

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

ANÁLISE DE CORRELAÇÃO NO RECONHECIMENTO DE
INTERAÇÕES EM ARRANJOS PLACKETT-BURMAN

ANDERSON FAGUNDES DO COUTO

Maio de 2012

Itajubá, MG

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

ANDERSON FAGUNDES DO COUTO

ANÁLISE DE CORRELAÇÃO NO RECONHECIMENTO DE
INTERAÇÕES EM ARRANJOS PLACKETT-BURMAN

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como parte dos requisitos para obtenção do título de *Mestre em Ciências em Engenharia de Produção*

Área de Concentração: Qualidade e Produto

Orientador: Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi

Coorientador: Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva

Maio de 2012

Itajubá, MG

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

ANDERSON FAGUNDES DO COUTO

ANÁLISE DE CORRELAÇÃO NO RECONHECIMENTO DE
INTERAÇÕES EM ARRANJOS PLACKETT-BURMAN

Dissertação aprovada por banca examinadora em 28 de maio de 2012, conferindo ao autor título de *Mestre em Ciências em Engenharia de Produção*.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi (Orientador)

Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva (Co-orientador)

Prof. Dr. João Roberto Ferreira (UNIFEI)

Prof. Dr. Messias Borges da Silva (UNESP)

Maio de 2012

Itajubá, MG

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Mauá –
Bibliotecária Jacqueline Rodrigues de Oliveira Balducci- CRB_6/1698

C871t

Couto, Anderson Fagundes do

Análise de Correlação no Reconhecimento de Interações em
Arranjos Plackett-Burman / por Anderson Fagundes do Couto.

-- Itajubá, (MG) : [s.n.], 2012.

118 p. : il.

Orientador: Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi.

Coorientador: Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva.

Tese (Mestrado) – Universidade Federal de Itajubá.

1. Análise de sensibilidade. 2. Interações de parâmetro. 3. Análise de sinal. 4. Plackett-Burman. 5. Análise de resíduos. 6. Análise de correlação. I. Balestrassi, Pedro Paulo, orient. II. Paiva, Anderson Paulo de, co-orient. III. Universidade Federal de Itajubá. IV. Título.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho à minha noiva Elisângela e
à minha mãe Ana Luiza que me incentivaram
integralmente durante o longo período do
desenvolvimento desse trabalho.

AGRADECIMENTOS

Aos meus amigos, orientador e co-orientador, Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi e Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva, respectivamente, pelo incentivo, pelo apoio, pela confiança, pela paciência, pela amizade, pelas longas horas de dedicação, pelo conhecimento transmitido, e por sempre estarem dispostos e prontos a me ajudar.

A minha noiva Elisângela, que sempre esteve ao meu lado, pelo carinho, pelo amor, companhia, incentivo, compreensão, ajuda e principalmente paciência pela minha falta de tempo.

A minha mãe, Ana Luiza, que sempre me incentivou a progredir, e a minha vovó, Aparecida, eu agradeço do fundo do meu coração pela ajuda, pelo amor, carinho, incentivo, apoio e principalmente por compreender o motivo da minha ausência.

As minhas tias Maria Claudete, Maria Rita, Maria de Lourdes “*in memoriam*”, ao meu tio Reniel, e aos meus familiares com os quais não pude conviver nesses últimos anos devido a esse projeto.

As famílias Balestrassi, Carmona, Candido e Gatti pelo apoio, pelo incentivo e pela amizade.

Aos meus amigos, Evandro Grillo, Estevão Pereira, Luiz Ferreira, pelo apoio, pelo incentivo e pela amizade.

Ao Prof. Dr. Carlos Eduardo Sanches, coordenador do curso de pós-graduação em Engenharia de Produção, pela amizade e apoio durante todo o trabalho.

A todos os professores do IEPG pelo apoio nos momentos difíceis.

Aos amigos e colegas do IEPG que me ajudaram com um gesto ou uma palavra amiga nos momentos difíceis.

Aos meus amigos que sempre me apoiaram, me incentivaram e compreenderam minha ausência.

Aos meus superiores que me incentivavam e aos que me incentivam a progredir, pelo apoio, pelo incentivo e pela amizade.

Agradeço também a todas as pessoas que de alguma forma, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização desse projeto, e as empresas nas quais tive a oportunidade de trabalhar e desenvolver minhas aptidões.

Último, mas não menos importante agradeço a Deus, por ter me ajudado a superar os momentos difíceis e por ter colocado no meu caminho essas pessoas tão maravilhosas.

Muito obrigado a todos vocês que me ajudaram a concluir mais um projeto em minha vida!

EPÍGRAFE

As oportunidades para a aplicação de avançadas técnicas de análises, tal como PBSA, deveriam ser exploradas para fazer com que os benefícios desse tipo de análise fossem disponíveis universalmente.

(SCHEURER, 2006)

O delineamento Plackett-Burman é extremamente econômico do ponto de vista da quantidade de experimentos realizados, e por essa razão, é interessantíssimo procurar por estratégias que possam validar a aplicação do arranjo Plackett-Burman como experimento de seleção.

(MAGALLANES; OLIVIERI, 2010)

RESUMO

Delineamento de Experimento é uma metodologia para aperfeiçoar um processo que é constituído por variáveis de entrada que culminam com uma ou mais respostas. A mesma pode ser dividida em duas etapas, a primeira o *Delineamento de Seleção*, e a segunda o *Delineamento de Aprimoramento*. No delineamento de seleção deseja-se eliminar aquelas variáveis de entrada que não serão significativas para o delineamento de aprimoramento. Dentre os possíveis arranjos a serem utilizados em um delineamento de seleção, o arranjo Plackett-Burman se destaca como o arranjo experimental para identificação de fatores principais. Caso existam interações significativas entres os fatores, o arranjo pode levar o experimentador a cometer um erro, no qual o pesquisador concluiria que um determinado fator não é significativo, porém o fator seria significativo. Esse tipo de erro é conhecido em delineamento como o erro tipo II. Essa dissertação apresenta uma metodologia elaborada para diminuir a ocorrência do erro tipo II. O principal objetivo do trabalho é propor um algoritmo que identifique a partir de análise de sinais, efeitos principais e / ou interações em um processo ou produto. A análise de sinais é aplicada nos sinais provenientes da série de resíduos que são gerados durante a análise de regressão. Em seguida, utiliza-se análise do coeficiente de correlação entre os sinais gerados, e por fim, realiza-se a junção dos dois processos de análises, a qual é capaz de identificar quais são os fatores e / ou as interações significativas no processo ou produto em estudo. Para confirmar a eficiência da metodologia executou-se uma simulação utilizando-se uma equação sintética. Os resultados obtidos nesta simulação mostraram que a metodologia desenvolvida é adequada, uma vez que a mesma foi capaz de reconhecer os efeitos principais e as interações significativas da equação sintética. Por fim, a metodologia também foi capaz de identificar que existem padrões no comportamento na série de resíduos que indiquem a ausência de termos e / ou interações na equação do modelo.

Palavras-chave: Análise de sensibilidade; Interações de parâmetros; Plackett-Burman; Análise de sinal; Análise de resíduos; Análise de correlação.

ABSTRACT

Design of Experiment (DOE) is a methodology to enhance a process which consists of input variables which lead to one or more replies. DOE can be divided into two stages, first the *Screening Design*, and second the *Improvement Design*. In the screening design is desired to eliminate those input variables that are not significant for the improvement design. Among the possible arrangements to be used in the screening design, the arrangement Plackett-Burman stands out as the experimental setup for the identification of key factors. If there are significant interactions between the factors, the arrangement may lead the experimenter to make a mistake, in which the researcher would conclude that a particular factor is not significant but the factor would be significant. This type of error is known in design as the Type II error. The main objective of this study is to propose an algorithm that identifies from signal analysis, main effects and / or interactions in a process or product. First, the signal analysis is applied to the signals from the series of residues that are generated during regression analysis. Second, it is used the analysis of correlation coefficient between signals generated. Finally, it is merged the two processes of analysis, and both together is able to identify those significant factors and / or significant interactions in the process or product under investigation. To confirm the efficacy of the method, it is performed a simulation using a synthetic equation. The results of this simulation showed that the developed methodology is suitable, since it was able to recognize the main effects and significant interactions of synthetic equation. Finally, the methodology was also able to identify that there are the behavior patterns in the series of residues that indicate the absence of the factors and / or interactions in the model equation.

Keywords: Sensitivity analysis, Parameter interactions, Plackett-Burman, Signal analysis, Residual analysis, Correlation analysis

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Quantidade de citações do artigo PBSA até fevereiro de 2012	6
Figura 2 – Fatores do processo	13
Figura 3 – Classificação da Resolução de um Delineamento	18
Figura 4 – Fluxo de aplicação da metodologia PBCA	31
Figura 5 – Pseudocódigo para cálculo da quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente	35
Figura 6 – Pseudocódigo para a geração da matriz dos fatores	38
Figura 7 – Pseudocódigo para a geração da matriz dos blocos de interações de segunda ordem	41
Figura 8 – Pseudocódigo para a geração da matriz de interações de segunda ordem	44
Figura 9 – Pseudocódigo para a conversão da série de resíduos em sinal	46
Figura 10 – Pseudocódigo para a geração do indicador MVPA (Fatores)	50
Figura 11 – Pseudocódigo para verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA (Fatores)	53
Figura 12 – Pseudocódigo para a geração do indicador MVPA (Blocos de Interações)	54
Figura 13 – Pseudocódigo para verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA (Blocos de Interações)	57
Figura 14 – Pseudocódigo para a geração do indicador MVPA (Interações de segunda ordem)	60
Figura 15 – Pseudocódigo para verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA (Interações de segunda ordem)	61
Figura 16 – Teste de hipótese <i>Two-sample t</i> utilizando o delineamento Plackett-Burman	75
Figura 17 – Valores dos Resíduos utilizando o delineamento Plackett-Burman	76
Figura 18 – Teste de hipótese <i>Two-sample t</i> utilizando o delineamento Fatorial Fracionado	78
Figura 19 – Valores de VPPA dos fatores em ordem crescente de RESI	79
Figura 20 – Valores de VPPA dos Blocos de interações em ordem crescente de RESI	80
Figura 21 – Valores de MVPA dos fatores em ordem crescente de RESI	81

Figura 22 – Valores de MVPA dos fatores em ordem crescente de MVPA	82
Figura 23 – Valores de MVPA dos blocos de interações em ordem crescente de RESI	83
Figura 24 – Valores de MVPA dos blocos de interações em ordem crescente de MVPA	84
Figura 25 – Teste de hipótese <i>Two-sample t</i> após a aplicação da metodologia PBCA	89
Figura 26 – Valores dos Resíduos após a aplicação da metodologia PBCA	89
Figura 27 – ANOVA Plackett-Burman	90
Figura 28 – ANOVA PBCA	91
Figura 29 – Teste de hipótese <i>Two-sample t</i> após a aplicação do Fatorial Completo com a retirada dos fatores D e F do processo	94
Figura 30 – Valores dos Resíduos após a aplicação do delineamento Fatorial Completo com a retirada dos fatores D e F do processo	95
Figura 31 – VPPA dos resíduos versus MVPA dos coeficientes de correlação (Fatores)	96
Figura 32 – VPPA dos resíduos versus Ordem sequencial (Fatores)	98
Figura 33 – MVPA dos coeficientes de correlação versus Ordem sequencial (Fatores)	99
Figura 34 – VPPA dos resíduos versus MVPA dos coeficientes de correlação (Blocos de interações)	100
Figura 35 – VPPA dos resíduos versus Ordem sequencial (Blocos de interações)	101
Figura 36 – MVPA dos coeficientes de correlação versus Ordem sequencial (Blocos de interações)	102
Figura 37 – Histograma do indicador MVPA dos coeficientes de correlação (Blocos de interações)	102

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Blocos de interações de segunda ordem	39
Quadro 2 – Valores de resíduos distribuídos em linhas (Fatores)	46
Quadro 3 – Valores de VPPA dos fatores em ordem crescente de RESI	47
Quadro 4 – Valores de resíduos em linhas (Blocos de interações)	47
Quadro 5 – Valores de VPPA dos blocos de interações em ordem crescente de RESI	48
Quadro 6 – Valores de resíduos em linhas (Interações de segunda ordem)	48
Quadro 7 – Valores de VPPA das interações de segunda ordem em ordem crescente de RESI	49
Quadro 8 – Matriz dos coeficientes de correlação (Fatores)	50
Quadro 9 – Geração dos valores de MVPA dos fatores	52
Quadro 10 – Valores de MVPA dos fatores em ordem crescente de RESI	52
Quadro 11 – Remanejo da ordem dos fatores	52
Quadro 12 – Matriz dos coeficientes de correlação (Blocos de Interações)	54
Quadro 13 – Geração dos valores de MVPA dos Blocos de Interações	55
Quadro 14 – Valores de MVPA dos Blocos de Interações em ordem crescente de RESI	56
Quadro 15 – Remanejo dos blocos de interações de segunda ordem	56
Quadro 16 – Matriz dos coeficientes de correlação parte 1 (Interações de segunda ordem)	57
Quadro 17 – Matriz dos coeficientes de correlação parte 2 (Interações de segunda ordem)	58
Quadro 18 – Geração dos valores de MVPA das Interações de segunda ordem	59
Quadro 19 – Valores de MVPA das Interações de segunda ordem em ordem crescente de RESI	60
Quadro 20 – Remanejo da ordem das Interações de segunda ordem	60
Quadro 21 – Valores de VPPA e de MVPA ordenados pela ordem crescente de RESI (Fatores)	61
Quadro 22 – Os menores valores de VPPA dos fatores	63

Quadro 23 – Os menores valores de MVPA dos fatores	63
Quadro 24 – Valores de VPPA e de MVPA ordenados pela ordem crescente de RESI (Blocos de Interações)	64
Quadro 25 – Os menores valores de VPPA dos blocos de interações	64
Quadro 26 – Os menores valores de MVPA dos blocos de interações	65
Quadro 27 – Valores de VPPA e de MVPA ordenados pela ordem crescente de RESI (Interações de segunda ordem)	65
Quadro 28 – Os menores valores de VPPA das interações de segunda ordem	66
Quadro 29 – Os menores valores de MVPA das interações de segunda ordem	66
Quadro 30 – Descrição concisa da metodologia PBCA	70
Quadro 31 – Valores de resíduos dos fatores	78
Quadro 32 – Valores de resíduos dos blocos de interações	79
Quadro 33 – Matriz dos coeficientes de correlação dos fatores	80
Quadro 34 – Geração dos valores de MVPA dos fatores	81
Quadro 35 – Matriz dos coeficientes de correlação dos blocos de interações	82
Quadro 36 – Geração dos valores de MVPA dos blocos de interações	83
Quadro 37 – Os menores valores de MVPA dos Fatores	85
Quadro 38 – Os menores valores de MVPA dos blocos de interações	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Arranjo Plackett-Burman padrão para oito ensaios	17
Tabela 2 – Arranjo Plackett-Burman padrão para doze ensaios	18
Tabela 3 – Técnica de Rebatimento	21
Tabela 4 – Arranjo Fatorial Fracionado 2^{7-4} para oito ensaios	23
Tabela 5 – Matriz PBCA para seis fatores	38
Tabela 6 – Matriz para sete blocos de interações de segunda ordem	41
Tabela 7 – Matriz para onze interações de segunda ordem	44
Tabela 8 – RESIs que possuem os termos A, B e C em comum	62
Tabela 9 – A primeira metade da matriz do PBCA	71
Tabela 10 – Matriz completa do PBCA	72
Tabela 11 – Valores das respostas relacionadas aos fatores (Parte 1)	73
Tabela 12 – Valores das respostas relacionadas aos fatores (Parte 2)	74
Tabela 13 – Valores das respostas relacionadas aos fatores (Fatorial Fracionado)	77
Tabela 14 – Os menores valores de VPPA dos fatores	85
Tabela 15 – Os menores valores de VPPA dos blocos de interações	86
Tabela 16 – Fatores presentes e ausentes no RESI 23	87
Tabela 17 – Blocos de interações presentes e ausentes no RESI 88	87
Tabela 18 – Fatores presentes e ausentes nos RESIs 23, 31, 55 e 63	97
Tabela 19 – Primeira parte da matriz das possíveis séries de resíduos	111
Tabela 20 – Segunda parte da matriz das possíveis séries de resíduos	112
Tabela 21 – Primeira parte da matriz das possíveis séries de resíduos	113
Tabela 22 – Segunda parte da matriz das possíveis séries de resíduos	114
Tabela 23 – Terceira parte da matriz das possíveis séries de resíduos	115
Tabela 24 – Quarta parte da matriz das possíveis séries de resíduos	116

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
DOE	Delineamento de Experimentos ou <i>Design of Experiment</i>
DSP	Processamento de Sinal Digital ou <i>Digital Signal Process</i>
FAST	Teste de sensibilidade de amplitude utilizando transformada de <i>Fourier</i> ou <i>Fourier Amplitude Sensitivity Test</i>
i.i.d.	independente e identicamente distribuído ou <i>independent and identically distributed</i>
ME	Efeito Principal ou <i>Main Effect</i>
MVPA	Valor Médio mais Valor de Pico da Amplitude do sinal do Coeficiente de Correlação
NBR	Norma Brasileira
NID	Normalmente e Independentemente Distribuídos ou <i>Normally and Independently Distributed</i>
OLS	Método dos Mínimos Quadrados Ordinários ou <i>Ordinary Least Square Method</i>
PaD	Derivadas parciais ou <i>Partial Derivatives</i>
PaD2	Derivadas parciais com modificações ou <i>Partial Derivatives with modification</i>
PB	Plackett-Burman
PBCA	Análise de correlação dos sinais de resíduos gerados pelo delineamento Plackett-Burman ou <i>Plackett-Burman Correlation Analysis</i>
PBSA	Análise de Sensibilidade utilizando o delineamento Plackett-Burman ou <i>Plackett-Burman Sensitivity Analysis</i>
PCCA	Análise do Coeficiente de Correlação de <i>Pearson</i> ou <i>Pearson Correlation Coefficient Analysis</i>
<i>P-Value</i>	O valor de <i>P-Value</i> é o menor nível de significância que conduz à rejeição da hipótese nula (H_0).
RSS	Soma dos quadrados dos resíduos da função ou The Residual Sum of Squares function
SA	Análise de Sensibilidade ou <i>Sensitivity Analysis</i>
SCCA	Análise do Coeficiente de Correlação do Sinal ou <i>Signal Correlation Coefficient Analysis</i>
VCC	Valor do Coeficiente de Correlação ou <i>Correlation Coefficient Value - CCV</i>
VPPA	Valor de Pico a Pico da Amplitude do sinal de resíduos

