do teste de Kruskal-Wallis. Nos casos em que houve diferença significativa por esse teste, foram aplicados os seguintes procedimentos:

1. Estudo dentro de cada ciclo, comparação entre tipos de camas:
 - 1.1. teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ao nível de 5% de significância;
 - 1.2. significância para tratamentos com mesmo número de repetições;
 - 1.3. teste de Dunn (SNK) ao nível de 5% de significância para tratamentos com mesmo número de repetições;
2. Estudo dentro de cada tipo de cama, comparação entre ciclos:
 Teste de Mann-Whitney ao nível de 5% de significância.

Também foi utilizada a mistura de modelos de regressão não-linear, isto é, soma de duas Gompertz, para estimar a produção de biogás dentro de cada tipo de cama em cada ciclo,

$$Y_{ij} = \exp(a_1 - b_1 g_1^x) + \exp(a_2 - b_2 g_2^x) + e_{ij}$$

Não foi utilizado o modelo com mistura com mais de duas Gompertz, devido ao fato de trazer dificuldades para a inferência estatística e, segundo RATKOWSKY (1983), modelos com muitos parâmetros dificultam a convergência.

O ajustamento do modelo Gompertz foi feito para o volume acumulado de biogás e não especificamente para o gás metano. A análise para este gás pode seguir uma linha totalmente diferente, a qual não foi abordada neste trabalho.

O programa utilizado (apêndice) para o ajuste dos dados foi o SAS – “Statistical Analysis System”, (SAS, 1991), no qual utilizaram-se os seguintes módulos: Base, Stat, Iml e Insight.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados obtidos em função do estudo da produção de biogás, utilizando o modelo Gompertz, estão apresentados em quadros e tabelas, de acordo com os itens a seguir.

4.1 Modelagem usando uma Gompertz

Foi levado em conta que modelos com poucos parâmetros são melhores para inferência, tornando-se uma equação menos complicada para explicação biológica.

Através do ajuste do modelo Gompertz, são apresentados, no quadro 3, estimativas dos parâmetros $\hat{a}$, $\hat{b}$ e $\hat{g}$, coeficiente de determinação R^2 (%), variância residual ($\hat{\sigma}^2$) e ponto de inflexão (I) em dias. Nesse quadro, ciclos e tipos de camas de frangos 1, 2 e 3 são do ciclo 1 e representam, respectivamente, os tipos de camas de frangos maravalha, napier + maravalha e napier. E os ciclos e tipos de camas de frangos

4, 5 e 6 são do ciclo 2 e representam, respectivamente, os tipos de camas maravalha, napier + maravalha e napier.

Quadro 3 – Estimativas dos Parâmetros $\hat{a}$, $\hat{b}$ e $\hat{g}$, Coeficiente de Determinação R^2 (%), Variância Residual ($\hat{\sigma}^2$) e Ponto de Inflexão (I) em dias.

CICLO E TIPOS DE CAMAS DE FRANGOS	N	$\hat{a}$	$\hat{b}$	$\hat{g}$	R^2	$\hat{\sigma}^2$	I
1	29	-0,2130	2,7356	0,9570	99,45	0,0002540048	22,90
2	29	-0,0199	1,9500	0,9779	97,84	0,0014635083	29,91
3	29	0,2375	2,5950	0,9807	97,60	0,0068259496	48,92
4	28	0,4679	3,6333	0,9871	99,08	0,0013857271	99,51
5	28	0,5073	3,6938	0,9859	99,03	0,0018277907	91,69
6	28	0,7496	3,2443	0,9887	99,72	0,0006059118	103,86

O Quadro 3 mostrou algumas características da qualidade do ajuste. Notou-se que o coeficiente de determinação R^2 é bem alto dando uma boa idéia de um bom ajuste, mas se deve levar em conta que somente essa medida não é de bom auxílio na discriminação dos modelos. Com relação ao parâmetro de crescimento, γ mostrou que o crescimento dentro dos dois ciclos, para todos os tipos de camas, girou em torno do mesmo valor; a partir disso há uma estabilização do volume do biogás. Observou-se que as variâncias residuais, por serem baixas, caracterizaram a eficiência do modelo.

Através do ponto de inflexão, pôde-se observar a maior velocidade instantânea nas produções de biogás, pois a partir dele diminuiu a produção de biogás. É conveniente lembrar que o Tempo de Retenção Hidráulica (TRH) ocorre quando a produção de biogás é máxima. Notou-se que a maior velocidade na produção de biogás no ciclo 1 ocorreu com o tipo de cama de frango napier e produzindo maior quantidade de biogás, em contradição ao trabalho apresentado por SANTOS (1997), no qual mostrou-se

que os substratos preparados com cama de maravalha permitiram maior velocidade na produção de biogás, embora produzindo menor quantidade . Observou-se que SANTOS (1997) considerou somente o final do processo; enquanto que essa modelagem foi considerada todo o fenômeno, durante todo o tempo. No mesmo trabalho (SANTOS, 1997), observou-se que, embora com menor produção de biogás no tempo do primeiro ciclo as velocidades foram maiores que as obtidas com reutilização das camas (2^o ciclo), fato também observado aqui. Assim, esperou-se que, após a reutilização das camas, estas apresentassem maior concentração de estrume em relação às camas com apenas um ciclo de criação, sendo que esse fato interferiu na velocidade e quantidade de biogás.

Várias tentativas de valores iniciais foram feitas quando o ajuste do modelo mostrou-se fora da realidade biológica, ou quando não houve convergência das estimativas dos parâmetros.

Essas tentativas são processos iterativos que dependem muito dos valores iniciais atribuídos aos parâmetros a estimar. A qualidade da convergência depende não só da expressão da função esperada, mas também dos valores iniciais (TORNERO, 1996).

Segundo RATKOWSKY (1983), uma vantagem do modelo não-linear é que, geralmente, seus parâmetros têm significado. Este fato foi utilizado para conferir a adequação dos valores iniciais propostos, isto é, foi analisado o significado biológico desses parâmetros e assim eliminou-se uma proposta de valor inicial.

As figuras de 1 a 6 mostraram o modelo ajustado para o volume acumulado e esperado de biogás (m³) no tempo acumulado de sete dias, para os tipos de camas de frangos no 1^o e 2^o ciclos.

Através dessas figuras, denotou-se que o ajuste do modelo para o volume de biogás foi bom e que as oscilações entre o volume acumulado e esperado foram inerentes a processos biológicos, isto é, pode ocorrer superestimação, mas relevante.

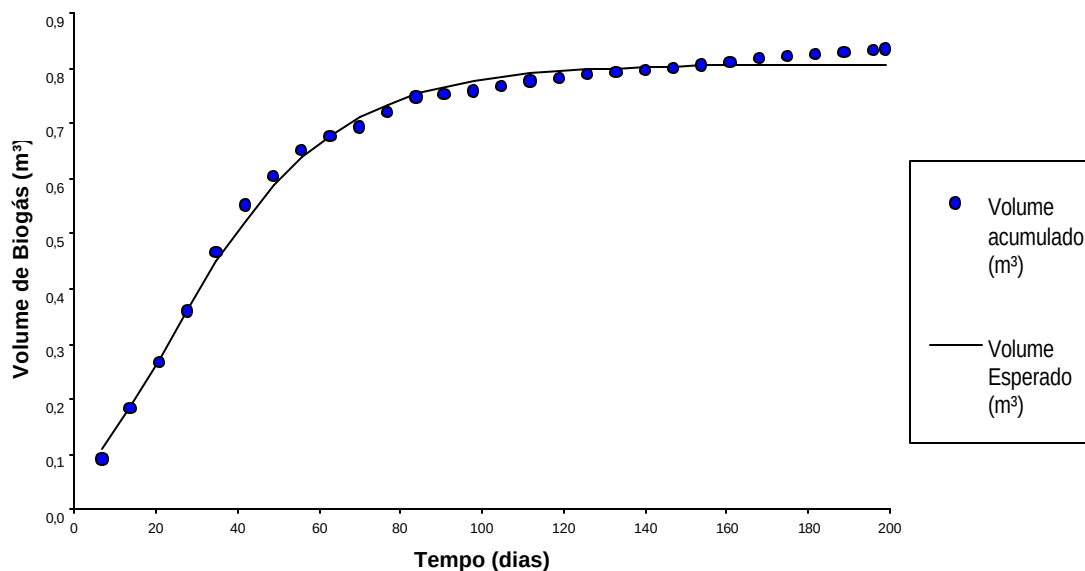


Figura 1 – Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama maravalha no 1º ciclo.

Observou-se pela Figura 1, que o modelo teve um bom ajuste, como era esperado. No final do processo houve valores superestimados.

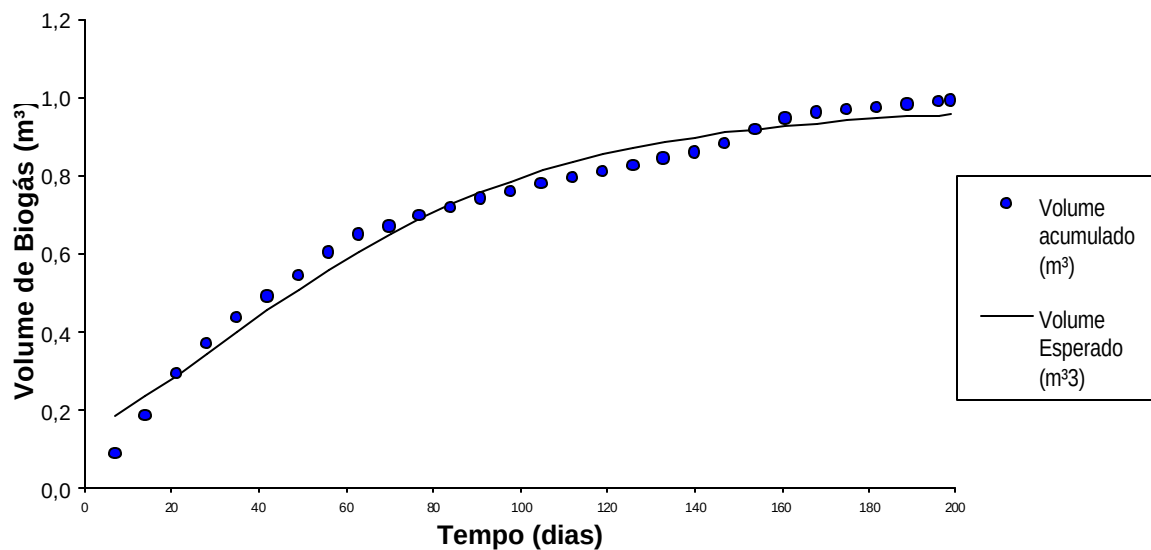


Figura 2 – Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier + maravalha no 1º ciclo.