VPPACC	Valor de Pico a Pico da Amplitude do sinal do Coeficiente de Corelação
2FI	Interação de segunda ordem ou <i>Two-Factor Interaction</i> ou <i>Two-way Interaction</i>
3FI	Interação de terceira ordem ou <i>Three-Factor Interaction</i> ou <i>Three-way Interaction</i>
4FI	Interação de quarta ordem ou <i>Four-Factor Interaction</i> ou <i>Four-way Interaction</i>
5FI	Interação de quinta ordem ou <i>Five-Factor Interaction</i> ou <i>Five-way Interaction</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

ε	Valor do erro do modelo
k	Quantidade de fatores principais
p	Quantidade de geradores de confundimento independentes
N	Quantidade de ensaios
y	Valor observado na resposta
μ	Média de um valor
σ^2	Variância
Σ	Somatório
R_n	Sinal de referência
A_n	Sinal a ser comparado com R_n
r	Valor do coeficiente de correlação para formas de ondas do sinal
α	Nível máximo aceitável de risco para rejeitar a hipótese nula verdadeira
w	Quantidade de graus de liberdade disponíveis que podem ser utilizados para estudar as interações de segunda ordem

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Considerações iniciais	1
1.2	Justificativas	5
1.3	Descrição do Problema	7
1.4	Objetivo Principal	7
1.5	Objetivos Secundários	7
1.6	Resultados Esperados	8
1.7	Delimitações	8
1.8	Classificação da pesquisa	9
1.9	Metodologia de pesquisa	9
1.10	Estrutura do trabalho	10
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	12
2.1	Delineamento de Experimento de Seleção	12
2.1.1	Delineamento de Experimento – DOE	12
2.1.2	Delineamento Plackett-Burman	16
2.1.3	Complexidade do Confundimento	19
2.1.4	Delineamento Fatorial Fracionado	22
2.2	<i>Plackett-Burman Sensitivity Analysis</i> - PBSA	24
2.3	Análise do coeficiente de correlação do sinal de resíduos	25
2.4	Considerações finais do capítulo	27
3	ALGORITMO PBCA	28
3.1	Uma visão geral do algoritmo PBCA	28
3.2	Uma visão técnica do algoritmo PBCA	29
3.3	O impacto de uma ou mais interações de terceira ordem ou de ordem maiores significativas	30
3.4	Passo a passo do algoritmo PBCA	30
3.4.1	Fluxograma da metodologia PBCA	30
3.4.2	Determinação dos parâmetros a serem testados	32
3.4.3	Localização do arranjo Plackett-Burman apropriado	32

3.4.4	Aplicação da técnica de rebatimento no arranjo Plackett-Burman	32
3.4.5	Realização dos ensaios de acordo com arranjo selecionado	33
3.4.6	Cálculo da quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente	33
3.4.7	Cálculo do valor do coeficiente de cada termo do modelo	35
3.4.8	Geração das configurações das possíveis séries de resíduos	36
3.4.9	Conversão de todas as séries de resíduos em sinais	45
3.4.10	Geração das matrizes de correlação entre os sinais provenientes das séries de resíduos	49
3.4.11	Processo de análise dos indicadores	61
3.4.12	Cálculo do efeito de cada parâmetro e de cada interação de segunda ordem significativa	67
3.4.13	Análise da metodologia PBCA	68
3.5	Considerações finais do capítulo	69
4	EXPERIMENTO SIMULADO DA METODOLOGIA PBCA	70
4.1	Determinar os fatores a serem testados.	71
4.2	Definição do arranjo Plackett-Burman apropriado	71
4.3	Aplicação da técnica de rebatimento no arranjo Plackett-Burman	72
4.4	Realização dos ensaios de acordo com arranjo selecionado	73
4.5	Cálculo da quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente	74
4.6	Geração das configurações das possíveis séries de resíduos	74
4.7	Geração das séries de resíduos	75
4.8	Conversão das séries de resíduos em sinais	78
4.9	Geração das matrizes de correlação	80
4.10	Análise dos indicadores	84
4.10.1	Análise dos fatores e dos blocos de interações	87
4.11	Cálculo dos efeitos de cada parâmetro e de cada interação de segunda ordem significativa	88
4.12	Comparação gráfica	88
4.13	Análise dos blocos de interações	91
4.14	Considerações finais do capítulo	92
5	DISCUSSÃO	93
5.1	Eficácia da metodologia	93
5.2	Fatores classificados como não significativos	93

5.3	Características intrínsecas do PBCA - Fatores	95
5.3.1	VPPA dos resíduos versus MVPA dos coeficientes de correlação	95
5.3.2	VPPA dos resíduos versus Ordem sequencial dos ensaios computacionais	97
5.3.3	MVPA dos coeficientes de correlação versus Ordem sequencial dos ensaios computacionais	98
5.4	Características intrínsecas do PBCA - Bloco de interações	99
5.4.1	VPPA dos resíduos versus MVPA dos coeficientes de correlação	99
5.4.2	VPPA dos resíduos versus Ordem sequencial dos ensaios computacionais	100
5.4.3	MVPA dos coeficientes de correlação versus Ordem sequencial dos ensaios computacionais	101
5.5	Considerações finais do capítulo	103
6	CONCLUSÃO	104
6.1	Sugestões para trabalhos futuros	104
6.2	Considerações finais do trabalho	105
7	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	107
8	APÊNDICES	111

1 INTRODUÇÃO

Este capítulo retrata o ponto de vista de alguns autores sobre o Delineamento de Seleção e Análise de Sensibilidade, em especial utilizando o arranjo Plackett-Burman. Descreve ainda, a proposta de trabalho a ser realizada, considerando o objetivo proposto, os resultados esperados e a metodologia utilizada.

1.1 Considerações iniciais

Segundo Hussein (2008), quando um processo é constituído por muitas variáveis e se deseja aprimorá-lo, Delineamento de Experimento é uma metodologia poderosa para aperfeiçoar esse tipo processo. Resumidamente, o planejamento de experimentos pode ser considerado um projeto que contém duas divisões, a primeira o **delineamento de seleção**, e a segunda o **delineamento de aprimoramento**. Montgomery (2009) corrobora essa idéia enfatizando que o delineamento de seleção é normalmente realizado nos primeiros passos de um projeto, que visa à identificação dos termos, sendo que nesse momento é possível que muitos dos fatores inicialmente ponderados possuam pouco ou nenhum efeito sobre a resposta. No ponto de vista de Shen e Wan (2009), o delineamento de seleção é adequado para eliminar rapidamente aqueles fatores não significativos do processo em aperfeiçoamento, e também, para a obtenção de um modelo mais compacto e mais transparente para o processo de análise.

Dejaegher *et al.* (2007) observam que o delineamento Plackett-Burman (PLACKETT e BURMAN, 1946) é normalmente aplicado em experimento de seleção para selecionar os fatores importantes durante um teste de aperfeiçoamento. Montgomery (2009) aborda que o delineamento Plackett-Burman é um delineamento fatorial fracionário de dois níveis para estudar $k = (N - 1)$ variáveis em N ensaios, onde N é um múltiplo do número quatro. De acordo com Myers *et al.* (2009), é possível construir delineamento de resolução III para investigar até $k = (N - 1)$ fatores em somente N ensaios, onde N é um múltiplo do número quatro. No delineamento de resolução III, os efeitos principais estão confundidos com as interações de segunda ordem e as interações de segunda ordem podem estar confundidas entre si (MYERS *et al.* 2009). Caso exista alguma interação significativa, o confundimento interfere diretamente no valor do efeito calculado para o fator que está confundido com a interação significativa. O valor do efeito de um fator é composto pelo valor do efeito dele mesmo, o próprio fator, mais o efeito de cada interação que está confundida com esse fator.

Logo, se houver pelo menos uma interação significativa, o valor real do efeito do fator será alterado. Essa alteração pode levar o experimentador a cometer o erro tipo II, no qual o valor do efeito faz com que o experimentador pense que o fator não é significativo, mas o fator é significativo. Montgomery (2009) destaca que alguns delineamentos Plackett-Burman são classificados como delineamentos não geométricos, e esse tipo de delineamento possui uma estrutura de confundimento (do Inglês, *alias structure*) muito complexa.

Box e Wilson (1951) demonstram que o delineamento de resolução IV para fatorial de dois níveis pode ser obtido aplicando a **técnica de rebatimento** (do Inglês, *fold over*) sobre o delineamento de resolução III em $(k - 1)$ fatores. Uma vantagem da técnica *fold over* (BOX *et al.*, 1978) é que ela desdobra o confundimento (do Inglês, *alias*) existente entre os fatores principais e as interações de segunda ordem (MONTGOMERY, 2009). Hinkelmann e Kempthorne (2005) afirmam que uma maneira para resolver parcialmente ou totalmente o confundimento entre os efeitos principais e as interações de segunda ordem é aumentar o delineamento original com outra fração que seja réplica da primeira, tal que, resulte em um delineamento de resolução IV. Na realidade, a idéia atrás da técnica de rebatimento é simplesmente refazer cada combinação da fração original, porém, com pequenas mudanças (HINKELMANN; KEMPTHORNE, 2005). Embora Myers *et al.* (2009) salientam que, em delineamentos de resolução IV, nenhum efeito principal esteja confundido com nenhuma interação de segunda ordem, as interações de segunda ordem estão confundidas entre si.

Ao longo desse trabalho, o tipo de técnica de rebatimento utilizada será a técnica *full fold over*, e, isso significa que a fração complementar, composta pelos ensaios complementares aos ensaios originais, será um espelho da fração original, porém, com os sinais trocados.

De acordo com Li e Mee (2002), Li e Lin (2003) e Ye e Li (2003), a técnica de rebatimento é mais aplicada em delineamentos ortogonais de resolução III, tendo como resultado, um delineamento ortogonal de resolução IV. Diamond (1995) e Miller e Sitter (2001, 2005) enfatizam que a técnica de rebatimento também pode ser aplicada no delineamento onde os efeitos principais são ortogonais, tal como no delineamento Plackett-Burman, e, conseqüentemente, obtendo-se um delineamento de resolução IV com um confundimento complexo (do Inglês, *Complex Aliasing*) entre as interações de segunda ordem. Beres e Hawkins (2001) afirmam que o delineamento Plackett-Burman com a técnica de rebatimento fornece uma alternativa que permite examinar simultaneamente todos os

parâmetros. Miller e Sitter (2001) ressaltam que a maior vantagem do uso da técnica de rebatimento com o delineamento Plackett-Burman é que o reconhecimento dos efeitos principais não é afetado pelas interações de segunda ordem. O delineamento Plackett-Burman com a técnica de rebatimento é saturado com relação às interações de segunda ordem, porém, isso não ocorre em relação aos efeitos principais (MILLER e SITTER, 2001).

No ponto de vista de Miller e Sitter (2001, 2005) e Lin *et al.* (2008), experimentos de seleção são usados para separar um conjunto de fatores candidatos, e identificar aqueles que realmente exercem uma influência significativa na resposta do processo em melhoria. Além disso, eles afirmam que o primeiro objetivo de um experimento de seleção é identificar os fatores significativos, e o segundo objetivo é identificar as interações de segunda ordem. Eles ainda acrescentam que a suposição chave associada ao experimento de seleção é que somente os efeitos principais e as interações de segunda ordem são significativos. Entretanto, Miller e Sitter (2001) chamam atenção para o caso de existir pelo menos uma interação de terceira ordem, assim sendo, a probabilidade de detecção dos efeitos principais pode ser afetada adversamente. Para maiores detalhes ver os artigos publicados por Miller e Sitter (2001, 2005) e Lin *et al.* (2008) sobre a discussão do delineamento Plackett-Burman com a técnica de rebatimento considerando interações, e delineamento não ortogonal com a técnica de rebatimento.

O arranjo Plackett-Burman é utilizado como experimento de seleção no artigo dos pesquisadores Beres e Hawkins (2001) durante o processo de análise de sensibilidade. Conforme Newham (2002), a análise de sensibilidade é uma técnica usada para desenvolver um melhor entendimento do comportamento dos modelos. Ele ainda nota que análise de sensibilidade forma uma parte importante do processo de validação do modelo através da avaliação, onde o modelo desenvolvido e a atividade de obtenção dos dados podem ser focalizados. A análise de sensibilidade também fornece informação com relação ao comportamento do modelo simulado que está sendo avaliado (CONFALONIERI *et al.*, 2010). De acordo com MCRae *et al.* (1982) e Saltelli *et al.* (2000), existem dois grupos de análise de sensibilidade, são eles: análise de sensibilidade local e análise de sensibilidade global. Xu e Gertner (2008b) e Confalonieri *et al.* (2010) comentam que a técnica de análise de sensibilidade global é mais usada que a técnica de análise de sensibilidade local. Confalonieri *et al.* (2010) observam que dentre as técnicas de análise de sensibilidade global, existem três principais classes: métodos de seleção, métodos baseados em regressão e métodos baseados em variância. Montgomery e Runger (2003) explicam que análise de regressão é uma técnica

estatística muito usada para explorar o relacionamento entre duas ou mais variáveis. Delineamento Plackett-Burman usa análise de regressão em seu processo estatístico.

Beres e Hawkins (2001) propuseram um procedimento utilizando o arranjo Plackett-Burman para análise de sensibilidade em modelos com muitos parâmetros, e eles mostraram que esse tipo de arranjo é consistente para um conjunto de dados que é apresentado em seu artigo. Beres e Hawkins (2001) explicam que Análise de Sensibilidade utilizando o delineamento Plackett-Burman (do Inglês, *Plackett-Burman Sensitivity Analysis* – PBSA) é uma metodologia que utiliza o delineamento Plackett-Burman com a técnica de rebatimento, e que a quantidade de cenários necessários para realizar um conjunto de ensaios é aproximadamente duas vezes a quantidade de parâmetros em estudo. Eles ainda argumentam que o PBSA é útil no aprimoramento de qualquer processo que possua muitos parâmetros, como pode ser o caso dos modelos ecológicos, e o mesmo ainda é capaz de detectar interações de segunda ordem.

Com relação ao PBSA, Chapin III *et al.* (2003) avaliam a sensibilidade da entrada de dados da mudança na interação entre o ser humano e o fogo através dessa metodologia. Faulkner *et al.* (2003) e Wu *et al.* (2007) aplicam a metodologia PBSA para realizar a análise de sensibilidade em suas pesquisas, Modelagem de Lixiviação de vírus e Modelagem do impacto da mudança da cobertura da terra no fluxo da corrente no nordeste, respectivamente. Miller e Sitter (2001) argumentam que o delineamento Plackett-Burman com a técnica de rebatimento é especialmente bem adaptado para experimentos de seleção. Dowd (2005) menciona que análise de sensibilidade sofisticada para modelos ecológicos considera interações, tal como a metodologia PBSA. No ponto de vista de Scheurer (2006), as oportunidades para a aplicação de avançadas técnicas de análises, tal como PBSA, deveriam ser exploradas para fazer com que os benefícios desse tipo de análise ficassem disponíveis universalmente. Como exemplo prático, Periago *et al.* (2007) aplicam o delineamento Plackett-Burman com a técnica de rebatimento para determinar os principais fatores que podem afetar a extração e a qualificação de licopeno nos tomates e nos produtos derivados de tomates. Na opinião do Romero *et al.* (2007), a aplicação da metodologia PBSA seguida pelo delineamento de superfície de resposta tem se mostrado uma abordagem rápida e mais efetiva. De acordo com Xu e Gertner (2008a, 2008b), muitas das técnicas de análise de sensibilidade global estão disponíveis, tal como PBSA. Na mesma direção, Confalonieri *et al.* (2010) explicam que a técnica de seleção realizada com o delineamento Plackett-Burman, que foi chamada PBSA por Beres e Hawkins (2001), também poderia ser aplicada como método de

análise de sensibilidade em seus estudos. Xu e Gertner (2011) classificam PBSA como método de seleção dentro do método de análise de sensibilidade global.

Diferentemente, na opinião de Xu e Gertner (2007, 2011), o teste de sensibilidade de amplitude utilizando transformada de Fourier (*Fourier Amplitude Sensitivity Test - FAST*), é a mais popular técnica de análise de sensibilidade. Gevrey *et al.* (2006) indicam derivadas parciais (PaD) com modificação (PaD2) para análise de todas as possibilidades de combinações (do Inglês, *pair-wise combinations*) de variáveis de entrada, em relação a análise de sensibilidade em modelos de rede neural. Em um artigo mais recente publicado por Confalonieri *et al.* (2010), eles realizaram uma comparação entre as técnicas de análise de sensibilidade.

A revisão literária anterior revela que a técnica análise de sensibilidade quando aplicada em experimento de seleção, que utilizam arranjos Plackett-Burman com a técnica de rebatimento, é um tópico em demanda pela comunidade científica. Esse trabalho é direcionado para o arranjo Plackett-Burman com a técnica de rebatimento para análise de sensibilidade de modelos com muitos fatores, similar ao publicado por Beres e Hawkins (2001). Eles, Beres e Hawkins (2001), fizeram uma contribuição significativa para a literatura, mostrando que a metodologia PBSA é consistente usando o arranjo Plackett-Burman com a técnica de rebatimento.

Entretanto, a presente dissertação procura mostrar que o PBSA pode adquirir mais informações sobre todos os fatores e as interações, se forem consideradas a análise de regressão e a análise do coeficiente de correlação de Pearson, ambos baseados em análise de sinais. Esse aprimoramento na metodologia PBSA será aqui denominado de metodologia PBCA. Em outras palavras, análise de correlação dos resíduos e arranjos sucessivos utilizando o arranjo Plackett-Burman (do inglês, *Plackett-Burman Correlation Analysis – PBCA*).

1.2 Justificativas

Os seguintes motivos podem justificar o desenvolvimento da presente pesquisa:

- ✓ A comunidade científica percebe a importância desse tema e pesquisadores como Beres e Hawkins (2001), Miller e Sitter (2001, 2005), Li e Mee (2002), Li e Lin (2003), Caribonia *et al.* (2007), Dejaegher *et al.* (2007), Lin *et al.* (2008), Magallanes e Olivieri (2010), vem estudando e propondo a alguns anos, métodos

tais como PBSA, que possam utilizar o Plackett-Burman como delineamento de seleção, tendo como objetivo a atenuação da ocorrência do erro tipo II. Complementando, o erro tipo II significa dizer que um ou mais fatores e / ou uma ou mais interações não são significativas, apesar das mesmas serem.

- ✓ Magallanes e Olivieri (2010) explicam que o arranjo Plackett-Burman é extremamente econômico do ponto de vista da quantidade de experimentos realizados, e por essa razão, é importante procurar por estratégias que possam validar a aplicação desse tipo de arranjo como experimento de seleção. Em outras palavras, validar a aplicação significa diminuir a ocorrência do erro tipo II.
- ✓ O PBSA vem sendo discutido por alguns autores, tais como: Chapin III *et al.* (2003), Faulkner *et al.* (2003), Dowd (2005), Scheurer (2006), Romero *et al.* (2007), Wu *et al.* (2007), Xu e Gertner (2007), Xu e Gertner (2008a, 2008b), Confalonieri *et al.* (2010), Xu e Gertner (2011). Apesar de ser muito utilizado, o PBSA contém sérias limitações entre as quais a ocorrência do erro tipo II. Um exemplo prático do PBSA pode ser verificado no trabalho realizado por Periago *et al.* (2007).
- ✓ O PBSA foi publicado em 2001 no periódico *the International Journal on Ecological Modelling and Systems Ecology*, que possui fator de impacto de 1,769 e com alta citação (Ver a Figura 1). Uma publicação similar é esperada para contribuir com tal método.

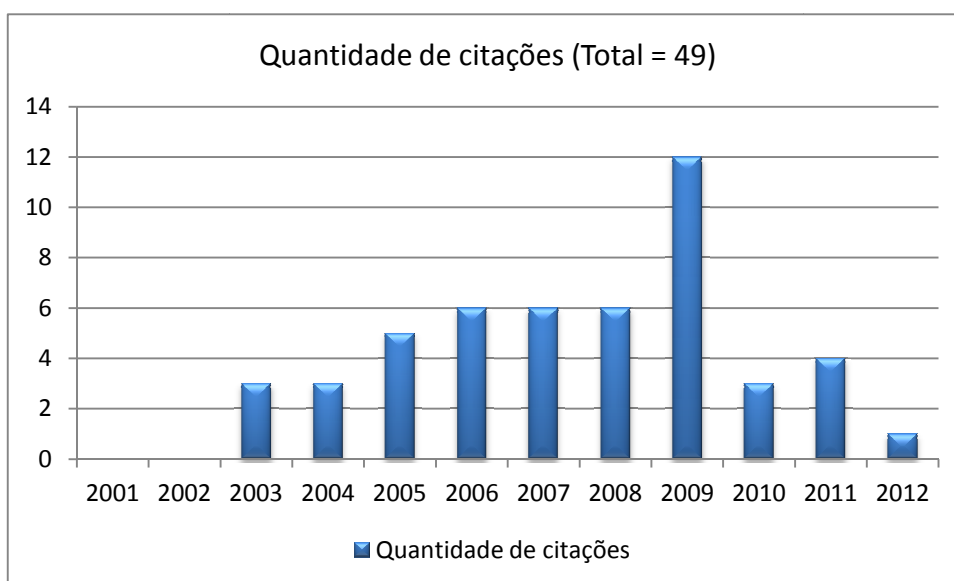


Figura 1 – Quantidade de citações do artigo PBSA até fevereiro de 2012

1.3 Descrição do Problema

Plackett-Burman é um arranjo experimental para identificação de fatores, porém, se houver a presença de interações, o arranjo Plackett-Burman pode levar o experimentador a cometer o erro tipo II. O erro tipo II ocorre quando o experimentador conclui que um fator não é significativo, porém, o mesmo é significativo. Consequentemente, o experimentador irá descartar dos próximos passos do processo de melhoria o fator considerado não significativo. Essa remoção pode fazer com que o pesquisador não localize o ponto de ótimo caso isso seja desejado. Portanto, o arranjo Plackett-Burman não é um arranjo para identificar interações.

O problema de pesquisa é:

- ✓ Como aprimorar o arranjo Plackett-Burman para a identificação de interações.

O que se deseja fazer é:

- ✓ Identificar a presença de interações usando o arranjo Plackett-Burman.

A pesquisa procura responder a seguinte questão:

- ✓ Para um experimento de seleção que possua um número elevado de variáveis X, qual seria a melhor abordagem a ser utilizada?

1.4 Objetivo Principal

Propor um algoritmo que identifique a partir de análise de sinais de resíduos, efeitos principais e / ou interações em um processo.

- ✓ É importante notar que os sinais analisados são provenientes da sequência de resíduos. Cada sinal é uma série temporal de resíduos do modelo que utiliza o método dos Mínimos Quadrados Ordinários (do Inglês, *Ordinary Least Square Method* – OLS) usado com arranjo Plackett-Burman com réplica.

1.5 Objetivos Secundários

Identificar:

- ✓ Quando o Plackett-Burman pode levar o experimentador a cometer o erro tipo II.
- ✓ Como o Plackett-Burman pode levar o experimentador a cometer o erro tipo II.

- ✓ Qual é o comportamento dos resíduos quando o experimentador comete o erro tipo II.

1.6 Resultados Esperados

Espera-se que o presente trabalho trate os resíduos (ou uma série de resíduos) como um sinal e que se possível descubra padrões neste sinal que indiquem (ou que possam indicar) a ausência de termos e / ou interações, usando a análise de correlação. Os seus resíduos são normalmente distribuídos, independentes e identicamente distribuídos.

Plackett-Burman não é um arranjo para identificar interações, portanto, espera-se propor um método que auxilia o Plackett-Burman a localizar as interações significativas. Espera-se que o método proposto auxilie o experimentador na identificação de interações usando o Plackett-Burman.

Espera-se que o presente trabalho possa contribuir para a área de Delineamento de Experimentos, investigando as limitações metodológicas dos atuais delineamentos exploratórios, e em especial o Plackett-Burman. Essa contribuição consiste no desenvolvimento de um algoritmo que identifique a partir da análise de sinais, efeitos principais e / ou interações em um processo ou produto. Essa contribuição se aplicaria a qualquer tipo de arranjo.

De forma geral, espera-se que esse estudo possa identificar as interações, o que não é feito pelo Plackett-Burman usualmente.

A conclusão esperada é que o padrão dos resíduos esteja associado à ausência de termos e / ou interações no modelo real ou teórico, e que essa ausência interfira diretamente na amplitude dos resíduos, normalidade dos resíduos (normalmente distribuídos) e na distribuição dos resíduos.

1.7 Delimitações

Por se tratar de uma dissertação de mestrado, esta pesquisa não tem a intenção de esgotar inteiramente todas as questões sobre o assunto, pois demandaria tempo superior ao disponível para a elaboração, execução e finalização da dissertação. Sendo assim, as delimitações desta pesquisa são:

- ✓ Dentro do delineamento de experimento, somente explorar delineamento de seleção que utilizem o arranjo Plackett-Burman.
- ✓ Não desenvolver softwares específicos que desempenhem o algoritmo proposto, mas apenas utilizar os softwares comerciais disponíveis no momento.

1.8 Classificação da pesquisa

A área de concentração da pesquisa é a de qualidade e produto. A linha de pesquisa se enquadra na engenharia de qualidade, e o tipo de projeto é classificado como ferramentas quantitativas aplicadas à qualidade.

1.9 Metodologia de pesquisa

A metodologia utilizada no projeto de pesquisa é a modelagem e simulação.

Conforme Chung (2004), os propósitos dessa metodologia de pesquisa são:

- ✓ Adquirir a compreensão de sistemas operacionais
 - o Alguns sistemas são tão complexos que é difícil entender as suas operações e suas interações sem um modelo dinâmico. Em outras palavras, pode ser impossível estudar o sistema interrompendo-o e examinando-o cada componente isoladamente. Um típico exemplo seria tentar entender como gargalos de processo de fabricação ocorrem.
- ✓ Desenvolver políticas operacionais e recursos para aperfeiçoar o desempenho de sistemas
 - o Existem sistemas que se detém o conhecimento do funcionamento, no entanto, deseja-se aprimorá-los. Duas maneiras fundamentais de fazer isso seriam modificar as políticas operacionais e os recursos. As mudanças nas políticas operacionais podem incluir diferentes prioridades de agendamentos para ordens de serviço.
- ✓ Testar novos conceitos e/ou sistemas antes da implantação do mesmo
 - o Se o sistema ainda não existe, ou se está considerando a compra de um novo sistema, o modelo de simulação pode ajudar a fornecer uma idéia de como o novo sistema proposto desempenhará. O custo de modelar um novo sistema pode ser muito menor em comparação com o investimento envolvido na instalação de qualquer processo significativo de manufatura.

Os efeitos de diferentes níveis e as despesas dos equipamentos podem ser avaliados. Além disso, o uso do modelo de simulação antes da implantação pode ajudar aprimorar a configuração do equipamento escolhido.

- ✓ Obter informações sem alterar o sistema atual
 - o Possivelmente, o modelo de simulação é o único método disponível para a experimentação de sistemas que não podem ser alterados temporariamente. Alguns sistemas são tão críticos ou sensíveis que não é possível fazer qualquer tipo de mudança na política de operação ou de recurso para analisar o sistema. O exemplo clássico desse tipo de sistema poderia ser o posto de segurança em um aeroporto comercial. A condução do experimento, que envolva mudanças na política operacional ou no nível dos recursos, pode conduzir a sérios impactos na capacidade operacional ou na eficácia do sistema de segurança.

Segundo Chung (2004), a modelagem e simulação possuem benefícios específicos, são eles:

- ✓ Experimento realizado em um tempo menor;
- ✓ Redução dos requisitos analíticos;
- ✓ Os modelos são facilmente demonstrados.

Chung (2004) enfatiza que embora a simulação possua muitas vantagens, existem também algumas desvantagens que o pesquisador deve estar ciente. Essas desvantagens não estão diretamente associadas com a modelagem e análise do sistema, mas sim com as expectativas associadas com projetos de simulação. Essas desvantagens incluem os seguintes pontos:

- ✓ Simulação não pode fornecer resultados precisos quando os dados de entrada não são precisos;
- ✓ Simulação não pode fornecer respostas fáceis para problemas complexos;
- ✓ Simulação não pode resolver os problemas por si só.

1.10 Estrutura do trabalho

A estrutura adotada para este trabalho pode ser resumida como se segue, e está dividida em oito capítulos.

O Capítulo 1 retrata o ponto de vista de alguns autores, sobre o Delineamento de Seleção e Análise de Sensibilidade, em especial utilizando o arranjo Plackett-Burman. Descreve ainda a proposta de trabalho a ser realizada, considerando o objetivo proposto, resultados esperados e a metodologia utilizada.

O capítulo 2 apresenta a revisão bibliográfica de alguns conceitos fundamentais, tais como: Delineamento de Experimento de Seleção, Delineamento Plackett-Burman, Complexidade do confundimento, Delineamento Fatorial Fracionado, Análise de Sensibilidade utilizando o Arranjo Plackett-Burman (PBSA) e Análise do Coeficiente de Correlação do Sinal de Resíduos. Os temas abordados nesta dissertação contemplam alguns trabalhos publicados no meio científico.

O capítulo 3 aborda detalhes da metodologia proposta denominada de PBCA.

O capítulo 4 apresenta um exemplo do procedimento da metodologia PBCA para consistência e simulação dos dados.

O capítulo 5 explora o significado dos resultados, apresentando uma discussão sobre a metodologia PBCA. Essa discussão aborda a eficácia da metodologia, os cuidados necessários ao remover do processo de análise os fatores classificados como não significativos, e por último, as características intrínsecas da metodologia PBCA.

O capítulo 6 apresenta as conclusões da dissertação e faz comparações entre o objetivo proposto e os resultados alcançados. Aborda também as principais vantagens e desvantagens encontradas na simulação realizada. Por fim, faz ainda sugestões para trabalhos futuros.

O capítulo 7 possui as referências bibliográficas.

O capítulo 8 possui os apêndices.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Esse capítulo apresenta a revisão bibliográfica de alguns conceitos fundamentais, tais como, Delineamento de experimento de seleção, Delineamento Plackett-Burman, Complexidade do confundimento, Delineamento Fatorial Fracionado, Análise de Sensibilidade utilizando o Arranjo Plackett-Burman (PBSA) e Análise do Coeficiente de Correlação do Sinal de Resíduos. Os temas abordados nesta dissertação procuram contemplar alguns trabalhos publicados no meio acadêmico.

2.1 Delineamento de Experimento de Seleção

Nessa seção, as questões relacionadas com delineamento de experimentos de seleção são exploradas. Primeiro, a definição do delineamento de experimento é revista, e, os objetivos e as suposições chaves associados com delineamento de seleção são discutidas, e eles são similares aos que foram propostos por Miller e Sitter (2001, 2005). Segundo, é apresentado à estrutura do arranjo Plackett-Burman. Terceiro, a complexidade do confundimento do delineamento geométrico e não geométrico é apresentada. Para finalizar, a estrutura do arranjo Fatorial Fracionado é revista.

2.1.1 Delineamento de Experimento – DOE

Delineamento de experimentos, ou simplesmente DOE (do Inglês, *Design of Experiments*), foi desenvolvida por Sir Ronald A. Fisher na década de 1920 e no início da década de 1930, sendo aprimorada por outros importantes pesquisadores como Box, Hunter, Wilson, dentre outros.

Montgomery (2009) define DOE como uma ferramenta usada para descobrir relacionamentos de causa e efeito em um determinado processo ou sistema. Ele ainda acrescenta que DOE é um teste ou uma série de testes, no qual as mudanças intencionais são realizadas nas variáveis de entrada de um processo ou sistema, refletindo em alterações que podem ser identificadas na variável de resposta do processo ou sistema.

Em geral, os experimentos são usados para estudar o desempenho de um processo ou um sistema. Eles, os processos ou os sistemas, podem ser visualizados como uma combinação de operações, máquinas, métodos, pessoas, e outros recursos que transformam algum tipo de material, que é depositado na entrada do processo ou do sistema, e depois retirados na saída

do mesmo que, normalmente, possuem uma ou mais variáveis de resposta observáveis (MONTGOMERY, 2009).

Algumas variáveis do processo e propriedades dos materiais ($x_1, x_2, \dots, x_p$) são controláveis, enquanto outras variáveis ($z_1, z_2, \dots, z_q$) são incontroláveis (embora elas possam ser controladas por motivos de testes). Normalmente, os processos ou os sistemas podem ser representados pela Figura 2 (MONTGOMERY, 2009).

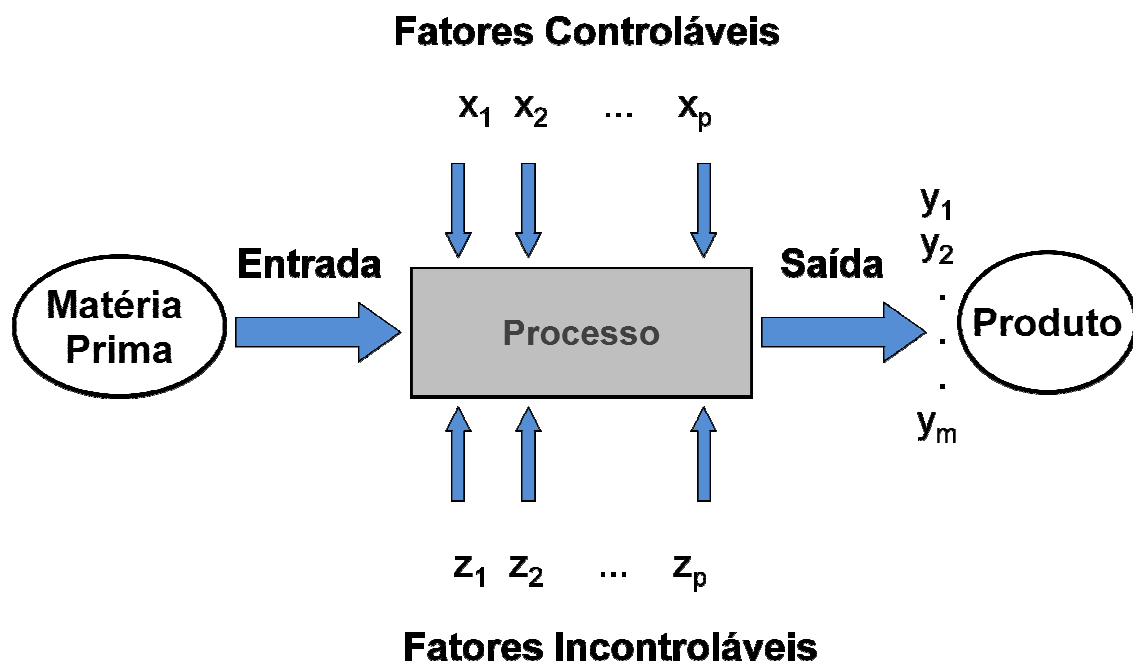


Figura 2 – Fatores do processo

Os elementos que compõem a Figura 2 são:

- ✓ Entrada do processo: pode ser uma matéria-prima, um produto, etc.
- ✓ Fatores controláveis: parâmetros que podem ser alterados durante os ensaios para que se possa determinar a influência dos mesmos nas variáveis de respostas.
- ✓ Fatores incontroláveis: parâmetros que teoricamente deveriam permanecer constantes durante os ensaios, mas que por algum motivo variam, modificando o valor das variáveis de resposta.
- ✓ Saída do processo ou resposta: característica de produto ou processo que se deseja aprimorar.

Conforme Montgomery (2009), os objetivos do experimento podem incluir os seguintes itens:

- ✓ Determinar quais das variáveis do processo são mais influentes na variável de resposta (y)
- ✓ Determinar os níveis de ajuste dos fatores controláveis x 's, para que a resposta tenha um valor próximo do valor nominal desejado.
- ✓ Determinar os níveis de ajuste dos fatores controláveis x 's, para que a variabilidade no valor da variável de resposta seja o menor possível.
- ✓ Determinar os níveis de ajuste dos fatores controláveis x 's, para que os efeitos das variáveis incontroláveis ($z_1, z_2, \dots, z_q$) sejam minimizados.

Depois de aplicado o DOE no processo ou no sistema em estudo, um modelo matemático é usualmente obtido, compondo-se de uma equação capaz de relacionar as variáveis de resposta com as variáveis de entrada.

Dentre as opções de delineamento de experimentos disponíveis, existe o arranjo Fatorial Completo. Nesse tipo de arranjo, o número de ensaios é igual ao número de níveis, normalmente dois, elevado ao número de fatores, e todas as combinações, inclusive as interações de todas as ordens, são testadas e avaliadas. A vantagem desse tipo de arranjo é que ele estuda todos os possíveis ensaios. No entanto, Montgomery (2009) enfatiza que dependendo da quantidade de fatores, a quantidade de ensaios pode inviabilizar a utilização desse tipo de arranjo, pois à medida que o número de fatores cresce linearmente, a quantidade de experimentos cresce geometricamente.