Na disposição dos pontos do volume acumulado em torno do volume esperado, na Figura 2, verificou-se que, no início do processo e entre os tempos 110 e 140, houve uma superestimação, no entanto, sem prejudicar o fenômeno biológico.

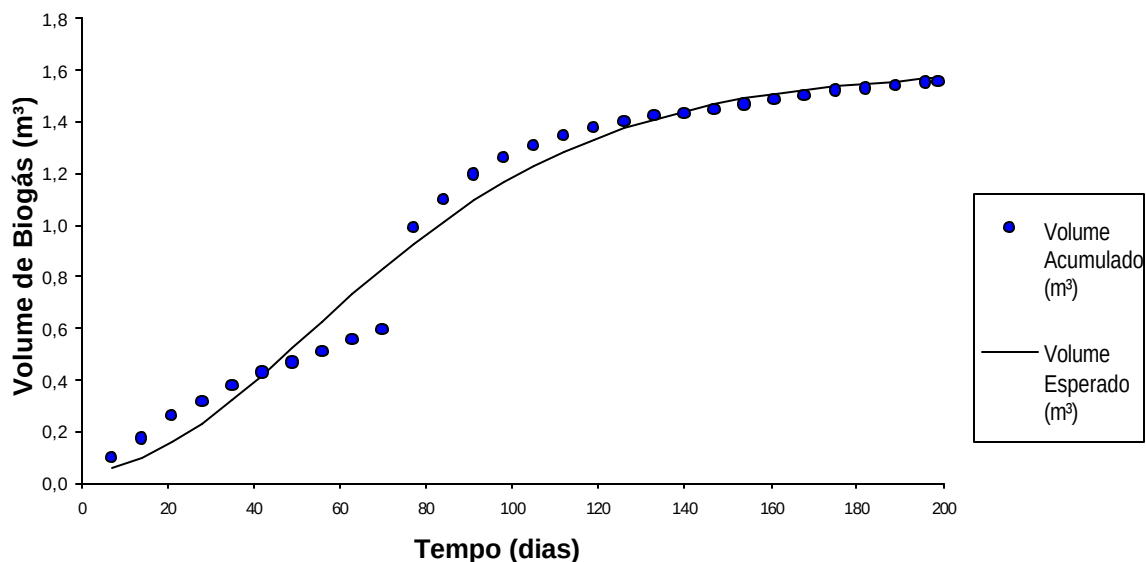


Figura 3 – Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier no 1º ciclo.

A Figura 3 mostrou um pico muito elevado de volume de biogás no tempo 70, devido a algum fato biológico ocorrido durante o processo (queda de temperatura, acidez, etc.). Por esse fato, o modelo teve essa perturbação, mostrando que o ajuste estava adequado ao processo biológico, aliado ao trabalho apresentado por SANTOS (1997).

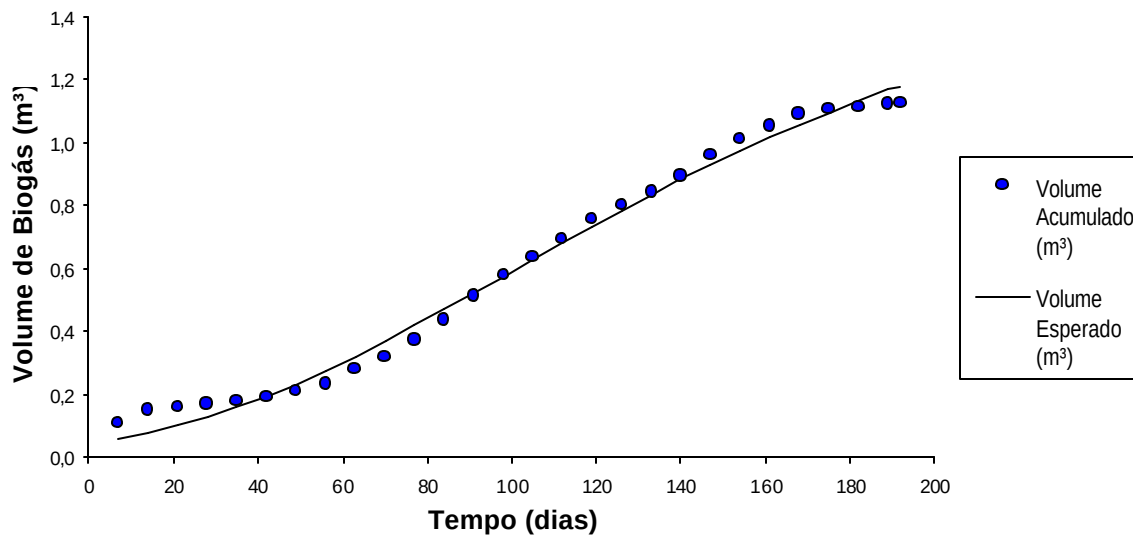


Figura 4 – Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama maravalha no 2º ciclo.

As figuras 4 e 5 mostram um bom ajuste do modelo com uma superestimação no início dos dias, mas sem afetar muito o modelo, resultando um bom ajustamento.

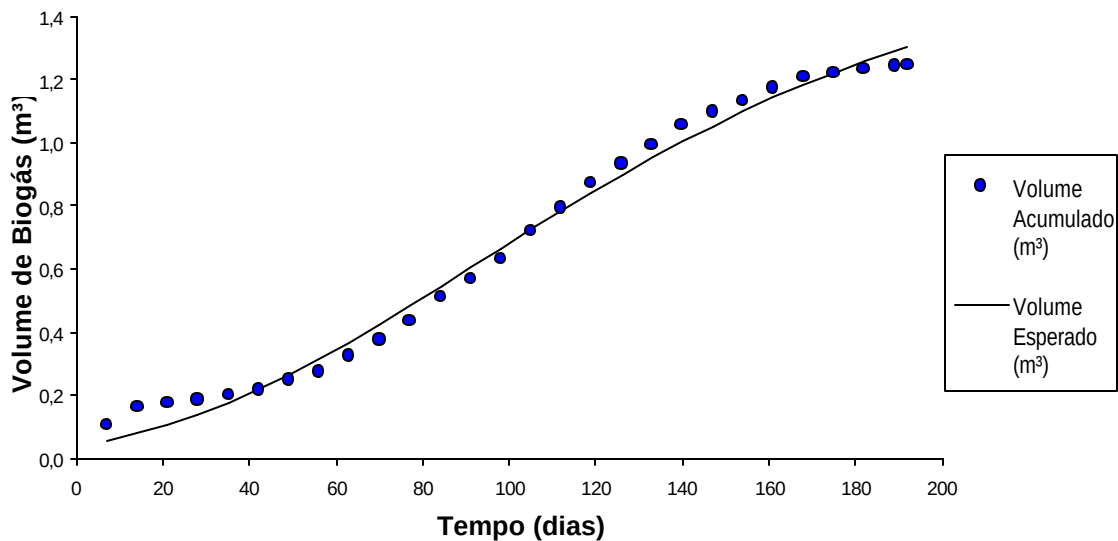


Figura 5 – Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier + maravalha no 2º ciclo.

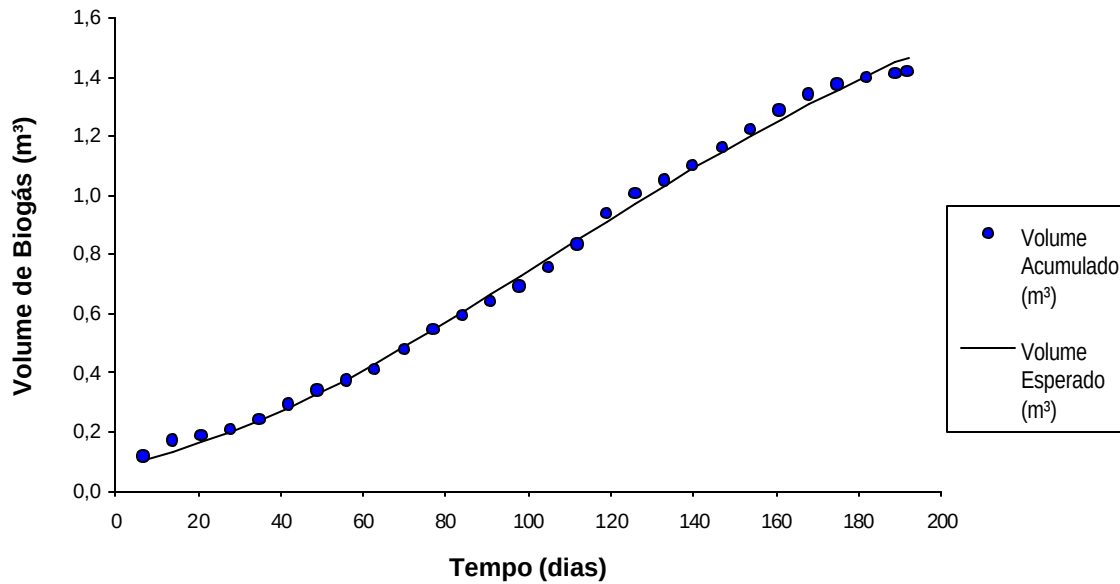


Figura 6 – Modelo com uma Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier no 2º ciclo.

Com relação ao modelo ajustado na Figura 6, tem-se a caracterização de um bom ajuste para quase todos os dias.

Observou-se, para todas as figuras, que o ajuste para uma curva Gompertz realizado aqui, tem permitido interpretação biológica e sem dificuldades. Este fato, aliado à boa qualidade do ajuste, permitiu que este modelo com uma Gompertz fosse indicado como um dos modelos candidatos à modelação de curvas desse tipo.

4.2 Modelagem com mistura de duas Gompertz

No apêndice, encontram-se algumas características da qualidade do ajuste de mistura de duas Gompertz, através das estimativas dos parâmetros $\hat{a}_1$, $\hat{b}_1$, $\hat{g}_1$, $\hat{a}_2$, $\hat{b}_2$ e $\hat{g}_2$, coeficiente de determinação R^2 (%) e variância residual ($\hat{\sigma}^2$). Observou-se que as variâncias residuais foram mais baixas que para o ajuste com uma Gompertz.

As figuras de 7 a 12 mostram o modelo ajustado para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para os tipos de cama no 1^o e 2^o ciclo.