O planejamento de experimentos pode ser considerado como um delineamento de seleção ou um delineamento de aprimoramento. Com relação ao delineamento de seleção, Montgomery (2009) afirma que eles são geralmente realizados nos estágios iniciais do delineamento de experimentos, quando é provável que muitos fatores inicialmente considerados possuam pouco ou nenhum efeito sobre a variável de resposta. Portanto, como uma alternativa para reduzir o número de experimentos, pode-se utilizar o arranjo Plackett-Burman que é apresentado em detalhes no subitem 2.1.2 como experimento de seleção e depois, no delineamento de aprimoramento, caso seja de interesse do pesquisador, aplicar o arranjo Fatorial Completo ou o arranjo que melhor lhe convier em uma quantidade de fatores que realmente são significativos para o processo ou sistema em estudo.

Magallanes e Olivieri (2010) consideram que o delineamento Plackett-Burman, de resolução III, é normalmente empregado em delineamento de seleção, porém, o seu desempenho depende da suposição que os efeitos das interações não são significativos. Na opinião de Miller e Sitter (2001, 2005) e Lin *et al.* (2008), o delineamento Plackett-Burman com a técnica de rebatimento, de resolução IV, aplicado como delineamento de seleção, é útil para segregar um conjunto de fatores candidatos, e também, identificar, dentre eles, quais realmente exercem uma influência significativa na variável de resposta, tanto através dos efeitos principais quanto das interações de segunda ordem. Eles ainda acrescentam que o desempenho do delineamento depende de suposições, e a suposição chave associada com o delineamento de seleção é que somente os efeitos principais e as interações de segunda ordem são significativas. As consequências da violação dessa suposição, dentro da metodologia PBCA, são discutidas no subitem 3.3. Além disso, eles afirmam que o primeiro objetivo do delineamento de experimentos é identificar os fatores significativos, e o segundo objetivo é identificar as interações de segunda ordem significativas. Tais objetivos fornecem informações que podem ser usadas nos experimentos subsequentes, experimentos de aprimoramento, e estão diretamente relacionados com a capacidade de o delineamento distinguir os efeitos significativos dos efeitos não significativos.

A propósito, Miller e Sitter (2001, 2005) enfatizam que três princípios empíricos têm sido reconhecidos, e são válidos para delineamento de seleção. Eles ainda acrescentam que os princípios a seguir justificam o uso de pequenas frações do delineamento fatorial.

- ✓ *Esparcidade (Effect sparsity)*: Somente pequenas porções dos efeitos candidatos serão significativas.
- ✓ *Hierarquia (Effect hierarchy)*: Os efeitos principais são mais susceptíveis de serem significativos do que os efeitos de interações de segunda ordem, as quais, por sua vez, são mais susceptíveis de serem significativas do que os efeitos das interações de terceira ordem, e assim por diante.
- ✓ *Hereditariedade (Effect heredity)*: É incomum uma interação ser significativa a menos que pelo menos um fator envolvido possua um efeito principal significativo, e quando isso ocorre, a interação é classificada como *weak heredity*. Quando os fatores envolvidos em uma interação são significativos, a interação é classificada como *strong heredity*.

As justificativas, para as suposições abaixo, são presumidas das idéias de Esparcidade, Hierarquia e Hereditariedade.

1. Todas as interações que envolvam três ou mais fatores não são significativas.
2. Uma pequena quantidade de interações de segunda ordem serão significativas.
 - 2.1. No delineamento não geométrico, é presumido que o número de interações de segunda ordem significativas não será mais do que a metade do número dos fatores a serem investigados (MILLER e SITTER, 2005).
3. No delineamento geométrico, é necessário saber quantos graus de liberdade podem ser aplicados no processo de reconhecimento das interações de segunda ordem significativas. Para tanto, utiliza-se a equação $N2FIs = ((NF - 1) - k - 1)$, onde NF é o número de ensaios com a técnica de rebatimento aplicada, e N2FIs é a quantidade de graus de liberdade que é utilizada para criar os blocos, e k é a quantidade de fatores a serem investigados.
4. Interações de segunda ordem que não satisfazem hereditariedade e interações onde todos os fatores envolvidos não são significativos, são menos susceptíveis a serem significativas do que as que satisfazem *weak heredity*, que por sua vez, são menos susceptíveis a serem significativas do que as que satisfazem *strong heredity*.

2.1.2 Delineamento Plackett-Burman

A respeito do delineamento Plackett-Burman, Montgomery (2009) observa que o mesmo é classificado como delineamento fatorial fracionado de dois níveis desenvolvido por Plackett e Burman (PLACKETT e BURMAN, 1946). A fonte original para os padrões de arranjos gerados pelo Plackett-Burman se encontra no artigo publicado na revista *Biometrika* (PLACKETT, BURMAN, 1946). Os arranjos são criados em tamanhos múltiplos de quatro e são compostos de sinais positivos para os níveis superiores, e sinais negativos para os níveis inferiores. Além disso, os projetos seguem a regra $k = (N - 1)$, onde k é o número de parâmetros estudados, e N é o total de ensaios realizados. Como ilustração, a Tabela 1 apresenta uma matriz Plackett-Burman de resolução III com oito ensaios, $N = 8$ e $k = 7$, onde a primeira linha é o padrão para delineamentos Plackett-Burman com oito ensaios. Esse tipo de delineamento é classificado como geométrico.

Tabela 1 – Arranjo Plackett-Burman padrão para oito ensaios

+	+	+	-	+	-	-
-	+	+	+	-	+	-
-	-	+	+	+	-	+
+	-	-	+	+	+	-
-	+	-	-	+	+	+
+	-	+	-	-	+	+
+	+	-	+	-	-	+
-	-	-	-	-	-	-

Sendo a primeira linha o padrão para o delineamento Plackett-Burman, a segunda linha é formada a partir da primeira, copia-se a primeira linha, porém, com um deslocamento de coluna, onde o sinal da última coluna descola-se para a primeira coluna, o sinal da primeira coluna desloca-se para a segunda coluna, assim por diante até que todos os sinais da segunda linha estejam deslocados. A terceira linha é formada a partir da segunda, copia-se a segunda linha, porém, com um deslocamento de coluna, onde o sinal da última coluna descola-se para a primeira coluna, o sinal da primeira coluna desloca-se para a segunda coluna, assim por diante até que todos os sinais da terceira linha estejam deslocados. Esse processo de deslocamento ocorre até a penúltima coluna, e, é classificado como variação helicoidal. A última coluna do arranjo é formada por sinais negativos. Portanto, a primeira linha do delineamento Plackett-Burman é o padrão e as demais linhas, com exceção da última, é formada com base na primeira.

Para N igual a 12, 20, 24, 28 e 36, o delineamento Plackett-Burman é classificado como delineamento não geométrico, e suas estruturas de confundimento são muito complexas. Esses detalhes, geométrico e não geométrico, serão discutidos no item Complexidade do Confundimento. Como ilustração, a Tabela 2 apresenta uma matriz Plackett-Burman de resolução III com doze ensaios, $N = 12$ e $k = 11$, onde a primeira linha é o padrão para delineamentos Plackett-Burman com doze ensaios. As demais linhas são construídas seguindo o mesmo padrão utilizado para construir a matriz Plackett-Burman de resolução III com oito ensaios apresentado no parágrafo anterior.

Tabela 2 – Arranjo Plackett-Burman padrão para doze ensaios

+	-	+	-	-	-	+	+	+	-	+
+	+	-	+	-	-	-	+	+	+	-
-	+	+	-	+	-	-	-	+	+	+
+	-	+	+	-	+	-	-	-	+	+
+	+	-	+	+	-	+	-	-	-	+
+	+	+	-	+	+	-	+	-	-	-
-	+	+	+	-	+	+	-	+	-	-
-	-	+	+	+	-	+	+	-	+	-
-	-	-	+	+	+	-	+	+	-	+
+	-	-	-	+	+	+	-	+	+	-
-	+	-	-	-	+	+	+	-	+	+
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

A Figura 3 ilustra a classificação da resolução de um delineamento conforme a escolha da quantidade de fatores, eixo das abscissas, e a quantidade de ensaios a ser realizado, eixo das ordenadas. Um exemplo, verifica-se na Figura 3 que, caso seja selecionado um arranjo com oito ensaios (do Inglês, *Run*) para estudar um processo ou produto que possua de cinco a sete fatores (do Inglês, *Factors*), esse tipo de delineamento é classificado como resolução III.

	Factors													
Run	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
4	Full	III												
8		Full	IV	III	III	III								
16			Full	V	IV	IV	IV	III	III	III	III	III	III	III
32				Full	VI	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
64					Full	VII	V	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV
128						Full	VIII	VI	V	V	IV	IV	IV	IV

Available Resolution III Plackett-Burman Designs					
Factors	Runs	Factors	Runs	Factors	Runs
2-7	12,20,24,28,...,48	20-23	24,28,32,36,...,48	36-39	40,44,48
8-11	12,20,24,28,...,48	24-27	28,32,36,40,44,48	40-43	44,48
12-15	20,24,28,36,...,48	28-31	32,36,40,44,48	44-47	48
16-19	20,24,28,32,...,48	32-35	36,40,44,48		

Figura 3 – Classificação da Resolução de um Delineamento

O delineamento Plackett-Burman pode ser construído como delineamento de resolução III, contudo Myers *et al.* (2009) chamam a atenção para esse tipo de resolução, onde os efeitos principais estão confundidos com interações de segunda ordem e as interações de segunda ordem podem estar confundidas entre si. Por esse motivo, Magallanes e Olivieri (2010) afirmam que o delineamento Plackett-Burman é descrito como um delineamento de seleção. Eles ainda enfatizam que a validade do delineamento de seleção Plackett-Burman para estimar fatores principais depende da suposição de que os efeitos das interações não são significativos, e por essa razão, tal validade é frequentemente questionada. No entanto, Magallanes e Olivieri (2010) acrescentam que o delineamento Plackett-Burman é um delineamento extremamente econômico do ponto de vista do número de ensaios realizados, e, por essa razão, é interessante procurar por estratégias que possam checar a validade desse tipo de delineamento de seleção.

2.1.3 Complexidade do Confundimento

Montgomery (2009) afirma que o delineamento Plackett-Burman para $N = 12, 20, 24, 28$ e 36 não pode ser representado como um cubo, e por isso eles são chamados de delineamentos não geométricos. Consequentemente, esses tipos de delineamentos possuem uma estrutura de confundimento muito complexa. Além disso, Montgomery (2009) também acrescenta que todos os tipos de delineamentos Plackett-Burman são classificados como delineamentos não regulares, e ainda que o delineamento regular é aquele em que todos os efeitos podem ser estimados independentemente de outros efeitos (Delineamento Fatorial Completo), e no caso do delineamento Plackett-Burman, os efeitos que não podem ser estimados estão completamente confundidos com outros efeitos. Miller e Sitter (2001) enfatizam que no delineamento Plackett-Burman que utiliza da técnica de rebatimento, e que é classificado como delineamento não geométrico, cada coluna de efeito principal é ortogonal a todas as outras colunas de efeitos principais e a todas as colunas de interações de segunda ordem. Além disso, cada coluna de interação de segunda ordem é ortogonal a todas as colunas de efeitos principais e a todas as interações de segunda ordem com quem possua um fator em comum. Colunas de pares de interações de segunda ordem que não dividem um fator em comum estão parcialmente confundidas com correlação de mais ou menos um terço.

Montgomery (2009) afirma que o delineamento Plackett-Burman com um número de experimentos diferente de $N = 12, 20, 24, 28$ e 36 , pode ser representado como um cubo, e por isso eles são chamados de delineamento geométrico. Esse tipo de delineamento também

possui uma estrutura de confundimento, porém, menos complexa que o delineamento não geométrico. Além disso, no delineamento Plackett-Burman que se utiliza da técnica de rebatimento (também classificado como delineamento geométrico), cada coluna de efeito principal é ortogonal a todas as outras colunas de efeitos principais e a todas as colunas de interações de segunda ordem. Cada coluna de interação de segunda ordem é ortogonal a todas as colunas de efeitos principais, mas pelo menos uma coluna de interação de segunda ordem está completamente confundida com outra coluna de interação de segunda ordem, tornando-se blocos de interações de segunda ordem, e o valor do coeficiente de confundimento, entre as interações de segunda ordem, é unitário. Por exemplo, se a interação de segunda ordem AB está completamente confundida com a interação de segunda ordem CE, ambas interações tornam-se um bloco, porque algumas vezes é impraticável separar o valor pertinente a cada uma. A estrutura de confundimento entre as interações de segunda ordem pode variar dependendo do número de graus de liberdade. Portanto, a estrutura de confundimento do delineamento Plackett-Burman que se utiliza da técnica de rebatimento, também classificado como delineamento geométrico, é a mesma do delineamento Fatorial Fracionado.

Para descobrir a estrutura de confundimento pode-se multiplicar o gerador (do Inglês, *Generator*) pelos termos em estudo conforme é apresentado em detalhes por Montgomery (2009). Uma segunda opção é aplicar a metodologia PBSA, pois a mesma é capaz de apresentar a estrutura de confundimento. Uma terceira opção é utilizar um software estatístico que seja capaz de fornecer a estrutura de confundimento.

Com relação ao delineamento de resolução IV, Montgomery (2009) afirma que a relação do confundimento proveniente das interações de segunda ordem no delineamento não geométrico é muito mais complexa que no delineamento geométrico. Ele ainda alerta que qualquer delineamento obedece à notação 2_{IV}^{k-p} , onde k é o número de fatores, p é o gerador independente, o resultado deve conter no mínimo $2k$ ensaios, e o delineamento que contém exatamente $2k$ ensaios recebe o nome de delineamento mínimo de resolução IV, (do Inglês, *minimum resolution IV design*). Como ilustração, a parte superior da Tabela 3 apresenta uma matriz Plackett-Burman de resolução III com oito ensaios, $N = 8$ e $k = 7$, e a parte inferior da Tabela 3 apresenta o resultado da aplicação da técnica de rebatimento na parte superior da tabela. A junção da parte superior com a da parte inferior, ambos da Tabela 3, modifica a classificação do arranjo Plackett-Burman de resolução III para resolução IV.

Tabela 3 – Técnica de Rebatimento

		+	+	+	-	+	-	-
		-	+	+	+	-	+	-
		-	-	+	+	+	-	+
	Plackett-Burman	+	-	-	+	+	+	-
	Resolução III	-	+	-	-	+	+	+
		+	-	+	-	-	+	+
Plackett-Burman		+	+	-	+	-	-	+
coma técnica de		-	-	-	-	-	-	-
Rebatimento		-	-	-	+	-	+	+
Resolução IV		+	-	-	-	+	-	+
		+	+	-	-	-	+	-
	Rebatimento	-	+	+	-	-	-	+
		+	-	+	+	-	-	-
		-	+	-	+	+	-	-
		-	-	+	-	+	+	-
		+	+	+	+	+	+	+

O delineamento Plackett-Burman de resolução IV pode ser obtido de um delineamento de resolução III através da aplicação da técnica de rebatimento, tendo como resultado um delineamento que obedece à notação $2_{IV}^{(k+1)-p}$. Um exemplo: se o experimentador estiver investigando nove fatores em um delineamento de resolução IV, então, esse delineamento deve conter no mínimo dezoito ensaios. Assim sendo, é possível criar um delineamento mínimo de resolução IV através de um algoritmo para a construção de um delineamento “ótimo” (delineamento não geométrico). Entretanto, também é possível criar um delineamento de resolução IV através do delineamento padrão de trinta e dois ensaios, ou seja, um delineamento geométrico 2_{IV}^{9-4} . Uma das diferenças entre os delineamentos é o coeficiente de confundimento das interações de segunda ordem em que possui um valor unitário no delineamento geométrico e não unitário no delineamento não geométrico. No ponto de vista do Montgomery (2009), essa diferença fornece uma flexibilidade para estimar as interações, quando necessário. Outra diferença é o valor do erro padrão utilizado para calcular os coeficientes dos efeitos principais e das interações de segunda ordem no modelo

de regressão, isso é $0,24\sigma$ no delineamento não geométrico e $0,18\sigma$ no delineamento geométrico (delineamento padrão). Montgomery (2009) conclui que no delineamento de resolução IV, o delineamento geométrico fornece uma maior precisão na estimativa dos parâmetros quando comparado com o delineamento não geométrico. Note que o preço que o experimentador está pagando para reduzir o número de ensaios de trinta e dois ($0,18\sigma$) para dezoito ($0,24\sigma$), é a perda na precisão da estimativa do coeficiente do modelo, em comparação com o delineamento padrão. Essa diferença (de $0,18\sigma$ para $0,24\sigma$) é gerada porque o delineamento mínimo de resolução IV é um delineamento não geométrico, e isso resulta na correlação entre os coeficientes do modelo. Consequentemente, essa correlação contribui para a inflação do erro padrão ($0,24\sigma$). No entanto, com relação à perda na precisão da estimativa, ainda pode existir interesse em se construir delineamento mínimo de resolução IV como uma alternativa útil em relação ao delineamento padrão de resolução IV, quando os recursos experimentais estão escassos. Portanto, o delineamento mínimo de resolução IV pode ser de grande valia. Entretanto, a melhor opção é escolher o delineamento padrão de resolução IV, o qual possui aberração mínima (do Inglês, *a minimum aberration design*).

2.1.4 Delineamento Fatorial Fracionado

Montgomery e Runger (2003) e Montgomery (2009) explicam que quando o número de fatores no delineamento Fatorial 2^k aumenta (onde k é o número de fatores), o número de ensaios necessários aumenta rapidamente. Por exemplo, um fatorial para cinco fatores (2^5) necessita de trinta e dois ensaios. Nesse exemplo, somente cinco graus de liberdade é dedicado aos efeitos principais, e dez graus de liberdades às interações de segunda ordem. Dos trinta e um graus de liberdade, dezesseis são usados para estimar interações de ordens altas, isto é, interações de terceira ordem e interações de ordens maiores. Muitas vezes, há pouco interesse nas interações de ordem alta, principalmente quando se começa a estudar um processo ou sistema. Se o experimentador puder assumir que interações de ordem alta são desprezíveis, informações sobre os efeitos principais e interações de ordem inferior podem ser obtidas realizando somente uma fração do delineamento Fatorial Completo (2^k). Em geral, um delineamento 2^k pode ser estudado em $\frac{1}{2^p}$ de fração do delineamento (onde p é a quantidade de geradores de confundimento independentes) e o mesmo recebe o nome de delineamento Fatorial Fracionado 2^{k-p} . Assim, $\frac{1}{4}$ de fração é chamado de delineamento 2^{k-2} ,

$\frac{1}{8}$ de fração é chamado de delineamento 2^{k-3} , $\frac{1}{16}$ de fração é chamado de delineamento 2^{k-4} , e assim por diante.