Notou-se que a disposição dos pontos observados em torno do modelo ajustado com mistura duas Gompertz caracterizou a eficiência do modelo.

Modelos com poucos parâmetros são melhores que com muitos parâmetros, dificultando a convergência (RATKOWSKY, 1989).

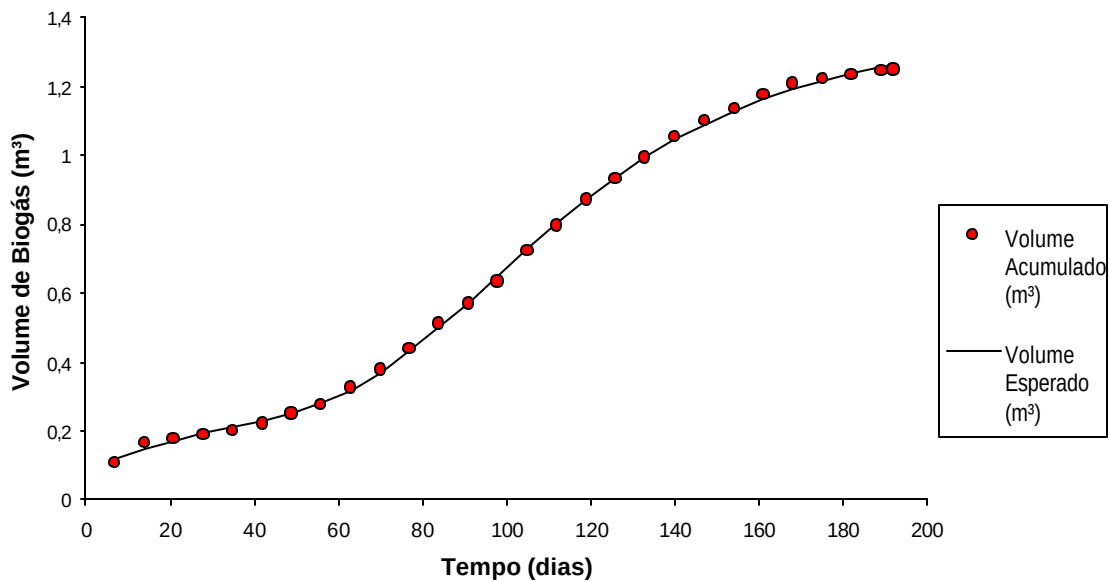


Figura 7 – Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama maravalha no 1^o ciclo.

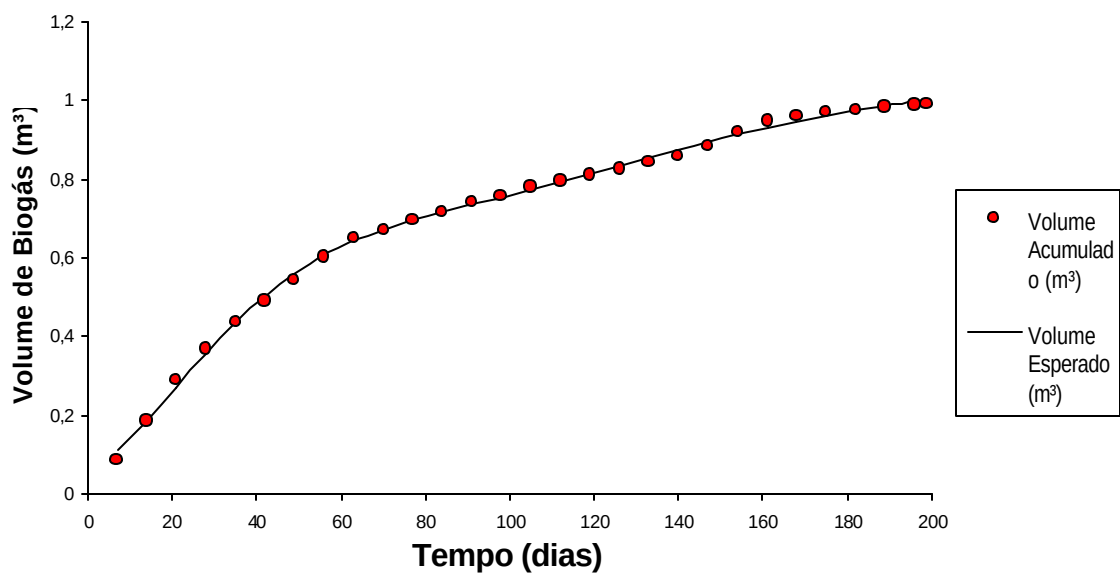


Figura 8 – Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier + maravalha no 1º ciclo.

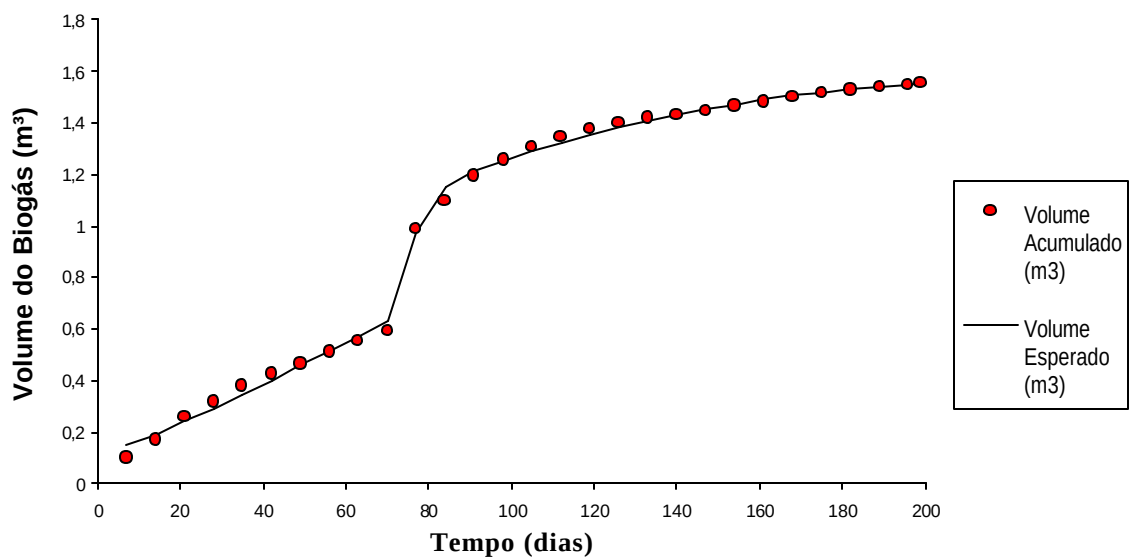


Figura 9 – Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier no 1º ciclo.

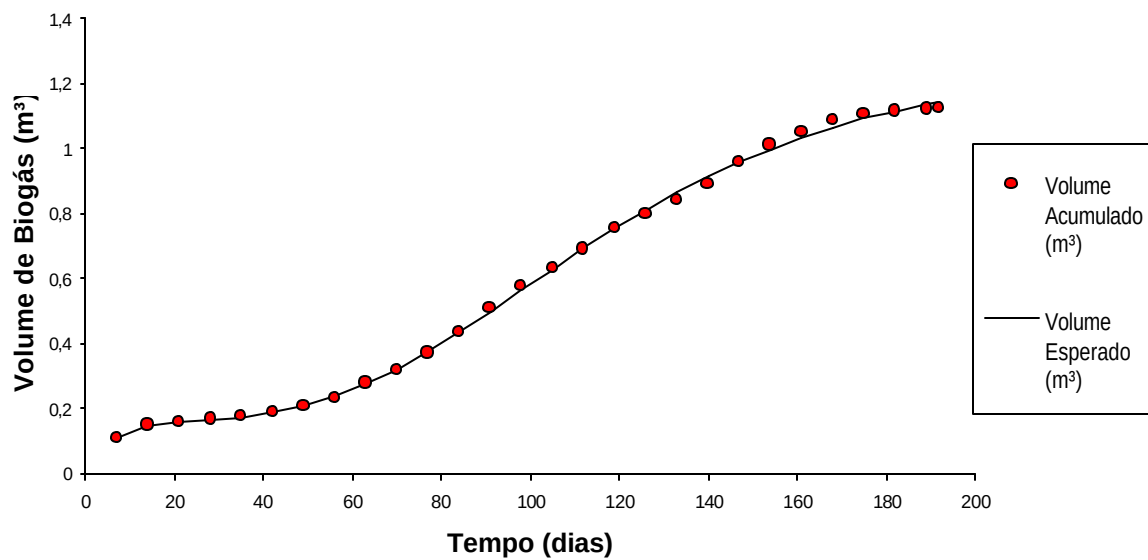


Figura 10 – Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama maravalha no 2º ciclo.

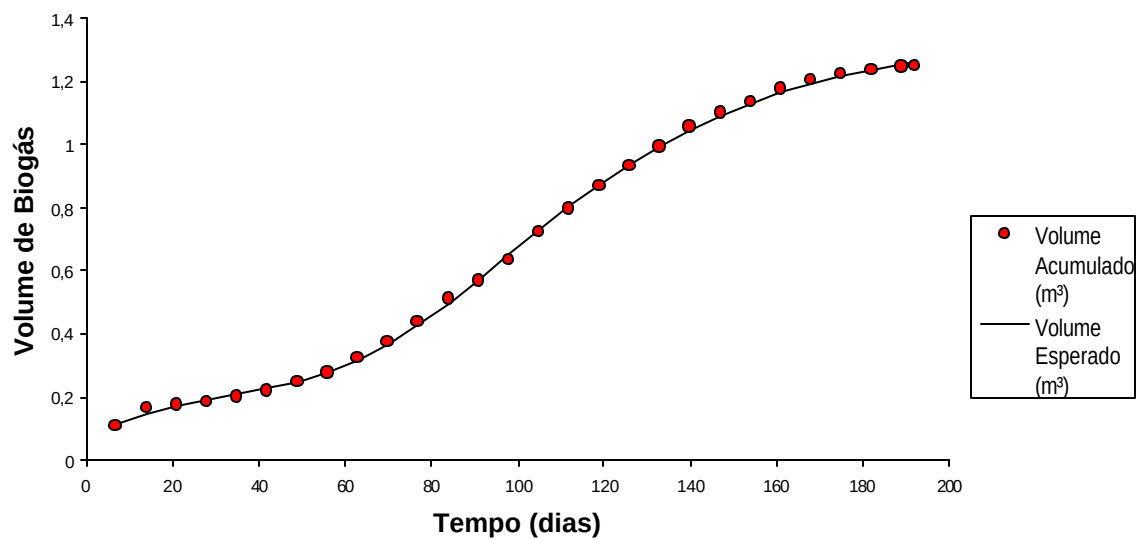


Figura 11 – Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier + maravalha no 2º ciclo.