Montgomery e Runger (2003) e Montgomery (2009) enfatizam que a principal aplicação do delineamento Fatorial Fracionado é no delineamento seleção, onde muito dos fatores inicialmente considerados, possuem pouco ou nenhum efeito sobre a variável de resposta. O arranjo Fatorial Fracionado é criado em tamanho que seguem a regra $N = (2^{k-p})$, onde N é o total de ensaios realizados, k é o número de fatores, e p é a quantidade de geradores de confundimento independentes. O arranjo é composto de sinais positivos para os níveis superiores, e sinais negativos para os níveis inferiores. Como ilustração, a Tabela 4 apresenta uma matriz Fatorial Fracionado 2^{7-4} de resolução III com oito ensaios, $N = 8$, $k = 7$ e $p = 4$. O delineamento Fatorial Fracionado é classificado como geométrico.

Tabela 4 – Arranjo Fatorial Fracionado 2^{7-4} para oito ensaios

-	-	-	+	+	+	-
+	-	-	-	-	+	+
-	+	-	-	+	-	+
+	+	-	+	-	-	-
-	-	+	+	-	-	+
+	-	+	-	+	-	-
-	+	+	-	-	+	-
+	+	+	+	+	+	+

A construção do arranjo Fatorial Fracionado é baseada no arranjo Fatorial Completo, porém com algumas modificações. O Fatorial Completo segue a lógica binária, onde a primeira coluna modifica o sinal a cada mudança de linha, a segunda coluna a cada duas mudanças de linhas, a terceira linha a cada três mudanças de linhas, e assim por diante, até que a quantidade de colunas seja igual à quantidade de fatores a ser estudado. O Fatorial Fracionado segue o mesmo raciocínio do Fatorial Completo, porém, a quantidade de colunas que é formado pela lógica binária segue a regra $Qt_{Binário} = (k - p)$, onde $Qt_{Binário}$ é a quantidade de colunas que recebe a lógica binária, k é o número de fatores, e p é a quantidade de geradores de confundimento independentes, e, cada uma das demais colunas recebe um gerador de confundimento que é definido pelo experimentador. Montgomery e Runger (2003)

e Montgomery (2009) explicam em detalhes como é gerado cada gerador de confundimento. A construção do arranjo da Tabela 4 segue a regra $Qt_{Binário} = (7 - 4) = 3$, logo, as três primeiras colunas segue a lógica binária e cada uma das demais recebe um gerador de confundimento.

Em geral, para calcular o valor do coeficiente de cada efeito principal, o software estatístico realiza os seguintes passos: análise de regressão para estimar os coeficientes, em seguida gera uma análise de variância (ANOVA) que é um teste para múltiplas médias, onde é gerado o erro residual. Porém, no delineamento Fatorial Fracionado, durante a análise de variância não é dedicado pelo menos um grau de liberdade para gerar o erro residual. Logo, não geram-se os valores da estatística F, que são utilizados na análise de variância, e consequentemente, também não geram-se os valores da estatística t, que são utilizados na análise de regressão. Sem os valores da estatística t, não geram-se os valores de *P-value*, que são calculados através do teste de hipótese bilateral “*two sample t*” e que são utilizados para verificar se, estatisticamente, os coeficientes são significativos. Portanto, sem um grau de liberdade dedicado ao erro residual, em outras palavras, sem o valor do erro residual, o software estatístico disponibiliza um método chamado Lenth’s PSE (do Inglês, *Pseudo Standard error*) desenvolvido por Lenth (LENTH, 1989), para mensurar os valores dos efeitos dos fatores principais e das interações. O Lenth’s PSE baseia-se no conceito da esparsidade dos efeitos, ou seja, a variação que origina os efeitos menores é devida apenas ao erro aleatório.

2.2 Plackett-Burman Sensitivity Analysis - PBSA

O procedimento PBSA adotado por Beres e Hawkins (2001) e publicado no periódico *The International Journal on Ecological Modelling and Systems Ecology*, descreve o uso de um método para a análise de sensibilidade de um modelo simulado aplicado juntamente com a técnica Plackett-Burman. PBSA inclui simultaneamente a investigação de todos os parâmetros, e ainda possui informações relacionadas às interações de segunda ordem. Miller e Sitter (2001) observam que o delineamento PBSA é supersaturado com relação à interação de segunda ordem, porém não em relação aos efeitos principais.

Beres e Hawkins (2001) explicam que o PBSA é uma metodologia que usa o delineamento Plackett-Burman juntamente com uma técnica que duplica a primeira matriz, porém com os sinais de cada cenário invertido (do Inglês, *full fold over technique*). A

metodologia PBSA surge para responder as seguintes questões: (i) Quais dos parâmetros exercem uma influência significativa nas variáveis de resposta? (ii) Quais são irrelevantes? (iii) Quais incrementos em qualquer parâmetro, produzem grandes alterações nas variáveis de resposta? Eles ainda chamam a atenção que sem as respostas para essas questões, o entendimento do modelo está incompleto, e qualquer recomendação baseada em um modelo sem análise de sensibilidade, não possui fundamentos. Além disso, o PBSA também vem para oferecer uma opção melhor para os pesquisadores, quando o modelo contém uma grande quantidade de parâmetros, como pode ser o caso dos modelos ecológicos.

O PBSA tem sido discutido por alguns pesquisadores em seus artigos, tais como Chapin III *et al.* (2003), Faulkner *et al.* (2003), Dowd (2005), Scheurer (2006), Romero *et al.* (2007), Wu *et al.* (2007), Xu e Gertner (2007, 2008a, 2008b, 2011), Confalonieri *et al.* (2010). A nova abordagem, PBSA incorporando modificações relacionadas a coeficientes de correlação, recebe o nome de PBCA e é apresentada no capítulo 3.

2.3 Análise do coeficiente de correlação do sinal de resíduos

Smith (2003) define sinal como uma descrição de como um parâmetro está relacionado a outro parâmetro. Por exemplo, em engenharia elétrica, o mais comum tipo de sinal é a tensão que varia com o tempo. Uma vez que ambos os parâmetros (x , y) possam assumir uma faixa de valores contínuos, nesse caso o sinal é classificado como sinal contínuo. Passando esse sinal por um processamento digital (do Inglês, *Digital Signal Processing*, DSP), isso faz com que cada um dos dois parâmetros seja quantificado. Como resultado, o sinal que vem do processamento realizado pelo DSP, é classificado como sinal discreto. Em geral, o sinal classificado como contínuo existe na natureza, enquanto o sinal discreto existe dentro dos computadores. Smith (2003) afirma que é possível achar exceções de ambos os casos. Sinal discreto pode ser desenhado em uma figura, nesse caso o eixo y (eixo vertical) pode representar um parâmetro do sinal, tal como a amplitude, variável dependente, etc., o eixo x (eixo horizontal) pode representar um parâmetro do sinal, tal como o domínio, variável independente, etc. O tempo é o mais comum parâmetro a aparecer no eixo x . Entretanto, cada aplicação usa seus parâmetros específicos. Geralmente, o rótulo mais simples utilizado no eixo x é o número da amostra.

Tratando os resíduos como um sinal discreto, como descrito anteriormente, e considerando que a magnitude (amplitude) dos resíduos possa ser representada pelo eixo

vertical, e a ordem dos resíduos (número de amostras) possa ser representado pelo eixo horizontal, então cada grupo de valores dos resíduos (isso é explicado em detalhes no subitem 3.4) que é gerado pode ser tratado como um sinal discreto. Por essa razão, é possível medir e analisar o coeficiente de correlação de cada sinal de resíduos, ou em outras palavras, identificar quantitativamente a diferença entre os sinais de resíduos. Assim sendo, essa dissertação utiliza o coeficiente de correlação de Pearson para identificar as diferenças entre os sinais.

Montgomery e Runger (2003) afirmam que a correlação é uma quantidade adimensional que pode ser usado para comparar as relações lineares entre pares de variáveis. O coeficiente de correlação é comumente aplicado para medir o grau de correlação entre grupos de valores que representam os parâmetros (variáveis ou caracteres), tal como a proporcionalidade e a independência entre pares de valores reais das variáveis de interesse (AHMED *et al.*, 2011). O coeficiente de correlação pode assumir valores entre -1 e +1. Se o valor de uma variável tende a aumentar e outra diminuir, o valor do coeficiente de correlação é negativo. Mas, se o valor de duas variáveis tende a aumentar juntas, ou diminuir juntas, o valor do coeficiente de correlação é positivo. Entretanto, se o valor do coeficiente de correlação é próximo de zero, isso significa um relacionamento aleatório (randômico) ou que não existe relação entre as variáveis. De outra forma, se duas variáveis variam independentemente, então o valor do coeficiente de correlação será igual zero (ZHANG *et al.*, 2006).

Com relação ao cálculo do valor do coeficiente de correlação para formas de ondas do sinal, Zhang *et al.* (2006) explicam que esse cálculo é realizado pela seguinte expressão:

$$r = \frac{\sum_n (R_n - \bar{R}) (A_n - \bar{A})}{\sqrt{\left(\sum_n (R_n - \bar{R})^2 \right) \left(\sum_n (A_n - \bar{A})^2 \right)}} \quad (1)$$

onde R_n é o sinal de referência, $\bar{R}$ é a média de R_n , A_n é o sinal a ser comparado com R_n , $\bar{A}$ é a média de A_n .

O coeficiente de correlação tem sido usado por alguns pesquisadores, tais como: Zhang *et al.* (2006), Yang *et al.* (2006, 2010), Yang e Ume (2010), etc. No artigo publicado por Zhang *et al.* (2006), eles aplicam o método de análise do coeficiente de correlação do

sinal (do Inglês, *Signal Correlation Coefficient Analysis - SCCA*) com uma pequena modificação, e o comparam com os resultados gerados pelo método da taxa de erro (do Inglês, *Error Ratio Method*). Yang *et al.* (2006, 2010) executam uma comparação entre análise de Wavelet (do Inglês, *Wavelet Analysis*) e o método de análise do coeficiente de correlação do sinal. Em um trabalho mais recente, publicado por Yang e Ume (2010), eles estudam o coeficiente de correlação entre análise modal de elementos finitos (do Inglês, *The Finite Element Modal Analysis*) e análise de Wavelet.

2.4 Considerações finais do capítulo

Neste capítulo, foram abordados os principais temas relacionados com a presente dissertação, abordando alguns trabalhos publicados no meio científico. Conforme pode ser verificado, alguns trabalhos abordam as vantagens da aplicação do delineamento Plackett-Burman em delineamentos de seleção, e outras abordam a importância de se procurar por estratégias que possam validar a aplicação do arranjo Plackett-Burman como experimento de seleção. No ponto de vista de muitos autores, avançadas técnicas de análise que envolvam o delineamento Plackett-Burman deveriam ser exploradas para fazer com que os benefícios desse tipo de análise ficassem disponíveis universalmente.

O capítulo 3 aborda o algoritmo da análise de correlação aplicado nos sinais de resíduos gerados pelo delineamento Plackett-Burman, denominada de metodologia PBCA, explicando todo o processo de desenvolvimento do modelo de análise que tem como objetivo selecionar os efeitos principais e as interações de segunda ordem significativas.

3 ALGORITMO PBCA

Este capítulo apresenta uma visão geral e uma visão técnica do algoritmo PBCA, que é baseado em Análise de correlação dos sinais de resíduos gerados pelo delineamento Plackett-Burman (do Inglês, *Plackett-Burman Correlation Analysis* – PBCA), e aborda em detalhes o mesmo, explicando como utilizá-lo.

3.1 Uma visão geral do algoritmo PBCA

Do ponto de vista da metodologia PBCA, devem-se examinar os gráficos de resíduos e outras estatísticas de diagnóstico para determinar se o modelo é adequado e se as suposições de regressão se confirmam. Se o modelo é inadequado, o mesmo não representará corretamente os dados. Montgomery (2009) nota que a análise de resíduos é bastante sensível para corrigir as especificações do modelo de localização. Montgomery (2009) explica que se o experimentador deixar fatores importantes fora do modelo de regressão que descreve a média da resposta, o gráfico de resíduos pode não ser confiável. A metodologia PBCA demonstra, através de resultados simulados, que esse julgamento de “não ser confiável” pode ser entendido como um sinal positivo, quando o modelo de regressão está em um caminho equivocado. Caso isso ocorra, o sinal ajuda o experimentador a localizar o modelo correto. Tendo isso em mente, surge a seguinte questão: Qual é a informação que o gráfico de resíduos reporta ao experimentador? A metodologia PBCA surge como resposta a esse questionamento.

Se o experimentador deixa fatores significativos fora do modelo de regressão, erro tipo II, o valor da variância do erro aumenta. Porém, se o experimentador mantém os fatores não significativos no modelo de regressão, caracterizando o erro tipo I, o valor da variância do erro não muda significativamente. Entretanto, se o experimentador localizar os fatores corretos no modelo de regressão, com ou sem os fatores não significativos no modelo de regressão (com ou sem o erro tipo I), o valor da variância do erro será o menor valor dentre todos os valores localizados. A metodologia PBCA traz, portanto, como contribuição em relação ao algoritmo PBSA o seguinte conceito, não observado em trabalhos anteriores: O PBCA mostra que o padrão dos resíduos está associado à ausência dos efeitos principais e / ou das interações de segunda ordem significativas na equação do modelo. Essa ausência interfere diretamente na magnitude da amplitude dos resíduos, e na distribuição dos resíduos.

3.2 Uma visão técnica do algoritmo PBCA

Com relação à metodologia PBCA, a mesma é baseada na análise de correlação dos sinais de resíduos gerados pelo delineamento Plackett-Burman que se utiliza da técnica de rebatimento. O PBCA explora a principal característica do delineamento Plackett-Burman, que é o fatorial fracionado de dois níveis utilizado para estudar $k = (N - 1)$ variáveis em N ensaios, onde N é múltiplo de quatro, e o número total de ensaios é $NF = (2 * N)$, onde NF é o número total de ensaios depois que a técnica de rebatimento for aplicada. Entretanto, o PBCA realiza pequenas modificações considerando pelo menos um grau de liberdade dedicado ao erro residual. Por exemplo, se o processo em estudo possui onze fatores e o experimentador escolhe doze ensaios, aplicando-se a técnica de rebatimento, o número total de ensaios torna-se vinte e quatro ensaios. Nesse caso existem os seguintes graus de liberdades:

- ✓ Onze para estudar os fatores;
- ✓ Um para estudar a blocagem (do Inglês, *Blocking Technique*) entre as matrizes;
- ✓ Um para estudar o erro residual;
- ✓ Dez para estudar as interações de segunda ordem.

Portanto, o total de graus de liberdade é vinte e três, e o experimentador deve realizar a análise de regressão com todos os fatores presentes. Deve-se verificar o valor do *P-value* da blocagem (onde o valor deve ser maior que α , ou seja, $P\text{-value} > \alpha$), onde α é o nível máximo aceitável de risco para rejeitar a hipótese nula (a probabilidade do erro tipo I). Depois disso, o grau de liberdade dedicado a estudar a blocagem pode ser transferido para o estudo das interações de segunda ordem, e isso é possível porque a análise de regressão é realizada computacionalmente. Nesse caso, a nova distribuição de graus de liberdade é:

- ✓ Onze para estudar os fatores;
- ✓ Um para estudar o erro residual;
- ✓ Onze para estudar as interações de segunda ordem.

O valor total de graus de liberdade permanece vinte e três. Esse tipo, de distribuição de graus de liberdade, permite que o delineamento Plackett-Burman seja capaz de fornecer o valor do erro residual e, conseqüentemente, o valor do *P-value* de cada termo estudado e os valores da série de resíduos. Isto ocorre porque, agora, o delineamento possui pelo menos um grau de liberdade para o erro residual. O PBCA se utiliza dos valores da série de resíduos para traçar a forma de onda, e em seguida, analisa algumas características da onda com o objetivo de

localizar os efeitos principais e / ou as interações de segunda ordem significativas. Para finalizar, o algoritmo PBCA é explicado em detalhes no subcapítulo 3.4 e o exemplo com os resultados simulados do procedimento para consistência é demonstrado no capítulo 4.

3.3 O impacto de uma ou mais interações de terceira ordem ou de ordem maiores significativas

O procedimento de análise proposto pela metodologia PBCA, quando aplicado no delineamento de resolução IV, requer que todas as interações de terceira ordem ou de ordem maior sejam não significativas. Em caso contrário, a probabilidade de detecção dos efeitos principais e/ou das interações de segunda ordem significativas pode ser adversamente afetada. Miller e Sitter (2001) enfatizam que no delineamento que se utiliza da técnica de rebatimento, os efeitos principais são ortogonais a todas as “interações pares” (2FIs, 4FIs, etc.) e podem estar confundidas com as “interações ímpares” (3FIs, 5FIs, etc.). Por outro lado, interações de segunda ordem podem estar confundidas entre si ou com interações pares, porém, elas são ortogonais a todas as interações ímpares. Como resultado, se houver presença de interação de terceira ordem ou de ordem maior significativa, essa presença pode afetar a probabilidade de detecção dos efeitos principais ou das interações de segunda ordem significativas, se a interação for ímpar ou se a interação for par, respectivamente. As consequências do impacto das interações de terceira ordem ou de ordem maiores significativas são similares à apresentada por Miller e Sitter (2001).

3.4 Passo a passo do algoritmo PBCA

3.4.1 Fluxograma da metodologia PBCA

Para ilustrar a aplicação da metodologia PBCA, a Figura 4 apresenta os passos fundamentais na abordagem da proposta.