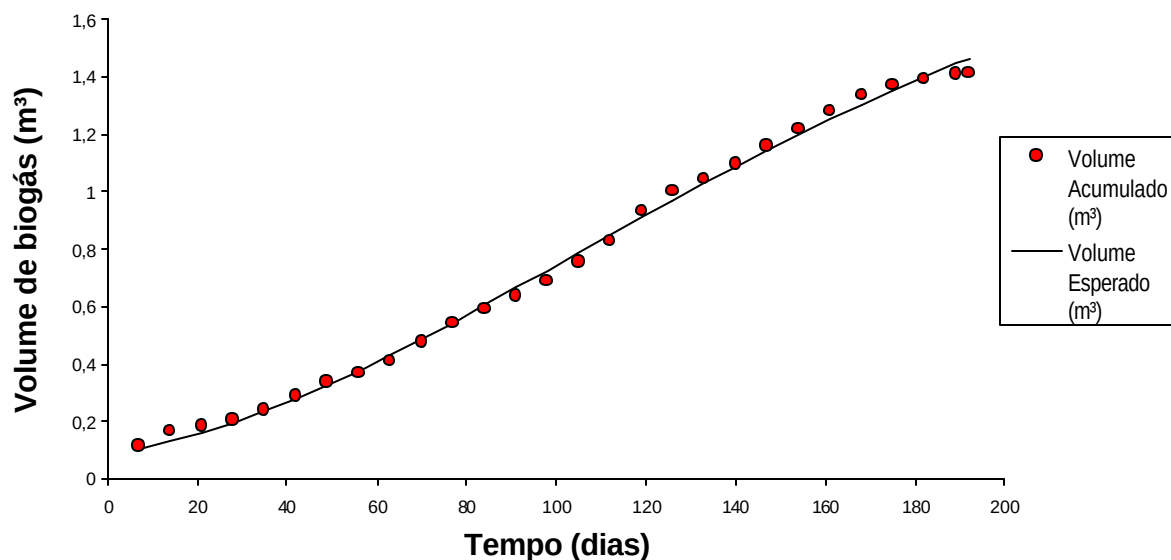


Figura 12 – Modelo com mistura de duas Gompertz para o volume acumulado e esperado de biogás (m^3) no tempo acumulado de sete dias, para o tipo de cama napier no 2º ciclo.

Observou-se, pelas figuras anteriores, que ajuste das curvas com a soma de duas Gompertz foi melhor que com uma Gompertz, em todas as situações. Mas, apesar de ter sido melhor ajustado, gera uma grande dificuldade para o profissional da área de Ciências Agrárias, pois modelar o fenômeno com muitos parâmetros torna-se uma equação complicada para uma explicação biológica.

Também foram feitas várias tentativas de valores iniciais para o ajuste que mostrava-se fora da realidade biológica ou não convergia.

Os resultados dos testes de comparação entre os parâmetros estimados α , β e γ , segundo ciclo e tipos de camas de frangos estão apresentados nos quadros abaixo.

Quadro 4 - Comparação entre os alfas estimados pelo teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ou Dunn e de Mann-Whitney, segundo ciclo e tipos de camas de frangos.

Ciclo	Tipos de Camas		
	maravalha	napier	napier
	maravalha		
1	Aa ⁽¹⁾	Ba	Ca
2	Ab	Ab	Bb

(1) Letras Maiúsculas: Para cada ciclo, tipos de cama representadas pela mediana, seguidos de mesma letra, não diferem significativamente ao nível de 5% de significância pelo teste de Student-Newman-Keuls. Letras Minúsculas: Para cada tipo de cama, ciclos representados pela mediana seguidas de mesma letra, não diferem significativamente ao nível de 5% de significância pelo teste de Mann-Whitney.

Observou-se que a produção de biogás foi diferente para os três tipos de camas de frangos no ciclo 1. Já no ciclo 2, a produção de biogás com tipo de cama de frango maravalha não diferiu do tipo napier + maravalha, e as duas diferiram do tipo napier. Notou-se que o ciclo 1 diferiu do ciclo 2 na produção de biogás. Assim, pelos resultados obtidos, observou-se também que existem diferenças entre os tipos de camas e ciclos na velocidade de produção de biogás.

Quadro 5 - Comparação entre os beta estimados pelo teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ou Dunn e de Mann-Whitney, segundo ciclo e tipos de camas de frangos.

Ciclo	Tipos de Camas		
	maravalha	napier	napier
	maravalha		
1	Aa ⁽¹⁾	Ba	Ca
2	Ab	Ab	Bb

⁽¹⁾ Letras Maiúsculas: Para cada ciclo, tipos de cama representadas pela mediana, seguidos de mesma letra, não diferem significativamente ao nível de 5% de significância pelo teste de Student-Newman-Keuls. Letras

Minúsculas: Para cada tipo de cama, ciclos representados pela mediana seguidas de mesma letra, não diferem significativamente ao nível de 5% de significância pelo teste de Mann-Whitney.

Mostrou-se que a estimativa de β com o três tipos de camas de frangos diferiu entre si no ciclo 1; no ciclo 2, a cama de frango maravalha e napier + maravalha não diferiram entre si e ambas diferiram da napier. Com relação ao ciclo, o teste mostrou que diferiram entre si.

Quadro 6 - Comparação entre os gama estimados pelo teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ou Dunn e de Mann-Whitney, segundo ciclo e tipos de camas de frangos.

Ciclo	Tipos de Camas		
	maravalha	napier maravalha	napier
1	Aa	Ba	Ba
2	Ab	Bb	Cb

(1) Letras Maiúsculas: Para cada ciclo, tipos de cama representadas pela mediana, seguidos de mesma letra, não diferem significativamente ao nível de 5% de significância pelo teste de Student-Newman-Keuls. Letras Minúsculas: Para cada tipo de cama, ciclos representados pela mediana seguidas de mesma letra, não diferem significativamente ao nível de 5% de significância pelo teste de Mann-Whitney.

O crescimento da produção de biogás para os tipos de camas de frangos maravalha e napier-maravalha no ciclo 1 diferiram entre si e napier maravalha e napier não diferiram entre si. No ciclo 2, os tipos de camas de frangos diferiram entre si. Também mostrou-se que os ciclos diferiram entre si.

Quadro 7 - Comparação entre os pontos de inflexão estimados pelo teste de Student-Newman-Keuls (SNK) ou Dunn e de Mann-Whitney, segundo ciclo e tipos de camas de frangos.

Ciclo	Tipos de Camas		
	maravalha	napier	napier
	maravalha		
1	Aa ⁽¹⁾	Ba	Ca
2	Ab	Bb	Cb

⁽¹⁾ Letras Maiúsculas: Para cada ciclo, tipos de cama representadas pela mediana, seguidos de mesma letra, não diferem significativamente ao nível de 5% de significância pelo teste de Student-Newman-Keuls. Letras Minúsculas: Para cada tipo de cama, ciclos representados pela mediana seguidas de mesma letra, não diferem significativamente ao nível de 5% de significância pelo teste de Mann-Whitney.

Pelo teste, os pontos de inflexão estimados para os três tipos de camas de frangos diferiram entre si, no ciclo 1 e 2. Também os ciclos diferiram entre si. Logo, a produção máxima de biogás foi diferente para os três tipos de camas e ciclos.

4.3 Estudo das propriedades dos estimadores dos Parâmetros do Modelo Gompertz

O Quadro 8, a seguir, mostra o teste de normalidade da distribuição amostrais dos estimadores de α , β e γ do modelo com uma Gompertz.

Quadro 8 – Valores p referentes aos testes de normalidade das distribuições amostrais dos estimadores dos parâmetros do modelo.

Ciclo	Cama	Distribuição Amostral		
		$\hat{\alpha}$	$\hat{\beta}$	$\hat{\gamma}$
1	maravalha	0,63776	0,26229	0,09247
1	napier + maravalha	0,33201	0,09799	0,70625
1	napier	0,31905	<0,00001	0,36373
2	maravalha	0,00154	<0,00001	0,33477
2	napier + maravalha	0,02409	<0,00001	0,30500
2	napier	0,83783	0,07935	0,71758

Pelo teste, se o valor de p-valor for menor que 0,05 os dados não seguem uma distribuição normal. Observou-se que os valores 0,00154, 0,02409 e 0,00000 são menores que 0,05. Assim, pela idéia de RATKOWSKY (1989) foi reparametrizada a equação, colocando exponencial em α e β . Mesmo assim não ocorreu a normalidade da distribuição amostral, mostrando que não é assimétrica. Uma nova reparametrização foi feita, colocando-se exponencial apenas em β e também não foi possível a normalização. Logo, não foi aceita a reparametrização e usou-se a análise de variância não-paramétrica para todo o estudo do modelo com uma Gompertz.

Notou-se que o estimador de α seguiu uma distribuição normal, exceto nos tipos de camas de frangos maravalha e napier + maravalha no ciclo 2. No estimador de β , ocorreu um empate, isto é, três tipos de camas de frangos seguindo distribuição normal e três fugindo da normalidade. Para o estimador de γ mostrou-se que todos os tipos de camas de frangos seguiram uma distribuição normal nos dois tipos de ciclos.

As figuras a seguir foram construídas por simulações pelo programa SAS, para analisar as propriedades dos estimadores. Assim, verificou-se a não-normalidade dos estimadores e usou-se a análise de variância não-paramétrica. Também através dos histogramas, mostrou-se que não se pode reparametrizar por RATKOWSKY (1989), usando exponencial nos parâmetros que fogem da normalidade. Foram usados 1000 valores simulados para obter os gráficos e, em seguida, esses dados foram transformados em intervalos de classe para construção dos histogramas para cada parâmetro estimado.