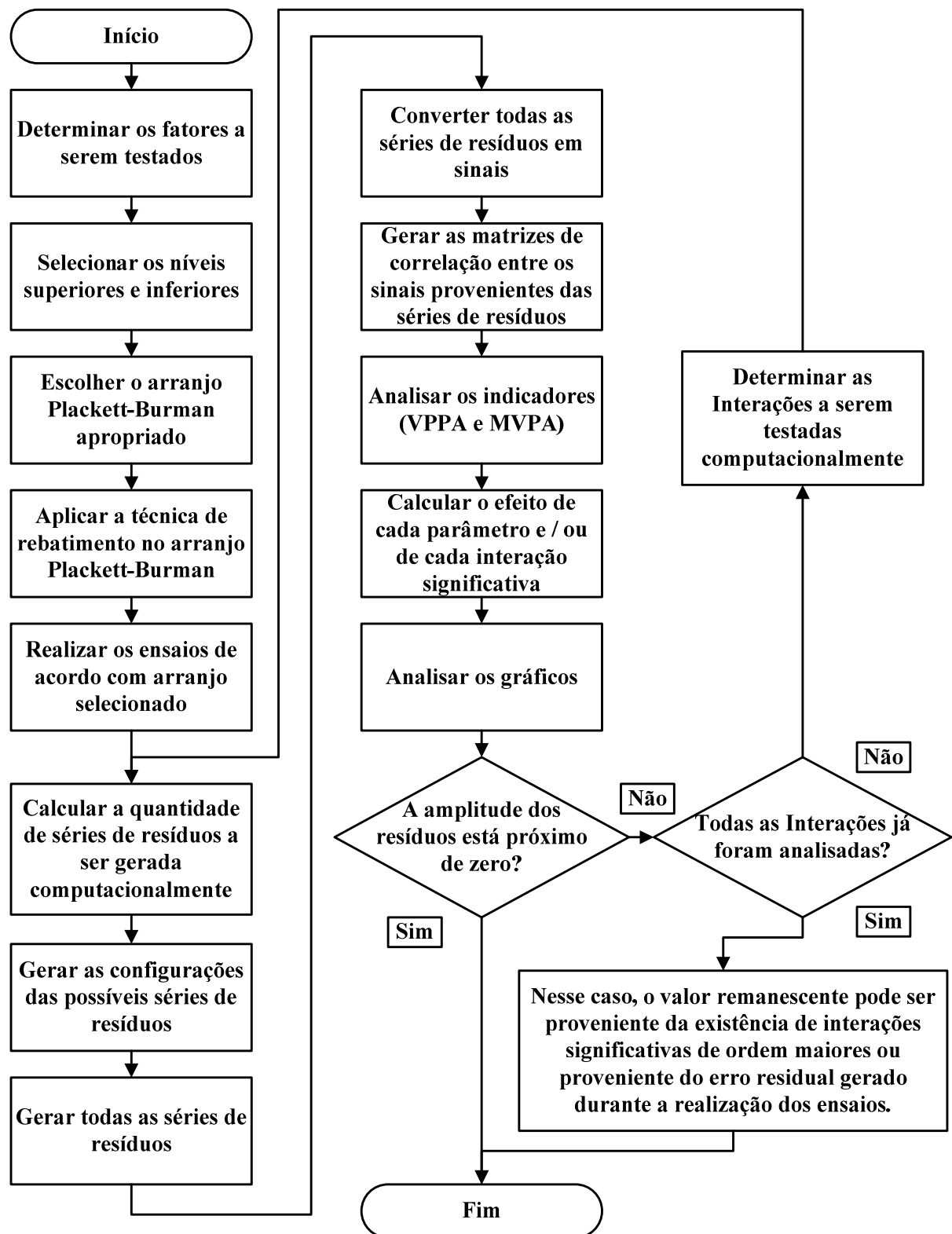


Figura 4 – Fluxo de aplicação da metodologia PBCA

3.4.2 Determinação dos parâmetros a serem testados

Criar uma lista com os parâmetros a serem testados, e ordenar os mesmos de uma maneira que faça algum sentido. Qualquer ordem pode ser utilizada, porém, ela deve permanecer fixa até o final do algoritmo. Para cada parâmetro do DOE selecionar cuidadosamente um valor para o nível superior e um para o nível inferior. O processo de análise indicará se a mudança dos níveis de cada parâmetro gera algum efeito no processo ou no produto em estudo.

3.4.3 Localização do arranjo Plackett-Burman apropriado

Os arranjos Plackett-Burman são criados em tamanhos múltiplos de quatro e seguem a regra $k = (N - 1)$, onde k é o número de parâmetros estudados, e N é o total de ensaios realizados (MONTGOMERY, 2009). A título de exemplo, deve-se supor que o processo em estudo possua cinco fatores, então, N deve ser igual a seis, $((k + 1) = (5 + 1) = 6)$, nesse caso, o próximo múltiplo de quatro é oito. Ao localizar o arranjo Plackett-Burman para oito fatores, Tabela 1, o experimentador estará diante de sete colunas, mas como o processo possui somente cinco fatores, o mesmo não deve utilizar as duas últimas colunas. Supor, nesse outro exemplo, que o sistema em estudo possua onze fatores, $k = 11$. Nesse caso o N deve ser no mínimo igual a doze, $N = (11 + 1) = 12$, portanto, em ordem crescente, o próximo múltiplo do número quatro é o número dezesseis. Então, o arranjo a ser selecionado para a suposição citada deve ser um Plackett-Burman com dezesseis ensaios. Isso não quer dizer que não possa ser selecionado arranjos com uma quantidade de ensaios maiores que dezesseis. De acordo com a quantidade de ensaios selecionados, verificar se o arranjo é do tipo ortogonal ou não ortogonal, pois a estrutura de confundimento muda de acordo com o tipo.

3.4.4 Aplicação da técnica de rebatimento no arranjo Plackett-Burman

O arranjo Plackett-Burman é composto por uma matriz, que possui um conjunto de sinais, e a primeira linha é que define o padrão de sinais a ser utilizado. Tal matriz é também denominada matriz de Hadamard (MILLER e SILLER, 2001). A segunda linha é criada com base na primeira, a terceira com base na segunda e assim por diante. A última linha do arranjo será composta de sinais negativos. Portanto, a primeira e a última linha do arranjo são independentes. A técnica de rebatimento consiste de uma segunda matriz que é exatamente a cópia da primeira matriz, porém, com os sinais invertidos. Por exemplo, se o delineamento possui oito ensaios na primeira matriz, com a aplicação da técnica de rebatimento, tem-se a

geração da segunda matriz, e a matriz total passa a possuir 16 ensaios ($2 \text{ “Rebatimento”} \times 8 = 16$). Portanto, serão realizados os ensaios da primeira e da segunda matriz, tornando-se uma única matriz, Tabela 3. O arranjo que possui somente a primeira matriz é classificado como resolução III, e em termos estatísticos, isso significa que o efeito de cada fator principal não está confundido com o efeito de nenhum outro fator principal, porém, o efeito de cada fator principal está confundido com os efeitos gerados pelas interações de segunda ordem. Acrescentado a segunda matriz na primeira matriz, ambas são classificadas como resolução IV, e em termos estatísticos, isso significa que o efeito de cada fator principal não está confundido com o efeito de nenhum outro fator principal e com o efeito de nenhuma interação de segunda ordem. Porém, os efeitos gerados pelas interações de segunda ordem estão confundidos entre si. É possível também acabar com o confundimento existente entre as interações de segunda ordem, mas isto está vai além do escopo desse trabalho.

A partir de agora, a primeira matriz e a segunda matriz tornam-se uma única matriz, isto é, arranjo Plackett-Burman com técnica de rebatimento aplicada.

3.4.5 Realização dos ensaios de acordo com arranjo selecionado

Cada linha da matriz especifica um cenário do modelo. Cada coluna está associada com um parâmetro a ser estudado. A primeira coluna é designada para o primeiro item da lista de parâmetros criada no item 3.4.2. A segunda coluna para o segundo item e assim por diante. Se o número de parâmetros for menor que o número de colunas, $k < (N-1)$, deve-se ignorar as demais colunas. Os sinais, nas linhas da matriz, indicam se os valores a serem ajustados em cada parâmetro do processo ou produto em estudo são os níveis superiores (sinal positivo), ou os níveis inferiores (sinal negativo), selecionados no item 3.4.2. Realizar todos os ensaios, tendo o cuidado de ajustar cada parâmetro de acordo com os níveis indicados na linha (cenário) que está sendo realizado o ensaio. Ao fim de cada ensaio, deve-se anotar os valores do resultado indicado do processo ou produto em estudo.

3.4.6 Cálculo da quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente

Os valores da série de resíduos são os valores correspondentes obtidos da diferença do valor observado em cada ensaio (item 3.4.5) e o valor calculado através da equação do modelo de regressão. A quantidade de valores pertencentes à série de resíduos está relacionada a quantidade de ensaios realizados. Por exemplo, se forem realizados dezesseis ensaios, a série de resíduos possuirá dezesseis valores, um para cada ensaio, pois cada ensaio

possui um valor observado e um valor calculado. Na presente dissertação, a série de resíduos recebe o nome de RESI. Um cuidado que deve ser evidenciado está na diferenciação entre os dois tipos de resíduos, os regulares e os padronizados. O PBCA utiliza apenas resíduos regulares. A quantidade de RESIs está relacionada com a quantidade de fatores, e o cálculo é muito parecido com o cálculo realizado para descobrir a quantidade de ensaios em um Fatorial Completo, $N = (2^k)$, com uma diferença, $NRESI_{Fatores} = (2^k - 1)$, onde N é a quantidade de ensaios a serem realizados, NRESI é quantidade de diferentes séries de resíduos possíveis, e k é a quantidade de fatores. O motivo do “menos um” é porque não existe o RESI0 (zero) onde todos os fatores estão ausentes. Logo, só é possível gerar o sinal de resíduos se houver pelo menos um termo presente. Por exemplo, se o processo em estudo possuir seis fatores, o mesmo terá sessenta e três RESIs com relação aos efeitos principais, $NRESI_{Fatores} = (2^6 - 1) = 63$. A idéia é baseada no Fatorial Completo onde se deseja calcular o efeito de todos os fatores e suas interações. Entretanto, no PBCA deseja-se descobrir, computacionalmente a existência de todos os possíveis comportamentos da série de resíduos, que são gerados pela combinação de fator e/ou fatores, e interação e/ou interações presentes e ausentes. Portanto, para se gerar todas as possíveis combinações, utilizou-se a idéia do Fatorial Completo.

Com relação às interações, para se descobrir a quantidade de RESIs, o experimentador precisa saber se o arranjo é geométrico ou não geométrico. Se for geométrico, o experimentador precisa conhecer a estrutura de confundimento e descobrir quantos blocos de interações de segunda ordem existem. Nesse caso, a quantidade de diferentes séries de resíduos (NRESI) possíveis será o número dois elevado a quantidade de blocos menos um, $NRESI_{Blocos} = (2^{Quantidade\ blocos} - 1)$. O RESI onde todos os blocos estão ausentes não existe nesse momento da análise, e por esse motivo é realizado a subtração do número um. Se for não geométrico, a quantidade de diferentes séries de resíduos possíveis será o número dois elevado a quantidade de graus de liberdade disponíveis que podem ser utilizados para estudar as interações de segunda ordem (w) menos um, $NRESI_{Duplas} = (2^w - 1)$. O RESI onde todas as interações estão ausentes não existe nesse momento da análise, e por esse motivo é realizado a subtração do número um.

A Figura 5 ilustra o pseudocódigo do cálculo da quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente.

```

01:  Procedimento
02:  /* Determinar os parâmetros a serem testados */
03:       $k = (\text{número de parâmetros a serem testados});$ 
04:  /* Localizar o arranjo Plackett-Burman apropriado */
05:       $N = (k + 1);$ 
06:  /* O valor de N é diferente de um número que seja múltiplo do número 4? */
07:      Para (N diferente do múltiplo do número 4) faça  /* 01 */
08:           $N = (N + 1);$ 
09:      Para N diferente do múltiplo do número 4 faça  /* 02 */
10:           $N = (N + 1);$ 
11:          Para N diferente do múltiplo do número 4 faça  /* 03 */
12:               $N = (N + 1);$ 
13:          Fim – Para  /* 03 */
14:      Fim – Para  /* 02 */
15:  Fim – Para  /* 01 */
16:  /* Aplicar a técnica de rebatimento no arranjo Plackett-Burman */
17:       $Qt \text{ ensaios} = (N * 2);$ 
19:  /* Realizar os ensaios de acordo com o arranjo selecionado */
20:  /* Calcular a quantidade de série de resíduos a ser gerada computacionalmente */
21:      Para (Fatores) faça  /* 04 */
22:           $NRESI_{Fatores} = (2^k - 1);$ 
23:      Fim – Para  /* 04 */
24:      Para (Interações de segunda ordem) faça  /* 05 */
25:          Se (Arranjo Geométrico) faça
26:               $NRESI_{Blocos} = (2^{Qt \text{ blocos}} - 1);$ 
27:          Fim – Se
28:          Se (Arranjo não Geométrico) faça
29:               $NRESI_{Duplas} = (2^w - 1);$ 
30:          Fim – Se
31:      Fim – Para  /* 05 */
32:  Fim Procedimento

```

Figura 5 – Pseudocódigo para cálculo da quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente

3.4.7 Cálculo do valor do coeficiente de cada termo do modelo

Para calcular o valor do coeficiente de cada efeito principal, pode utilizar-se a metodologia PBSA apresentada por Beres e Hawkins (2001). Porém, para aplicar PBCA necessita-se gerar os valores da série de resíduos, e para tal, precisam-se realizar os cálculos da análise de regressão. Portanto, a metodologia PBSA precisa ser complementada com a análise de regressão. Uma opção seria deixar que os softwares estatísticos realizassem os

cálculos. Utilizando o software estatístico, o mesmo é capaz de gerar a análise de regressão, a qual estima os coeficientes. Em geral, o software estatístico realiza os seguintes passos: análise de regressão para estimar os coeficientes, em seguida gera uma análise de variância (ANOVA) que é um teste para múltiplas médias, onde é gerado o erro residual. Através do erro residual, geram-se os valores da estatística F, que são utilizados na análise de variância, e os valores da estatística t, que são utilizados na análise de regressão. Através dos valores da estatística t, geram-se os valores de *P-value*, que são calculados através do teste de hipótese bilateral “*two sample t*” e que são utilizados para verificar se, estatisticamente, os coeficientes são significativos. Através desse procedimento, forma-se a equação que descreve o processo ou produto.

3.4.8 Geração das configurações das possíveis séries de resíduos

Sabe-se que os RESIs armazenam os valores que representam a diferença entre o valor observado e o valor calculado, tudo através da equação do modelo que é gerada no momento da análise de regressão. Cada RESI que armazena essa diferença tem sempre o valor observado fixo, mas o valor calculado resultante da equação do modelo varia de acordo com a configuração estabelecida no momento da análise de regressão. Essa configuração depende da presença dos fatores e / ou interações que compõem o RESI em estudo.

Supondo, por exemplo, que o processo em estudo possua seis fatores, A, B, C, D, E, F, e que essa seja a ordem do primeiro ao sexto, então, o mesmo possui sessenta e três séries de resíduos com relação aos efeitos principais. Cada série de resíduos é gerada com base na presença (um) e na ausência (zero) dos fatores em estudo. Por exemplo. O RESI0 é obtido quando todos os fatores estão ausentes e como isso não existe, ele é descartado. No RESI1, somente o primeiro fator está presente na análise de regressão ($\text{RESI1} = A$), e o restante dos fatores estão ausentes. No RESI2, somente o segundo fator está presente na análise de regressão ($\text{RESI2} = B$), os outros fatores estão ausentes. No RESI3, os fatores B e A estão presentes na análise de regressão ($\text{RESI3} = B \text{ e } A$), e os demais estão ausentes. No RESI4, somente o terceiro fator está presente na análise de regressão ($\text{RESI4} = C$), os outros fatores estão ausentes. No RESI5, os fatores C e A estão presentes na análise de regressão ($\text{RESI5} = C \text{ e } A$), e os demais estão ausentes. No RESI6, os fatores C e B estão presentes na análise de regressão ($\text{RESI6} = C \text{ e } B$), e os demais estão ausentes. No RESI7, os fatores C, B e A estão presentes na análise de regressão ($\text{RESI7} = C, B \text{ e } A$), e os demais estão ausentes. Seguindo o

mesmo raciocínio, e supondo que o processo possua seis fatores, é possível gerar todas as possíveis diferentes séries de resíduos, de RESI1 a RESI63.

A Figura 6 ilustra o pseudocódigo para a geração da matriz dos fatores, onde as letras maiúsculas do alfabeto variam de A á Z, sendo a letra A, a primeira letra, e a letra Z, a vigésima sexta letra.

```

01:  Procedimento
02:  /* Gerar a matriz de configurações para os fatores (RESIs) */
03:      Para (Fatores) faça
04:           $NRESI_{Fatores} = (2^k);$ 
05:           $Qt_{Linhas} = NRESI_{fatores};$ 
06:           $Qt_{Colunas} = k;$ 
07:           $k_{inicial} = k;$ 
08:          /*  $m$  é a posição da linha */
09:           $m = 1;$ 
10:          /*  $n$  é a posição da coluna */
11:           $n = 1;$ 
12:           $1 \times 1 = RESI;$ 
13:           $m = 2;$ 
14:          Enquanto ( $m < (Qt_{linhas} + 2)$ ) faça      /* 01 */
15:               $m \times n = (m - 2);$ 
16:               $m = (m + 1);$ 
17:          Fim - Enquanto      /* 01*/
18:           $m = 1;$ 
19:           $n = 2;$ 
20:          Enquanto ( $Qt_{Colunas}$  diferente de zero) faça  /* 02 */
21:               $m \times n = k;$  /* o valor do  $k$  indica a letra do alfabeto que a
22:                  presente posição recebe */
23:               $n = (n + 1);$ 
24:               $k = (k - 1);$ 
25:               $Qt_{Colunas} = (Qt_{Colunas} - 1);$ 
26:          Fim - Enquanto      /* 02 */
27:           $k = k_{inicial};$ 
28:           $Qt_{Colunas} = k;$ 
29:           $n = 2;$ 
30:           $m = 2;$ 
31:           $m_{inicial} = m;$ 
32:           $m_{atual} = m;$ 
33:          Enquanto ( $Qt_{Colunas}$  diferente de zero) faça  /* 03 */
34:               $Qt_{Presente} = Qt_{Ausente} = \left(\frac{Qt_{Linhas}}{2^{(n-1)}}\right)$ 
35:               $m = m_{inicial};$ 

```

```

35:       $m_{atual} = m;$ 
36:      Enquanto ( $m < (Qt_{linhas} + m_{inicial})$ ) faça      /* 04 */
37:          Para  $m = m_{atual}$  até  $m < (Qt_{Ausente} + m_{atual})$  faça
38:               $m \times n = 0;$ 
39:               $m = (m + 1);$ 
40:          Fim - Para
41:           $m_{atual} = m;$ 
42:          Para  $m = (m_{atual})$  até  $m < (m_{atual} + Qt_{Presente})$ 
43:              faça
44:                   $m \times n = 1;$ 
45:                   $m = (m + 1);$ 
46:          Fim - Para
47:           $m_{atual} = m;$ 
48:          Fim - Enquanto      /* 04 */
49:           $n = (n + 1);$ 
50:           $Qt_{Colunas} = (Qt_{Colunas} - 1);$ 
51:          Fim - Enquanto      /* 03 */
52:          Fim - Para
53:      /* Depois de gerado a matriz completa, deve-se descartar a linha onde todos os fatores
estão ausentes */
54:      Fim - Procedimento

```

Figura 6 – Pseudocódigo para a geração da matriz dos fatores

Se for executado o pseudocódigo da Figura 6 para seis fatores, haverá como resultado a matriz PBCA presente na Tabela 5.