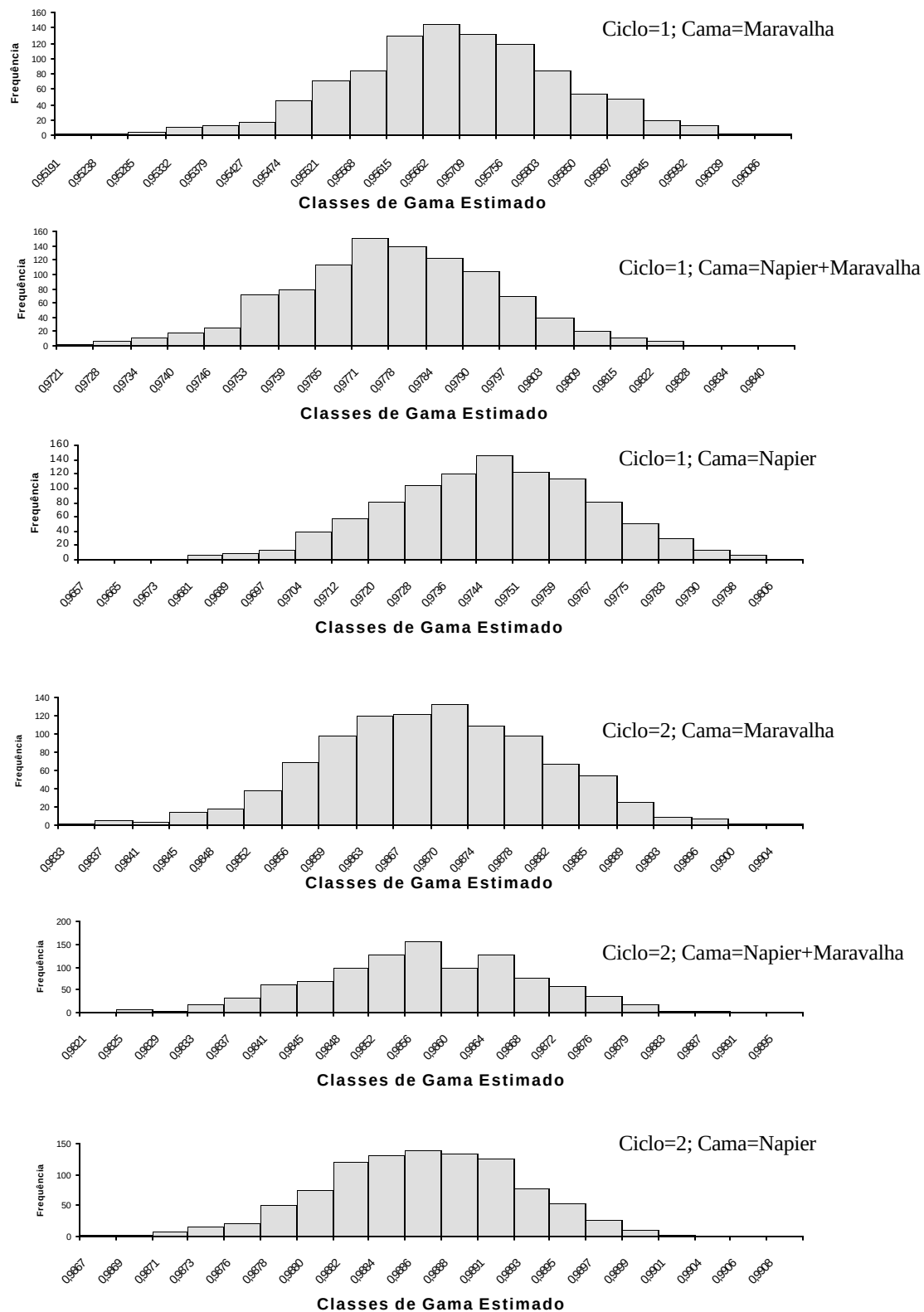


Figura 13 - Distribuição Amostral do estimador $\hat{g}$, segundo tratamentos (ciclo e cama).

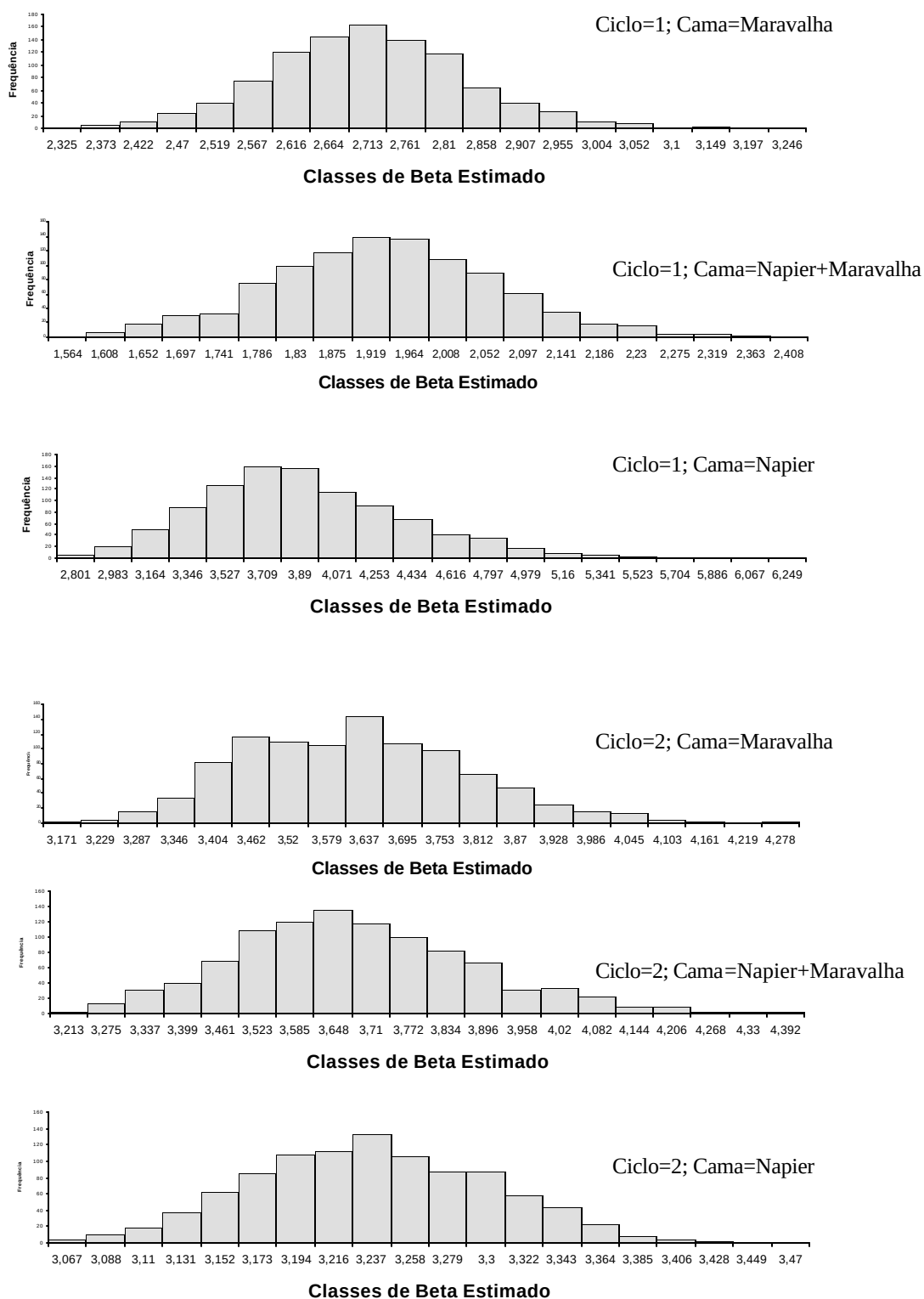


Figura 14 - Distribuição Amostral do estimador $\hat{b}$, segundo tratamentos (ciclo e cama).

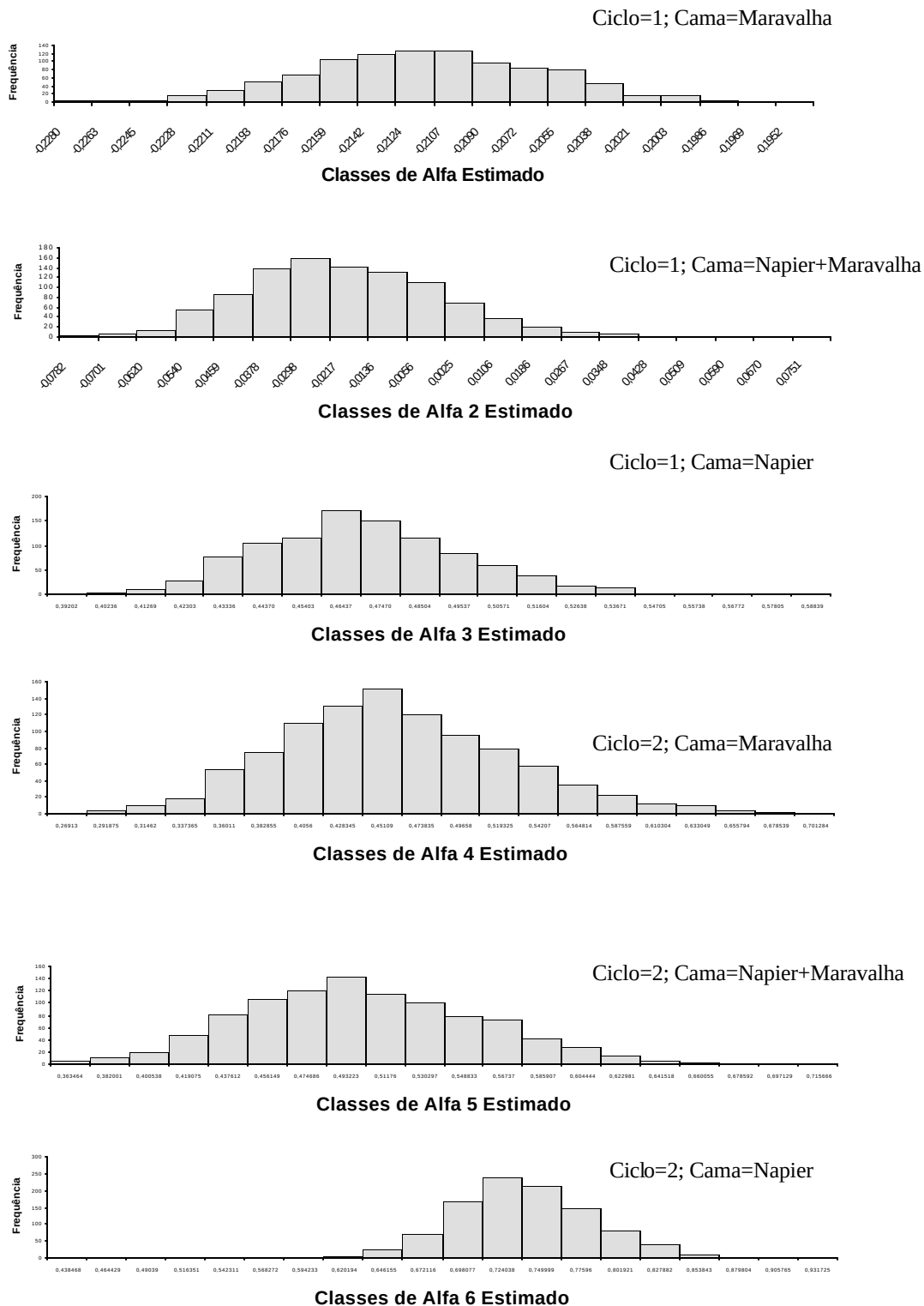


Figura 15 - Distribuição Amostral do estimador $\hat{\alpha}$, segundo tratamentos (ciclo e cama).