Tabela 5 – Matriz PBCA para seis fatores

Resíduos	Fatores					
	1º	2º	3º	4º	5º	6º
	A	B	C	D	E	F
Descarte	0	0	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0
3	1	1	0	0	0	0
4	0	0	1	0	0	0
5	1	0	1	0	0	0
6	0	1	1	0	0	0
7	1	1	1	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
62	0	1	1	1	1	1
63	1	1	1	1	1	1

Com relação às interações de segunda ordem em um arranjo geométrico, onde existem blocos de interações de segunda ordem, e supondo que esteja sendo estudando seis fatores, A, B, C, D, E, F, e que esses seis fatores gerem uma quantidade de blocos igual a sete, logo, a quantidade de RESI a ser gerada será cento e vinte e sete, $((2^7 - 1) = 127)$. O RESI onde todos os blocos estão ausentes não existe nesse momento da análise, e por esse motivo é realizado a subtração do número um. Esse RESI seria o RESI63 gerado na análise de efeitos principais e ele representa a configuração onde todos os blocos estão ausentes e todos os fatores estão presentes. No entanto, ele faz parte do processo de análise dos fatores. Os blocos de interações gerados pela aleatoriedade dos ensaios e localizados através da metodologia PBSA são apresentados no Quadro 1.

1º	2º	3º	4º	5º	6º	7º
			AE			
AB	AC	AD	BC	AF	BD	BF
CE	BE	EF	DF	DE	CF	CD

Quadro 1 – Blocos de interações de segunda ordem

Cada série de resíduos é gerada com base na presença (um) e na ausência (zero) dos blocos de interações em estudo. Dando continuidade à sequência numérica, o primeiro RESI gerado com relação aos blocos recebe o número 64 (RESI64). A partir de agora, todos os fatores estão presentes na análise de regressão, e o único item a ser modificado é a presença e a ausência dos blocos. No RESI64, somente o primeiro bloco está presente na análise de regressão, RESI64 = 1ª AB CE, os blocos restantes estão ausentes. No RESI65, somente o segundo bloco está presente na análise de regressão, RESI65 = 2ª AC BE, os outros blocos estão ausentes. No RESI66, o segundo e primeiro bloco estão presentes na análise de regressão, RESI66 = 2ª AC BE e 1ª AB CE, e os demais estão ausentes. No RESI67, somente o terceiro bloco está presente na análise de regressão, RESI67 = 3ª AD EF, os outros blocos estão ausentes. No RESI68, o terceiro e o primeiro bloco estão presentes na análise de regressão, RESI68 = 3ª AD EF e 1ª AB CE, e os demais estão ausentes. No RESI69, o terceiro e segundo bloco estão presentes na análise de regressão, RESI69 = 3ª AD EF e 2ª AC BE, e os demais estão ausentes. No RESI70, o terceiro, o segundo e o primeiro bloco estão presentes na análise de regressão, RESI70 = 3ª AD EF, 2ª AC BE e 1ª AB CE, e os demais estão ausentes. Seguindo o presente raciocínio, e supondo que o processo possua sete blocos, todas as possíveis diferentes séries de resíduos, de RESI64 a RESI190 são geradas.

A Figura 7 ilustra o pseudocódigo para a geração da matriz dos blocos de interações.

```

01:  Procedimento
02:  /* Gerar a matriz de configurações para os blocos de interações de segunda ordem
    (RESIs) */
03:      Para (Blocos de Interações) faça
04:           $NRESI_{Fatores} = (2^k);$ 
05:           $NRESI_{Blocos} = (2^{Qt_{blocos}});$ 
06:           $Qt_{Linhas} = NRESI_{Blocos};$ 
07:           $Qt_{Colunas} = Qt_{Blocos};$ 
08:           $k_{blocos} = Qt_{Blocos};$ 
09:          /*  $m$  é a posição da linha */
10:           $m = 1;$ 
11:          /*  $n$  é a posição da coluna */
12:           $n = 1;$ 
13:           $1 \times 1 = RESI;$ 
14:           $m = 2;$ 
15:          Enquanto ( $m < (Qt_{linhas} + 2)$ ) faça      /* 01 */
16:               $m \times n = ((m - 2) + (NRESI_{Fatores} - 1));$ 
17:               $m = (m + 1);$ 
18:          Fim - Enquanto                             /* 01 */
19:           $m = 1;$ 
20:           $n = 2;$ 
21:          Enquanto ( $Qt_{Colunas}$  diferente de zero) faça /* 02 */
22:               $m \times n = k_{blocos};$  /* o valor do  $k_{blocos}$  indica a sequência do
                bloco que a presente posição recebe */
23:               $n = (n + 1);$ 
24:               $k_{blocos} = (k_{blocos} - 1);$ 
25:               $Qt_{Colunas} = (Qt_{Colunas} - 1);$ 
26:          Fim - Enquanto                             /* 02 */
27:           $Qt_{Colunas} = Qt_{Blocos};$ 
28:           $n = 2;$ 
29:           $m = 2;$ 
30:           $m_{inicial} = m;$ 
31:           $m_{atual} = m;$ 
32:          Enquanto ( $Qt_{Colunas}$  diferente de zero) faça /* 03 */
33:               $Qt_{Presente} = Qt_{Ausente} = \left(\frac{Qt_{Linhas}}{2^{(n-1)}}\right)$ 
34:               $m = m_{inicial};$ 
35:               $m_{atual} = m;$ 
36:              Enquanto ( $m < (Qt_{linhas} + m_{inicial})$ ) faça /* 04 */
37:                  Para  $m = m_{atual}$  até  $m < (Qt_{Ausente} + m_{atual})$  faça
38:                       $m \times n = 0;$ 

```

```

39:                                      $m = (m + 1);$ 
40:                                     Fim - Para
41:                                      $m_{atual} = m;$ 
42:                                     Para  $m = (m_{atual})$  até  $m < (m_{atual} + Qt_{Presente})$ 
                                     faça
43:                                      $m \times n = 1;$ 
44:                                      $m = (m + 1);$ 
45:                                     Fim - Para
46:                                      $m_{atual} = m;$ 
47:                                     Fim - Enquanto                                     /* 04 */
48:                                      $n = (n + 1);$ 
49:                                      $Qt_{colunas} = (Qt_{colunas} - 1);$ 
50:                                     Fim - Enquanto                                     /* 03 */
51:                                     Fim - Para
52:                                     /* Depois de gerado a matriz completa, deve-se descartar a linha onde todos os blocos
estão ausentes */
53:                                     Fim - Procedimento

```

Figura 7 – Pseudocódigo para a geração da matriz dos blocos de interações de segunda ordem

Se for executado o pseudocódigo da Figura 7 para sete blocos de interações de segunda ordem, haverá como resultado a matriz presente na Tabela 6.

Tabela 6 – Matriz para sete blocos de interações de segunda ordem

Resíduos	Blocos de Interações de segunda ordem						
	1º Bloco	2º Bloco	3º Bloco	4º Bloco	5º Bloco	6º Bloco	7º Bloco
	AB	AC	AD	AE	AF	BD	BF
RESI	CE	BE	EF	BC	DE	CF	CD
Descarte	0	0	0	0	0	0	0
64	1	0	0	0	0	0	0
65	0	1	0	0	0	0	0
66	1	1	0	0	0	0	0
67	0	0	1	0	0	0	0
68	1	0	1	0	0	0	0
69	0	1	1	0	0	0	0
70	1	1	1	0	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
189	0	1	1	1	1	1	1
190	1	1	1	1	1	1	1

Com relação às interações de segunda ordem em um arranjo não geométrico, e, supondo que estejam em estudo onze fatores, e que esses fatores gerem uma quantidade de interações de segunda ordem igual a cinquenta e cinco, além disso, supondo também que a quantidade de graus de liberdade dedicado às interações de segunda ordem seja igual a onze, $N2FIs = ((NF - 1) - k - 1)$, onde, k é a quantidade de fatores em estudo, NF é a quantidade de ensaios com a técnica de rebatimento aplicada, e $N2FIs$ é a quantidade de graus de liberdade disponíveis para estudar as interações de segunda ordem. Logo, a quantidade de RESIs a serem gerados é igual dois mil e quarenta e sete ($(N2FIs = ((24 - 1) - 11 - 1) = 11) \Rightarrow (NRESI_{Duplas} = (2^w - 1) = (2^{11} - 1 = 2047))$). O RESI onde todas as interações de segunda ordem estão ausentes não existe nesse momento da análise, e por esse motivo é realizado a subtração do número um. Esse RESI seria o RESI2047 gerado na análise de efeitos principais e ele representa a configuração onde todas as interações estão ausentes e todos os fatores estão presentes. No entanto, ele faz parte do processo de análise dos fatores.

O experimentador pode escolher a ordem das interações de segunda ordem que melhor lhe convém, para efeito de estudo. Supondo que a ordem dos fatores seja A, B, C, D, E, G, H, J, K e L, e que a ordem das onze primeiras interações de segunda ordem sejam AB, AC, AD, AE, AF, AG, AH, AJ, AK, AL e BC, cada série de resíduos é gerada com base na presença e na ausência das interações de segunda ordem em estudo. Dessa forma, o primeiro RESI gerado com relação às interações de segunda ordem recebe o número 2048, RESI2048, supondo que já foi realizado o estudo dos 11 fatores, RESI1 a RESI2047. A partir de agora, todos os fatores estão presentes na análise de regressão, e o único item a ser modificado é a presença e a ausência das interações de segunda ordem. No RESI2048, somente a primeira interação de segunda ordem está presente na análise de regressão, RESI2048 = AB, o restante das interações estão ausentes. No RESI2049, somente a segunda interação de segunda ordem está presente na análise de regressão, RESI2049 = AC, as outras interações estão ausentes. No RESI2050, a segunda e a primeira interação de segunda ordem estão presentes na análise de regressão, RESI2050 = AC e AB, as demais estão ausentes. No RESI2051, somente a terceira interação de segunda ordem está presente na análise de regressão, RESI2051 = AD, as demais estão ausentes. No RESI2052, a terceira e a primeira interação de segunda ordem estão presentes na análise de regressão, RESI2052 = AD e AB, as demais estão ausentes. No RESI2053, a terceira e a segunda interação de segunda ordem estão presentes na análise de regressão, RESI2053 = AD e AC, as demais estão ausentes. No RESI2054, a terceira, a segunda e a primeira interação de segunda ordem estão presentes na análise de regressão,

RESI2054 = AD, AC e AB, as demais estão ausentes. Seguindo o presente raciocínio, e supondo que o processo possua 11 interações de segunda ordem, todas as possíveis diferentes séries de resíduos, de RESI2048 a RESI4094 são geradas.

A Figura 8 ilustra o pseudocódigo para geração da matriz de interações de segunda ordem.

```

01:  Procedimento
02:  /* Gerar a matriz de configurações para as interações de segunda ordem (RESIs) */
03:  Para (Interações de segunda ordem) faça
04:       $NRESI_{Fatores} = (2^k);$ 
05:       $NRESI_{Duplas} = (2^{Qt \text{ de graus de liberdade para as interações duplas}});$ 
06:       $Qt_{Linhas} = NRESI_{Duplas};$ 
07:       $Qt_{Colunas} = Qt_{\text{de graus de liberdades para interações duplas}};$ 
08:       $k_{Duplas} = Qt_{\text{de graus de liberdades para interações duplas}};$ 
09:      /* m é a posição da linha */
10:      m = 1;
11:      /* n é a posição da coluna */
12:      n = 1;
13:      1 x 1 = RESI;
14:      m = 2;
15:      Enquanto (m < (Qtlinhas + 2)) faça      /* 01 */
16:          m x n = ( (m - 2) + (NRESIFatores) - 1 );
17:          m = (m + 1);
18:      Fim - Enquanto      /* 01 */
19:      m = 1;
20:      n = 2;
21:      Enquanto (QtColunas diferente de zero) faça      /* 02 */
22:          m x n = kDuplas; /* o valor do kDuplas indica a sequência da
23:                          interação de segunda ordem que a presente posição recebe */
24:          n = (n + 1);
25:          kDuplas = (kDuplas - 1);
26:          QtColunas = (QtColunas - 1);
27:      Fim - Enquanto      /* 02 */
28:      QtColunas = Qtde graus de liberdades para interações duplas;
29:      n = 2;
30:      m = 2;
31:      minicial = m;
32:      matual = m;
33:      Enquanto (QtColunas diferente de zero) faça      /* 03 */
          QtPresente = QtAusente =  $(\frac{Qt_{Linhas}}{2^{(n-1)}})$ 

```


Depois de construídas as matrizes das possíveis séries de resíduos, gere cada série de resíduos, em outras palavras, cada combinação de RESI conforme o planejado, e em seguida, deve-se armazenar os valores. Por exemplo, a Tabela 5 foi planejada para gerar a série de resíduos dos fatores, a Tabela 6 a dos blocos de interações de segunda ordem, arranjo geométrico, e a Tabela 7 a das interações de segunda ordem, arranjo não geométrico. Ao se gerar a última série de resíduos dos fatores, no qual todos os fatores estão presentes, RESI63 da Tabela 5, é possível também gerar dois gráficos, um que ilustre o teste de hipótese *Two-sample t* para os efeitos padronizados e outro de Resíduos. Esses gráficos são importantes, pois eles apresentam os resultados seguindo o atual processo de análise disponível sem PBCA, somente considerando o delineamento Plackett-Burman com a técnica de rebatimento. No final do algoritmo, esses dois gráficos servirão também como referência para descobrir se realmente houve uma melhora no processo de análise, através da implantação do PBCA. Em outras palavras, será possível verificar a eficácia da metodologia PBCA.

3.4.9 Conversão de todas as séries de resíduos em sinais

Essa presença e ausência dos fatores e / ou interações em cada RESI cobre todas as possíveis combinações existentes, explorando o raciocínio que é aplicado no Fatorial Completo. O PBCA se utiliza desse raciocínio para comprovar que o RESI que possuir os fatores e / ou interações significativas que descrevem o processo, possuirá uma das menores diferenças entre os valores calculados e os valores observados, isto é, os valores de amplitude. Mas como isso ocorre se cada RESI possui uma série de valores? Essa série de valores é considerada como um sinal discreto, sendo que o eixo das ordenadas (y) é representado pela diferença encontrada entre o valor observado e o valor calculado em cada ensaio, ou seja, os valores de amplitude. O eixo das abscissas (x) é a ordem de realização do ensaio, ou seja, a sequência. A característica técnica explorada do sinal, que é representado por cada combinação de fatores e/ou interações, é o Valor de Pico a Pico da Amplitude (VPPA), no eixo y, e essa característica é utilizada como o primeiro indicador do processo de análise.

Supondo que o software estatístico forneça os valores de resíduos em coluna, nesse caso, cada coluna de RESI deverá ser convertida em uma linha. Logo, a quantidade de linhas será a quantidade de RESIs. Suponha que cada coluna, antes do processo de transformação, possua 16 valores, em outras palavras 16 cenários, logo cada linha, depois do processo de transformação, também possuirá 16 valores, de outra forma 16 colunas. Supondo que a conversão, de coluna para linha, já tenha sido realizada, então a nova quantidade de colunas

será igual à quantidade de cenários mais a coluna que realiza a identificação de cada linha. A presente explicação pode ser conferida no Quadro 2 e no pseudocódigo da Figura 9.

	A	B	C	...	P	Q	R	S	T
							Maior Valor	Menor Valor	R - S
1	RESI1	1°	2°	...	15°	16° Valor	MÁX(B1:Q1)	MÍN(B1:Q1)	(R1 - S1)
2	RESI2	1°	2°	...	15°	16° Valor	MÁX(B2:Q2)	MÍN(B2:Q2)	(R2 - S2)
3	RESI3	1°	2°	...	15°	16° Valor	MÁX(B3:Q3)	MÍN(B3:Q3)	(R3 - S3)
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
62	RESI62	1°	2°	...	15°	16° Valor	MÁX(B62:Q62)	MÍN(B62:Q62)	(R62 - S62)
63	RESI63	1°	2°	...	15°	16° Valor	MÁX(B63:Q63)	MÍN(B63:Q63)	(R63 - S63)

Quadro 2 – Valores de resíduos distribuídos em linhas (Fatores)

Com relação às colunas do Quadro 2, observa-se que:

- ✓ Utiliza-se a primeira coluna (A) da planilha para identificar qual sinal está armazenado em cada linha, por exemplo, RESI1, RESI2, assim por diante. Deixe-os em ordem crescente.
- ✓ Tendo todos os RESIs convertidos, pode-se dizer que a segunda coluna (B) da planilha possui todos os primeiros valores, assim, até a décima sétima coluna (Q), onde estão armazenados todos os décimos sextos valores.
- ✓ Na coluna R, deve-se armazenar o maior valor dentre todos os valores dos resíduos presentes na linha.
- ✓ Na coluna S, deve-se armazenar o menor valor dentre todos os valores dos resíduos presentes na linha.
- ✓ Na coluna T, deve-se armazenar a diferença entre o maior valor (R) e o menor valor (S). Esse é o Valor de Pico a Pico da Amplitude (VPPA).

O pseudocódigo da Figura 9 apresenta o processo de conversão da série de resíduos em sinal.

01:	Procedimento
02:	/* Conversão da série de resíduos em sinal */
03:	Para (Os valores de resíduos armazenados em colunas) faça
04:	Converter cada coluna de valores de resíduos em uma linha;
05:	Fim – Para
06:	Armazenar o maior valor de resíduo de cada linha;
07:	Armazenar o menor valor de resíduo de cada linha;
08:	Calcular a diferença entre o maior valor e o menor valor em módulo (VPPA);
09:	Fim – Procedimento

Figura 9 – Pseudocódigo para a conversão da série de resíduos em sinal

Armazenar a coluna de RESI e a coluna VPPA conforme o Quadro 3, pois elas serão utilizadas em análises futuras.