4.4 Proposta de pesquisa

Na Figura 16, é apresentada uma proposta de balanço da produção de biogás num Sistema de Biodigestores tipo Batelada, e a sua relação com estudos de modelagem estatística no início do processo da digestão anaeróbia até o resultado final, no caso, a demanda do biogás. Sabe-se da importância em projetos de construção de sistemas de Biodigestores. Dentre tantos, podem-se citar as vantagens econômicas nas reduções da demanda mensal de energia elétrica e na área de saneamento ambiental.

Comentários sobre as etapas:

Etapa 1: Sistemas de Biodigestores Bateladas: Após obtidos os dados da produção de biogás dos k biodigestores será feito um estudo da dinâmica dessa produção, utilizando-se de um modelo que contemple as fases da produção. Assim serão avaliadas as formas da produção de biogás acumuladas diferenciadas, os pontos de inflexão e Tempo de Retenção Hidráulica (TRH), a assíntota e a velocidade instantânea de forma análoga ao trabalho aqui apresentado;

Etapa 2: Modelagem de mistura de modelos: Pode-se buscar melhores resultados com a combinação modelo/dados, acarretando modelos não-lineares melhor comportados em termos de não-linearidade de efeito de parâmetros (TORNERO, 1996), pois é um processo dinâmico e o Batelada é bastante influenciado por variáveis ambientais/temporais;

Etapa 3: Demanda de biogás: Devido à grande porcentagem de metano no biogás, ele pode ser utilizado para máquinas e implementos agrícolas, fogões, geradores e a energia elétrica consumida em eletrodomésticos, acarretando uma grande vantagem econômica. Considerando que os biodigestores Batelada apresentam produção de biogás na forma de picos, que são, abastecidos de uma só vez e que o

tempo de fermentação é relativamente longo, o problema consiste em adequar essas premissas à necessidade energética contínua (ORTOLANI et al.,1991).

Etapa 4: Modelagem da demanda de biogás: Há necessidade de otimizar um modelo para solucionar o problema anterior, isto é, que satisfaça a necessidade da demanda de biogás contínua com a descontinuidade da produção total de biogás;

Etapa 5: Estoque regulador de biogás, Saldo (tampão): Com esse estoque, pode-se garantir o abastecimento para a demanda de biogás. Assim, é importante estudar a modelagem estatística e também o estudo das propriedades dos estimadores;

Etapa 6: Dinâmica da produção líquida de biogás: Conhecendo a dinâmica da produção líquida de biogás, pode-se avaliar se as quantidades de biodigestores estão satisfazendo a demanda de biogás. Observe que curva não deve passar para valores negativos de produção líquida, acarretando um deficit de biogás.

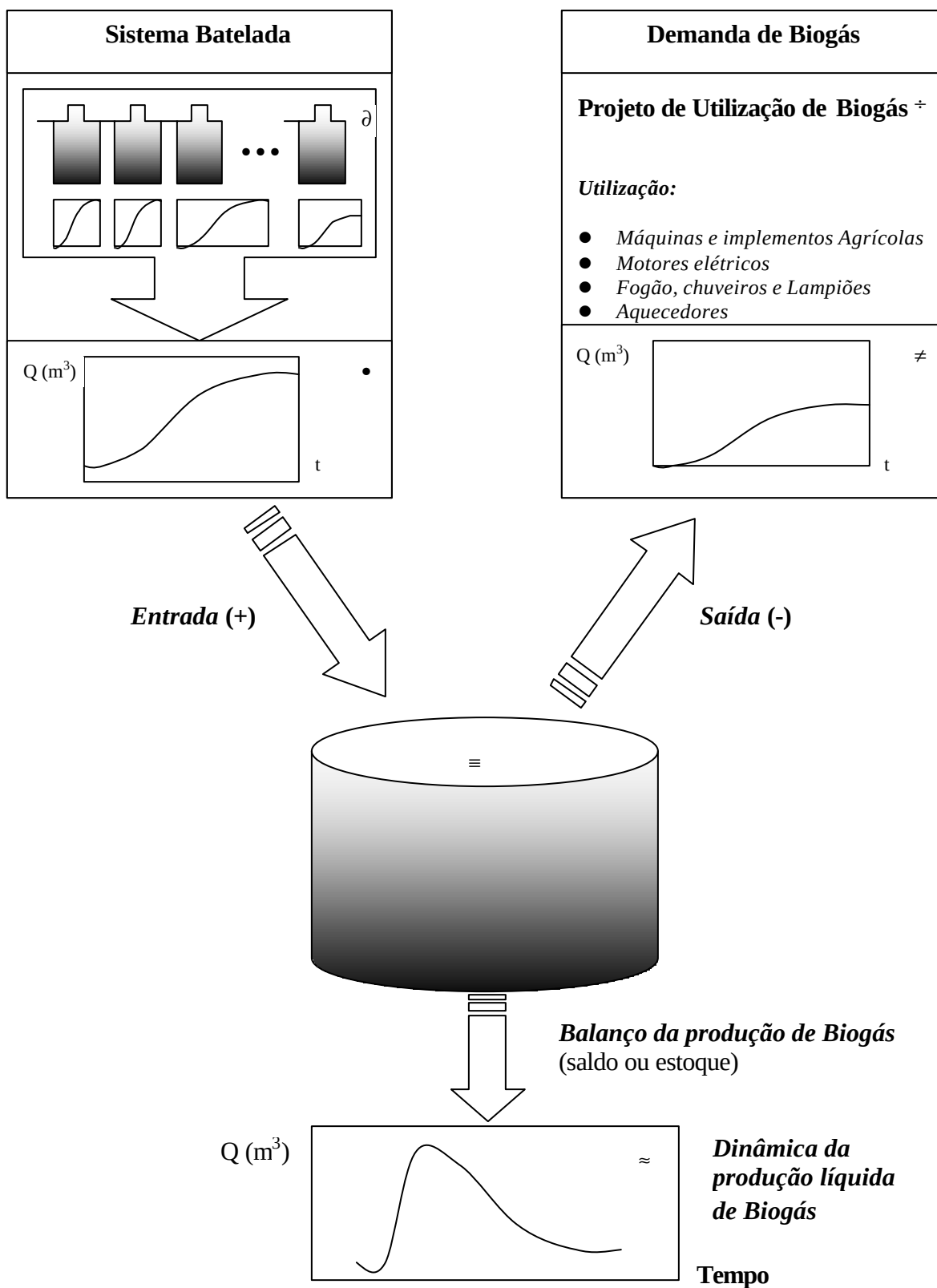


Figura 16 – Balanço da produção de biogás num Sistema de Biodigestores tipo Batelada.

5 CONCLUSÕES

Após a análise dos resultados do desenvolvimento deste trabalho, pôde-se chegar às seguintes conclusões:

- A aproximação de uma Gompertz do modelo estatístico proposto para o volume de biogás, para os três tipos de camas de frangos, mostrou-se adequada em todas situações experimentais, permitindo estimar os parâmetros biológicos envolvidos no modelo;
- Evidenciou-se também uma adequada aproximação de mistura de duas Gompertz para o ajuste do modelo estatístico, mas com dificuldade de convergência para estimar os parâmetros;
- Pôde-se mostrar, através de simulação, as propriedades dos estimadores dos Parâmetros do Modelo Gompertz e, devido à não-normalidade dos mesmos, passou-se a usar a análise de variância não-paramétrica;

- Os resultados dos testes de comparação entre os parâmetros estimados α , β e γ , segundo ciclo e tipos de camas de frangos, mostraram que a produção de biogás e a velocidade do processo foram diferentes para os três tipos de camas e ciclos;
- Também os testes citados anteriormente mostraram que o ponto máximo de produção de biogás foi diferente para todas as camas e ciclos.
- O programa computacional construído possibilita ajustes de modelos não-lineares e, especificamente nos casos analisados, não consome muitas iterações (embora isso dependa do conjunto de dados do modelo).

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANDERSON, D. H. *Compartmental Modeling and Tracer Kinetics*. Dallas: Springer-Verlag, 1983. 301p.
- ASAE Standard: *ASAE Engineering Practice*: ASAE EP393.2. Manure storages. 1994. p.555 - 558.
- BARRERA, P. *Biodigestores – Energia, Fertilidade e Saneamento para a Zona Rural*. São Paulo: Cone, 1993. 106p.
- BASSANEZI, R. C., FERREIRA Jr., W. C. *Equações Diferenciais com Aplicações*. São Paulo: Harbra, 1988. 572p.
- BENINCASA, M., ORTOLANI, A. F., LUCAS Jr, J. *Biodigestores Rurais modelo indiano, chinês e batelada*. Jaboticabal: Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias. UNESP, 1991. 34p (Boletim Técnico, 8).
- CARVALHO, S. M. R. *Análise de Componentes Principais e Análise de Agrupamento na Avaliação do Desempenho de Biodigestores “Batelada” e “Contínuos” (Modelo Indiano) Operados com Estrume de Suínos*. Botucatu, 1994. 79p. Dissertação (Mestrado em Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista.
- CIÊNCIA RURAL: Revista Científica. Santa Maria: Centro de Ciências Rurais da Universidade Federal de Santa Maria, v. 26, n. 2 mai/ago 1996.

- CURTIS, S.E. *Environmental management in animal agriculture*. Ames, The Iowa State University Press, 1983. 409 p.
- DEBUSK, A . G. *Genética Molecular*. São Paulo: Universidade de São Paulo, 1971. 166 p.
- HERSKOWITZ, I. H. *Princípios Básicos de Genética Molecular*. São Paulo: Universidade de São Paulo, 1971. 339 p.
- LUCAS JR., J. & SILVA, F.M. Aproveitamento de resíduos agrícolas para a geração de energia. Simpósio - Energia, Automação e Instrumentação: *XXVII Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola - CONBEA*. Poços de Caldas/MG. 1998. P63-67.
- MAGALHÃES, A.P.T. *biogás - um projeto de saneamento urbano*. São Paulo: Nobel, 1986. 120p.
- MARTINHÃO, N. *Dinâmica Populacional e Exploração de Recursos Renováveis*. Londrina, 1981. 116p. Dissertação (Mestrado em Matemática) – Universidade Estadual de Londrina.
- MERKEL, J.A. *Managing Livestock Wastes*. AVI Publishing Co, Inc., Westport, Connecticut. 1981. 419p.
- NOGUEIRA, L. A .H. *Biodigestão – A Alternativa Energética*. São Paulo: Nobel, 1986. 93p.
- ORTOLANI, A . F., BENINCASA,M., LUCAS Jr, J. *Biodigestores convencionais?* Jaboticabal: Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias. UNESP, 1991. 25p (Boletim Técnico, 8).
- PROJETO BIOGÁS. Jaboticabal: Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias. UNESP. 33p.
- RATKOWSKY, D. A. *Nonlinear Regression Modeling*. New York: Marcel Dekker, Inc.,1983.276p.
- SANTOS, T. M. B. *Caracterização Química, Microbiológica e Potencial de Produção d e biogás a Partir de Três Tipos de Cama, Considerando Dois Ciclos de Criação de Frangos de Corte*. Jaboticabal, 1997. 79p. Dissertação (Mestrado em Zootecnia) - Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista.

SANTOS, T. M. B, LUCAS JR., J. Produção de biogás a Partir de Três Tipos de Cama Obtidos em Dois Ciclos de Criação de Frangos de Corte, *Engenharia Agrícola, Jaboticabal*, v.17, p.9-20, 1997.

TORNERO, M. T. T. *utilização de Modelos Assintóticos-Sigmóides de Crescimento Multifásico com Sazonalidade em Estudos Zootécnicos*. Botucatu, 1996. Tese (Doutorado em Zootecnia/Nutrição e Produção Animal) – Faculdade de Medicina Veterinária e Zootecnia, Universidade Estadual Paulista.

APÊNDICE

1 - Modelos de regressão

```

options ls=250;

data batelada;set simone.batelada;

proc sort data=simone.batelada;by evento;

/* =====Modelo GOMPERTZ ===== */

title ' ===== Modelo Gompertz - Batelada =====';
proc nlin data=batelada method=marquardt maxiter=500 noitprint noprint;
  by evento;
  parms alfa=1 beta=1 gama=1;
  model vol_ac=exp(alfa-beta*(gama**(tempo)));
  output out=mistura1 parms=
    alfa beta gama p=pred r=res sse=sse;
run;

data simone.obs_esp;
set mistura1;

proc means data=mistura1 noprint css;
  var vol_ac;
  by evento;
  output out=mistura2 css=css n=n;
run;

proc means data=mistura1 noprint;
  var sse alfa beta gama;
  by evento;
  output out=mistura3 mean=sse alfa beta gama n=n;
run;

data simone.par_mse;
merge mistura2 mistura3;
  by evento;
  r2=(1-sse/css)*100;
  mse=sse/(n-3);
  inflex=log(1/beta)/log(gama);
  keep evento ciclo cama alfa beta gama inflex mse r2 n;
  format r2 5.2 mse 12.10;

proc sort data=batelada;by evento;
proc sort data=simone.par_mse;by evento;

data simone.paramet;
merge simone.par_mse batelada;by evento;

proc print data=simone.obs_esp;
run;
proc print data=simone.par_mse;
```



```
run;
```

```
run;
```

2 - Distribuição amostral

```
options ls=255;
```

```
/* ===== */
```

```
%MACRO ATUALIZA(datset);
```

```
  data &datset;
```

```
  set &datset;
```

```
  proc append out=simone.&datset new=&datset;
```

```
  run;
```

```
%MEND ATUALIZA;
```

```
/* ===== */
```

```
/* ===== */
```

```
%MACRO GOMPERTZ(datset);
```

```
proc sort data=&datset;
```

```
  by evento repete;
```

```
run;
```

```
proc nlin data=&datset method=marquardt maxiter=1000 noitprint noprint;
```

```
  by evento repete;
```

```
  parms alfa=1 beta=1 gama=1;
```

```
  model vol_sim=exp(alfa-exp(beta)*(gama**(tempo)));
```

```
  output out=par_gpzr parms=alfa beta gama;
```

```
run;
```

```
data sim_gpzr;
```

```
  set par_gpzr;
```

```
  by evento repete;
```

```
  if first.repete then output;
```

```
/*%ATUALIZA(sim_gpzr);*/
```

```
DM 'LOG;CLEAR';
```

```
%MEND GOMPERTZ;
```

```
/* ===== */
```

```
/* == P R I N C I P A L ===== */
```

```
/* ==MODELO GOMPERTZ===== */
```

```

/* ===== */
/* ===== */

data simula (keep=evento repete tempo vol_sim);
set simone.paramet;
do repete=1 to 1000;
    ei=sqrt(mse)*rannor(repete+234572);
    vol_sim=exp(alfa-beta*(gama**(tempo)))+ei;
    output;
end;

%GOMPERTZ(simula);

proc univariate data=simone.sim_gpz noprint;
by evento;
var alfa beta gama;
output out=simone.normalid
    probn=pr_alfa pr_beta pr_gama;
run;

proc print data=simone.normalid;
title 'Teste de Normalidade dos estimadores Alfa Beta Gama';

/* ===== */
/* ===== */
/* ===== */
/* ===== */

/*
proc sort data=simone.mcurvat;
by evento;

proc sort data=simone.normalid;
by evento;

data simone.curv_g_n (keep=evento n_repar pr_alfa pr_beta pr_gama);
merge simone.mcurvat simone.normalid;
by evento;

proc sort data=simone.curv_g_n;
by evento;
Title 'Normalidade para Parâmetros Gompertz sem Repar.';

proc print data=simone.curv_g_n;
run;
*/

run;

```

3 - Para gerar repetições (simulação)

```

options ls=255;

/* ===== */
%MACRO ATUALIZA(datset);
  data &datset;
  set &datset;
  proc append out=simone.&datset new=&datset;
  run;
%MEND ATUALIZA;
/* ===== */

/* ===== */
%MACRO GOMPERTZ(datset);

proc sort data=&datset;
  by evento repete;
run;

proc nlin data=&datset method=marquardt maxiter=1000 noitprint noprint;
  by evento repete;
  parms alfa=1 beta=1 gama=1;
  model vol_sim=exp(alfa-beta*(gama**(tempo)));
  output out=pars_gpz parms=alfa beta gama;
run;

data anava;
  set pars_gpz;
  by evento repete;
  inflex=log(1/beta)/log(gama);
  if first.repete then output;
  drop tempo vol_sim;

  %ATUALIZA(anava);

/* DM 'LOG;CLEAR';*/

%MEND GOMPERTZ;
/* ===== */

/* == P R I N C I P A L ===== */
data simula (keep=evento repete tempo vol_sim);
  set simone.paramet;
  do repete=1 to 10;
    ei=sqrt(mse)*rannor(repete+234572);
    vol_sim=exp(alfa-beta*(gama**(tempo)))+ei;
    output;
  end;

```

```

%GOMPERTZ(simula);
proc print data=anava;
title 'ARQUIVO PARA ANÁLISE DE VARIÂNCIA NÃO PARAMÉTRICA';
run;

/* ===== */
/* ===== */
/* ===== */
/* ===== */

run;

```

4 – Comparação entre camas

***** Compara Alfas Ciclo 1*****

Thursday, March 01, 2001, 17:09:51

Kruskal-Wallis One Way Analysis of Variance on Ranks

Normality Test:	Failed	(P = 0.0329)	
Group	N	Missing	
Col 1	10	0	
Col 2	10	0	
Col 3	10	0	
Group	Median	25%	75%
Col 1	-0.2100	-0.2100	-0.21000
Col 2	-0.0250	-0.0400	0.01000
Col 3	0.2350	0.2300	0.26000

H = 26.1 with 2 degrees of freedom. (P = <0.0001)

The differences in the median values among the treatment groups are greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00000219)

To isolate the group or groups that differ from the others use a multiple comparison procedure.

All Pairwise Multiple Comparison Procedures (Student-Newman-Keuls Method) :

Comparison	Diff of Ranks	p	q
Col 3 vs Col 1	200.0	3	7.18
Col 3 vs Col 2	100.0	2	5.35
Col 2 vs Col 1	100.0	2	5.35

Comparison	P<0.05
Col 3 vs Col 1	Yes
Col 3 vs Col 2	Yes
Col 2 vs Col 1	Yes

***** Compara Alfas Ciclo 2 *****

Thursday, March 01, 2001, 17:31:00

Kruskal-Wallis One Way Analysis of Variance on Ranks

Normality Test: Passed (P = 0.0909)

Equal Variance Test: Passed (P = 0.3788)

Group	N	Missing
Col 4	10	0
Col 5	10	0
Col 6	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 4	0.485	0.410	0.510
Col 5	0.505	0.460	0.530
Col 6	0.745	0.720	0.790

H = 19.9 with 2 degrees of freedom. (P = <0.0001)

The differences in the median values among the treatment groups are greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.0000485)

To isolate the group or groups that differ from the others use a multiple comparison procedure.

All Pairwise Multiple Comparison Procedures (Student-Newman-Keuls Method) :

Comparison	Diff of Ranks	p	q
Col 6 vs Col 4	162.5 3	5.84	
Col 6 vs Col 5	137.5 2	7.35	
Col 5 vs Col 4	25.0 2	1.34	

Comparison	P<0.05
Col 6 vs Col 4	Yes
Col 6 vs Col 5	Yes
Col 5 vs Col 4	No

***** Compara Alfas por Tratamientos *****

Thursday, March 01, 2001, 17:35:17

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 0.1041)

Group	N	Missing
Col 1	10	0
Col 4	10	0

Tested 10 0

Group	Median	25%	75%
Col 1	-0.210	-0.210	-0.210
Col 4	0.485	0.410	0.510

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0059 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

Thursday, March 01, 2001, 17:35:41

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 0.2014)

Group	N	Missing
Col 2	10	0
Col 5	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 2	-0.0250	-0.0400	0.01000
Col 5	0.5050	0.4600	0.53000

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0058 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

Thursday, March 01, 2001, 17:36:06

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 0.7538)

Group	N	Missing
Col 3	10	0
Col 6	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 3	0.235	0.230	0.260
Col 6	0.745	0.720	0.790

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0058 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

***** Compara Betas Ciclo 1*****

Thursday, March 01, 2001, 17:38:49

Kruskal-Wallis One Way Analysis of Variance on Ranks

Normality Test: Passed (P = 0.5165)

Equal Variance Test: Passed (P = 0.1169)

Group	N	Missing
Col 1	10	0
Col 2	10	0
Col 3	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 1	2.71	2.68	2.80
Col 2	1.98	1.94	2.02
Col 3	2.58	2.50	2.65

H = 22.5 with 2 degrees of freedom. (P = <0.0001)

The differences in the median values among the treatment groups are greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.0000128)

To isolate the group or groups that differ from the others use a multiple comparison procedure.

All Pairwise Multiple Comparison Procedures (Student-Newman-Keuls Method) :

Comparison	Diff of Ranks	p	q
Col 1 vs Col 2	185.0	3	6.65
Col 1 vs Col 3	70.0	2	3.74
Col 3 vs Col 2	115.0	2	6.15

Comparison	P<0.05
Col 1 vs Col 2	Yes
Col 1 vs Col 3	Yes
Col 3 vs Col 2	Yes

***** Compara Betas Ciclo 2*****

Thursday, March 01, 2001, 17:39:27

Kruskal-Wallis One Way Analysis of Variance on Ranks

Normality Test: Failed (P = 0.0412)

Group	N	Missing
Col 4	10	0

Col 5	10	0
Col 6	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 4	3.65	3.59	3.72
Col 5	3.62	3.54	3.91
Col 6	3.24	3.22	3.29

H = 15.9 with 2 degrees of freedom. (P = 0.0004)

The differences in the median values among the treatment groups are greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.000352)

To isolate the group or groups that differ from the others use a multiple comparison procedure.

All Pairwise Multiple Comparison Procedures (Student-Newman-Keuls Method) :

Comparison	Diff of Ranks	p	q
Col 5 vs Col 6	144.0 3	5.173	
Col 5 vs Col 4	18.0 2	0.962	
Col 4 vs Col 6	126.0 2	6.735	

Comparison	P<0.05
Col 5 vs Col 6	Yes
Col 5 vs Col 4	No
Col 4 vs Col 6	Yes

***** Compara Betas por Tratamientos *****

Thursday, March 01, 2001, 17:40:02

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 0.3622)

Group	N	Missing
Col 1	10	0
Col 4	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 1	2.71	2.68	2.80
Col 4	3.65	3.59	3.72

W= 55.0 T+ = 55.0 T- = 0.00 P(est.)= 0.0059 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

Thursday, March 01, 2001, 17:40:19

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Failed (P = 0.0242)

Group	N	Missing
Col 2	10	0
Col 5	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 2	1.98	1.94	2.02
Col 5	3.62	3.54	3.91

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0059 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

Thursday, March 01, 2001, 17:40:36

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 0.8111)

Group	N	Missing
Col 3	10	0
Col 6	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 3	2.58	2.50	2.65
Col 6	3.24	3.22	3.29

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0059 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

***** Compara Gamas Ciclo 1*****

Thursday, March 01, 2001, 17:42:22

Kruskal-Wallis One Way Analysis of Variance on Ranks

Normality Test: Passed (P = 1.0000)

Equal Variance Test: Passed (P = 1.0000)

Group	N	Missing
Col 1	10	0
Col 2	10	0
Col 3	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 1	0.960	0.960	0.960
Col 2	0.980	0.980	0.980
Col 3	0.980	0.980	0.980

H = 29.0 with 2 degrees of freedom. (P = <0.0001)

The differences in the median values among the treatment groups are greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.000000504)

To isolate the group or groups that differ from the others use a multiple comparison procedure.

All Pairwise Multiple Comparison Procedures (Student-Newman-Keuls Method) :

Comparison	Diff of Ranks	p	q
Col 2 vs Col 1	150.00 3	5.39	
Col 2 vs Col 3	0.00 2	0.00	
Col 3 vs Col 1	150.00 2	8.02	

Comparison	P<0.05
Col 2 vs Col 1	Yes
Col 2 vs Col 3	No
Col 3 vs Col 1	Yes

***** Compara Gamas Ciclo 2*****

Thursday, March 01, 2001, 18:12:07

Kruskal-Wallis One Way Analysis of Variance on Ranks

Normality Test: Failed (P = <0.0001)

Group	N	Missing
Col 4	10	0
Col 5	10	0
Col 6	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 4	0.990	0.990	0.990
Col 5	0.990	0.980	0.990
Col 6	0.990	0.990	0.990

H = 8.92 with 2 degrees of freedom. (P = 0.0115)

The differences in the median values among the treatment groups are greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.0115)

To isolate the group or groups that differ from the others use a multiple comparison procedure.

All Pairwise Multiple Comparison Procedures (Student-Newman-Keuls Method) :

Comparison	Diff of Ranks	p	q
Col 4 vs Col 5	60.00 3	2.16	
Col 4 vs Col 6	0.00 2	0.00	
Col 6 vs Col 5	60.00 2	3.21	

Comparison	P<0.05
Col 4 vs Col 5	No
Col 4 vs Col 6	Do Not Test
Col 6 vs Col 5	Do Not Test

***** Compara Gamas por Tratamientos *****
Thursday, March 01, 2001, 17:49:46

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 1.0000)

Group	N	Missing
Col 1	10	0
Col 4	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 1	0.960	0.960	0.960
Col 4	0.990	0.990	0.990

W= 55.0 T+ = 55.0 T- = 0.00 P(est.)= 0.0019 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

Thursday, March 01, 2001, 17:45:33

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Failed (P = 0.0002)

Group	N	Missing
Col 2	10	0
Col 5	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 2	0.980	0.980	0.980
Col 5	0.990	0.980	0.990

W= 21.0 T+ = 21.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0197 P(exact)= 0.0313

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.0313).

Thursday, March 01, 2001, 17:46:31

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 1.0000)

Group	N	Missing
Col 3	10	0
Col 6	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 3	0.980	0.980	0.980
Col 6	0.990	0.990	0.990

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0019 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

***** Compara Inflexs Ciclo 1*****

Thursday, March 01, 2001, 17:54:00

Kruskal-Wallis One Way Analysis of Variance on Ranks

Normality Test: Passed (P = 0.5206)

Equal Variance Test: Passed (P = 0.0613)

Group	N	Missing
-------	---	---------

Col 1	10	0
Col 2	10	0
Col 3	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 1	22.9	22.4	23.6
Col 2	30.6	29.6	32.2
Col 3	48.4	47.5	49.5

H = 25.8 with 2 degrees of freedom. (P = <0.0001)

The differences in the median values among the treatment groups are greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00000249)

To isolate the group or groups that differ from the others use a multiple comparison procedure.

All Pairwise Multiple Comparison Procedures (Student-Newman-Keuls Method) :

Comparison	Diff of Ranks	p	q
Col 3 vs Col 1	200.0	3	7.18
Col 3 vs Col 2	100.0	2	5.35
Col 2 vs Col 1	100.0	2	5.35

Comparison	P<0.05
Col 3 vs Col 1	Yes
Col 3 vs Col 2	Yes
Col 2 vs Col 1	Yes

***** Compara Inflexs Ciclo 2*****

Thursday, March 01, 2001, 17:54:46

Kruskal-Wallis One Way Analysis of Variance on Ranks

Normality Test: Passed (P = 0.5032)

Equal Variance Test: Passed (P = 0.1814)

Group	N	Missing
Col 4	10	0
Col 5	10	0
Col 6	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 4	101.1	94.3	104.1
Col 5	90.7	88.6	93.5
Col 6	104.0	100.7	106.8

H = 16.4 with 2 degrees of freedom. (P = 0.0003)

The differences in the median values among the treatment groups are greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.000277)

To isolate the group or groups that differ from the others use a multiple comparison procedure.

All Pairwise Multiple Comparison Procedures (Student-Newman-Keuls Method) :

Comparison	Diff of Ranks	p	q
Col 6 vs Col 5	158.0	3	5.68
Col 6 vs Col 4	61.0	2	3.26
Col 4 vs Col 5	97.0	2	5.18

Comparison	P<0.05
Col 6 vs Col 5	Yes
Col 6 vs Col 4	Yes
Col 4 vs Col 5	Yes

***** Compara Inflexs por Tratamientos *****

Thursday, March 01, 2001, 17:55:29

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 0.3955)

Group	N	Missing
Col 1	10	0
Col 4	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 1	22.9	22.4	23.6
Col 4	101.1	94.3	104.1

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0059 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

Thursday, March 01, 2001, 17:56:04

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 0.5324)

Group	N	Missing
Col 2	10	0
Col 5	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 2	30.6	29.6	32.2
Col 5	90.7	88.6	93.5

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0059 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

Thursday, March 01, 2001, 17:56:36

Wilcoxon Signed Rank Test

Normality Test: Passed (P = 0.4058)

Group	N	Missing
Col 3	10	0
Col 6	10	0
Tested	10	0

Group	Median	25%	75%
Col 3	48.4	47.5	49.5
Col 6	104.0	100.7	106.8

W= 55.0 T+ = 55.0 T-= 0.00 P(est.)= 0.0059 P(exact)= 0.0020

The change that occurred with the treatment is greater than would be expected by chance; there is a statistically significant difference (P = 0.00195).

Através do ajuste do modelo mistura de duas Gompertz são apresentados no quadro abaixo as Estimativas dos Parâmetros $\hat{a}_1$, $\hat{b}_1$, $\hat{g}_1$, $\hat{a}_2$, $\hat{b}_2$ e $\hat{g}_2$, Coeficiente de Determinação R^2 (%) e Variância Residual ($\hat{\sigma}^2$).

CICLO	TRAT	N	A1	B1	G1	A2	B2	G2	R2	MSE
1	Marava	29	- 0,419	3,742	0,9433	- 1,431	1,929	0,991	99,94	0,00002672
1	NapMara	29	- 0,283	2,606	0,9564	- 1,193	28,453	0,976	99,82	0,00002672
1	Napier	29	- 0,354	20,124	0,9645	- 0,738	2,624	0,934	99,75	0,00002672
2	Marava	28	0,100	9,596	0,9772	- 1,830	2,096	0,785	99,90	0,00002672
2	NapMara	28	0,103	13,938	0,9733	- 1,441	1,033	0,946	99,95	0,00002672
2	Napier	28	0,342	2,725	0,9869	- 1,144	96,381	0,962	99,91	0,00002672