U	V
RESI1	VPPA1
RESI2	VPPA2
RESI3	VPPA3
⋮	⋮
RESI62	VPPA62
RESI63	VPPA63

Quadro 3 – Valores de VPPA dos fatores em ordem crescente de RESI

Suponha que o processo em estudo possua sete blocos de interações de segunda ordem, arranjo geométrico. Logo, existem cento e vinte e sete RESIs que representam todas as possíveis variações existentes entre os blocos. Aplicando o raciocínio desenvolvido para os fatores, porém, ajustando o valor e o tamanho das colunas e linhas para o tamanho da nova matriz, obtém-se o Quadro 4. A presente explicação também pode ser conferida no pseudocódigo da Figura 9.

	A	B	...	Q	R	S	T
					Maior Valor	Menor Valor	R - S
1	RESI64	1º	...	16º Valor	MÁX(B1:Q1)	MÍN(B1:Q1)	(R1 - S1)
2	RESI65	1º	...	16º Valor	MÁX(B2:Q2)	MÍN(B2:Q2)	(R2 - S2)
3	RESI66	1º	...	16º Valor	MÁX(B3:Q3)	MÍN(B3:Q3)	(R3 - S3)
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
126	RESI189	1º	...	16º Valor	MÁX(B126:Q126)	MÍN(B126:Q126)	(R126 - S126)
127	RESI190	1º	...	16º Valor	MÁX(B127:Q127)	MÍN(B127:Q127)	(R127 - S127)

Quadro 4 – Valores de resíduos em linhas (Blocos de interações)

Com relação às colunas do Quadro 4, observa-se que:

- ✓ Utiliza-se a primeira coluna (A) da planilha para identificar qual sinal está armazenado em cada linha, por exemplo, RESI64, RESI65, assim por diante. Deixe-os em ordem crescente.
- ✓ Tendo todos os RESIs convertidos, pode-se dizer que a segunda coluna (B) da planilha possui todos os primeiros valores, assim, até a décima sétima coluna (Q), onde estão armazenados todos os décimos sextos valores.
- ✓ Na coluna R, deve-se armazenar o maior valor dentre todos os valores dos resíduos presentes na linha.

- ✓ Na coluna S, deve-se armazenar o menor valor dentre todos os valores dos resíduos presentes na linha.
- ✓ Na coluna T, deve-se armazenar a diferença entre o maior valor (R) e o menor valor (S). Esse é o Valor de Pico a Pico da Amplitude (VPPA).

Armazenar a coluna de RESI e a coluna VPPA conforme o Quadro 5, pois elas serão utilizadas em análises futuras.

U	V
RESI64	VPPA64
RESI65	VPPA65
RESI66	VPPA66
⋮	⋮
RESI189	VPPA189
RESI190	VPPA190

Quadro 5 – Valores de VPPA dos blocos de interações em ordem crescente de RESI

Supondo que foi selecionado onze fatores para serem estudados em um arranjo Plackett-Burman de doze ensaios, arranjo não geométrico, e aplicando a técnica do rebatimento têm-se vinte e quatro ensaios. Supondo ainda, que o processo em estudo investigará o comportamento de onze interações de segunda ordem, portanto, existem dois mil e quarenta e sete RESIs que representam todas as possíveis variações existentes entre as interações. Seguindo o raciocínio desenvolvido para os fatores, porém, ajustando o valor e o tamanho das colunas e linhas para o tamanho da nova matriz, obtém-se o Quadro 6.

	A	B	...	Y	Z	AA	AB
					Maior Valor	Menor Valor	Z - AA
1	RESI 2048	1º	...	24º Valor	MÁX (B1:Y1)	MÍN (B1:Y1)	(Z1 - AA1)
2	RESI 2049	1º	...	24º Valor	MÁX (B2:Y2)	MÍN (B2:Y2)	(Z2 - AA2)
3	RESI 2050	1º	...	24º Valor	MÁX (B3:Y3)	MÍN (B3:Y3)	(Z3 - AA3)
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2046	RESI 4093	1º	...	24º Valor	MÁX (B2046:Y2046)	MÍN (B2046:Y2046)	(Z2046 - AA2046)
2047	RESI 4094	1º	...	24º Valor	MÁX (B2047:Y2047)	MÍN (B2047:Y2047)	(Z2047 - AA2047)

Quadro 6 – Valores de resíduos em linhas (Interações de segunda ordem)

Com relação às colunas do Quadro 6, observa-se que:

- ✓ Utiliza-se a primeira coluna (A) da planilha para identificar qual sinal está armazenado em cada linha, por exemplo, RESI2048, RESI2049, assim por diante. Deixe-os em ordem crescente.
- ✓ Tendo todos os RESIs convertidos, pode-se dizer que a segunda coluna (B) da planilha possui todos os primeiros valores, assim, até a vigésima quinta coluna (Y), onde estão armazenados todos os vigésimos quartos valores.
- ✓ Na coluna Z, deve-se armazenar o maior valor dentre todos os valores dos resíduos presentes na linha.
- ✓ Na coluna AA, deve-se armazenar o menor valor dentre todos os valores dos resíduos presentes na linha.
- ✓ Na coluna AB, deve-se armazenar a diferença entre o maior valor (Z) e o menor valor (AA). Esse é o Valor de Pico a Pico da Amplitude (VPPA).

Armazenar a coluna de RESI e a coluna VPPA conforme o Quadro 7, pois elas serão utilizadas em análises futuras.

AC	AD
RESI2048	VPPA2048
RESI2049	VPPA2049
RESI2050	VPPA2050
⋮	⋮
RESI4093	VPPA4093
RESI4094	VPPA4094

Quadro 7 – Valores de VPPA das interações de segunda ordem em ordem crescente de RESI

3.4.10 Geração das matrizes de correlação entre os sinais provenientes das séries de resíduos

As matrizes possuem os coeficientes de correlação que representam o grau de associação entre cada grupo de valores das séries de resíduos (RESI). Em outras palavras, representa o grau de associação entre cada sinal.

O próximo passo consiste na geração da matriz de correlação entre os RESIs que representam as combinações dos fatores. Para um processo em estudo com seis fatores, a matriz de correlação a ser gerada contém correlações de RESI1 ao RESI63. A matriz gerada é

simétrica e contém o Valor do Coeficiente de Correlação (VCC) entre cada sinal gerado. Devido a matriz ser simétrica, pode-se utilizar somente metade da matriz no processo de análise. O pseudocódigo da Figura 10 apresenta o processo gerador da matriz de correlação dos fatores.

01:	Procedimento
02:	/* Matriz do coeficiente de correlação - Fatores */
03:	Gerar a matriz do coeficiente de correlação entre os sinais gerados pelas séries de resíduos
04:	Para (A matriz do coeficiente de correlação gerada) faça
05:	Armazenar o maior valor do coeficiente de correlação de cada linha;
06:	Armazenar o menor valor do coeficiente de correlação de cada linha;
07:	Calcular a diferença entre o maior valor e o menor valor em módulo (VPPACC);
08:	Armazenar o valor médio do coeficiente de correlação de cada linha;
09:	Armazenar o valor médio mais o valor de VPPACC dividido por dois;
10:	/* Como resultado, obter-se-á uma coluna com os valores MVPA */
11:	Fim – Para
12:	Fim – Procedimento

Figura 10 – Pseudocódigo para a geração do indicador MVPA (Fatores)

Gerar a matriz de correlação e transferir a mesma para uma planilha de cálculo. As disposições dos dados devem ser conforme o Quadro 8 e o Quadro 9.

	A	B	C	D	...	BJ	BK	BL	BM	BN	BO
1		RESI1	RESI2	RESI3	...	RESI61	RESI62	RESI63	Maior Valor	Menor Valor	BM - BN
2	RESI1				...				VAZIO	VAZIO	VAZIO
3	RESI2	Valor			...				MÁX (B3:BL3)	MÍN (B3:BL3)	(BM3 - BN3)
4	RESI3	Valor	Valor		...				MÁX (B4:BL4)	MÍN (B4:BL4)	(BM4 - BN4)
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
62	RESI61	Valor	Valor	Valor					MÁX (B62:BL62)	MÍN (B62:BL62)	(BM62 - BN62)
63	RESI62	Valor	Valor	Valor	...	Valor			MÁX (B63:BL63)	MÍN (B63:BL63)	(BM63 - BN63)
64	RESI63	Valor	Valor	Valor	...	Valor	Valor		MÁX (B64:BL64)	MÍN (B64:BL64)	(BM64 - BN64)

Quadro 8 – Matriz dos coeficientes de correlação (Fatores)

Com relação às colunas do Quadro 8, observa-se que:

- ✓ Utiliza-se a primeira coluna (A) da planilha para identificar qual sinal está armazenado em cada linha, por exemplo, RESI1, RESI2, assim por diante. Deixe-os em ordem crescente.
- ✓ Todas as células que compõem a diagonal da matriz e as que ficam acima dela devem ficar em branco.
- ✓ Na coluna BM, deve-se armazenar o maior valor dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula BM2, onde a mesma deve permanecer vazia.
- ✓ Na coluna BN, deve-se armazenar o menor valor dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula BN2, onde a mesma deve permanecer vazia.
- ✓ Na coluna BO, deve-se armazenar a diferença entre o maior valor (BM) e o menor valor (BN), com exceção da célula BO2, onde a mesma deve permanecer vazia. Esse é o Valor de Pico a Pico da Amplitude do sinal do Coeficiente de Correlação (VPPACC).

Pode-se observar no Quadro 8 que todas as células que compõem a diagonal da matriz devem ficar em branco porque o RESI que está na coluna é o mesmo RESI que está na linha, e nesse caso a correlação (VCC) entre eles é igual a um. Logo, o RESI1 é o único RESI que não possui nenhum valor, pois esse valor compõe a diagonal da matriz que no presente caso deve ficar vazio. O RESI2 somente possui o VCC com relação ao RESI1. O RESI3 possui o VCC com relação ao RESI1 e o RESI2. O RESI4 possui o VCC com relação ao RESI1, RESI2 e o RESI3, e assim por diante. O último RESI, no presente caso, o RESI 63, é o único que possui o VCC com relação a todos os RESIs, com exceção dele mesmo. Todas as células que ficam acima da diagonal da matriz devem ficar em branco.

O Quadro 9 complementa o Quadro 8 apresentando a disposição dos demais dados. Portanto, deve-se observar no Quadro 9 que:

- ✓ A coluna BP, deve-se armazenar o valor médio dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula BP2, onde a mesma deve permanecer vazia.
- ✓ A coluna BQ, deve-se armazenar o valor médio mais o valor de VPPACC dividido por dois, com exceção da célula BQ2, onde a mesma deve permanecer vazia. O

resultado dessa operação matemática recebe o nome de Média mais o Valor de Pico da Amplitude do sinal do coeficiente de correlação (MVPA).

BP	BQ
Média	Média + (VPPACC / 2)
VAZIO	VAZIO
MÉDIA(B3:BL3)	BP3 + (BO3 / 2)
MÉDIA(B4:BL4)	BP4 + (BO4 / 2)
⋮	⋮
MÉDIA(B62:BL62)	BP62 + (BO62 / 2)
MÉDIA(B63:BL63)	BP63 + (BO63 / 2)
MÉDIA(B64:BL64)	BP64 + (BO64 / 2)

Quadro 9 – Geração dos valores de MVPA dos fatores

Armazenar a coluna de RESI e a coluna MVPA conforme o Quadro 10, pois eles serão utilizados em análises futuras.

BR	BS
RESI1	VAZIO
RESI2	MVPA2
RESI3	MVPA3
⋮	⋮
RESI61	MVPA61
RESI62	MVPA62
RESI63	MVPA63

Quadro 10 – Valores de MVPA dos fatores em ordem crescente de RESI

Com os dados do Quadro 10, deve-se ordenar as colunas com relação à coluna que possui os valores de MVPA, colocando-os em ordem crescente, do menor para o maior. O RESI que possuir o menor valor médio mais o valor de pico do sinal de correlação ficará na primeira posição. Deve-se observar se por ventura o RESI2 ou o RESI3 ficou na primeira posição, caso tenha ficado, deve-se inverter a ordem de estudo dos fatores. Por exemplo, se a ordem inicial segue a Tabela 5, a nova ordem de análise seguirá a ordem do Quadro 11.

1º	2º	3º	4º	5º	6º
C	D	E	F	A	B

Quadro 11 – Remanejo da ordem dos fatores

Observa-se que nesse caso o primeiro termo em estudo, A, ou o segundo termo em estudo, B, ou ambos os termos são significativos, porém, para confirmar essa suposição, a melhor opção é inverter a ordem e retornar ao item 3.4.8. Caso o RESI que possuir a menor amplitude seja diferente do RESI2 ou o RESI3, deve-se prosseguir, pois o processo de análise será abordado no subcapítulo 3.4.11. A presente explicação pode ser acompanhada no pseudocódigo da Figura 11.

01:	Procedimento
02:	/* Verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA – Fatores */
03:	Ordenar a coluna de RESI e a coluna de MVPA com relação à coluna de MVPA, colocando-os em ordem crescente, do menor para o maior;
04:	Se (O menor valor de MVPA for igual ao RESI2 ou ao RESI3) então
05:	Inverter a ordem de estudo dos fatores;
06:	Retornar ao item 3.4.8;
07:	Fim – Se
08:	Se (O menor valor de MVPA for diferente do RESI2 ou do RESI3) então
09:	Aplicar os próximos passos da metodologia PBCA.
10:	Fim – Se
11:	Fim – Procedimento

Figura 11 – Pseudocódigo para verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA (Fatores)

Caso o processo em estudo possua interações de segunda ordem em um arranjo geométrico, o próximo passo consiste na geração da matriz de correlação entre os RESIs que representam as combinações dos blocos de interações de segunda ordem. Supondo que o processo em estudo possua sete blocos de interações de segunda ordem, portanto, a matriz de correlação a ser gerada seria de RESI64 ao RESI190. A matriz gerada é simétrica e contém o Valor do Coeficiente de Correlação (VCC) entre cada sinal gerado. Devido a matriz ser simétrica, pode-se utilizar somente metade da matriz no processo de análise. O pseudocódigo da Figura 12 apresenta o processo gerador da matriz de correlação dos blocos de interações de segunda ordem.

01:	Procedimento
02:	/* Matriz do coeficiente de correlação - Blocos de Interações de segunda ordem */
03:	Gerar a matriz do coeficiente de correlação entre os sinais gerados pelas séries de resíduos
04:	Para (A matriz do coeficiente de correlação gerada) faça
05:	Armazenar o maior valor do coeficiente de correlação de cada linha;
06:	Armazenar o menor valor do coeficiente de correlação de cada linha;

07:	Calcular a diferença entre o maior valor e o menor valor em módulo (VPPACC);
08:	Armazenar o valor médio do coeficiente de correlação de cada linha;
09:	Armazenar o valor médio mais o valor de VPPACC dividido por dois;
10:	/* Como resultado, obter-se-á uma coluna com os valores MVPA */
11:	Fim – Para
12:	Fim – Procedimento

Figura 12 – Pseudocódigo para a geração do indicador MVPA (Blocos de Interações)

Gerar a matriz de correlação e transferir a mesma para uma planilha de cálculo. As disposições dos dados devem ser conforme o Quadro 12 e o Quadro 13.

	A	B	C	...	DW	DX	DY	DZ	EA
1		RESI 64	RESI 65	...	RESI 189	RESI 190	Maior Valor	Menor Valor	DY - DZ
2	RESI 64			...			VAZIO	VAZIO	VAZIO
3	RESI 65	Valor		...			MÁX (B3:DX3)	MÍN (B3:DX3)	(DY3 - DZ3)
4	RESI 66	Valor	Valor	...			MÁX (B4:DX4)	MÍN (B4:DX4)	(DY4 - DZ4)
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
126	RESI 188	Valor	Valor				MÁX (B126:DX126)	MÍN (B126:DX126)	(DY126 - DZ126)
127	RESI 189	Valor	Valor	...			MÁX (B127:DX127)	MÍN (B127:DX127)	(DY127 - DZ127)
128	RESI 190	Valor	Valor	...	Valor		MÁX (B128:DX128)	MÍN (B128:DX128)	(DY128 - DZ128)

Quadro 12 – Matriz dos coeficientes de correlação (Blocos de Interações)

Com relação às colunas do Quadro 12, observa-se que:

- ✓ Utiliza-se a primeira coluna (A) da planilha para identificar qual sinal está armazenado em cada linha, por exemplo, RESI64, RESI65, assim por diante. Deixe-os em ordem crescente.
- ✓ Todas as células que compõem a diagonal da matriz e as que ficam acima dela devem ficar em branco.
- ✓ Na coluna DY, deve-se armazenar o maior valor dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula BY2, onde a mesma deve permanecer vazia.

- ✓ Na coluna DZ, deve-se armazenar o menor valor dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula DZ2, onde a mesma deve permanecer vazia.
- ✓ Na coluna EA, deve-se armazenar a diferença entre o maior valor (DY) e o menor valor (DZ), com exceção da célula EA2, onde a mesma deve permanecer vazia. Esse é o Valor de Pico a Pico da Amplitude do sinal do Coeficiente de Correlação (VPPACC).

Pode-se observar no Quadro 12 que o RESI64 é o único RESI que não possui nenhum valor, pois ele compõe a diagonal da matriz que no presente caso deve ficar vazio. O RESI65 somente possui o VCC com relação ao RESI64. O RESI66 possui o VCC com relação ao RESI64 e o RESI65. O RESI67 possui o VCC com relação ao RESI64, RESI65 e o RESI66, e assim por diante. O último RESI, no presente caso, o RESI190, é o único que possui o VCC com relação a todos os RESIs, com exceção dele mesmo. Todas as células que ficam acima da diagonal da matriz devem ficar em branco.

O Quadro 13 complementa o Quadro 12 apresentando a disposição dos demais dados.

EB	EC
Média	Média + (VPPACC / 2)
VAZIO	VAZIO
MÉDIA(B3:DX3)	EB3 + (EA3 / 2)
MÉDIA(B4:DX4)	EB4 + (EA4 / 2)
⋮	⋮
MÉDIA(B126:DX126)	EB126 + (EA126 / 2)
MÉDIA(B127:DX127)	EB127 + (EA127 / 2)
MÉDIA(B128:DX128)	EB128 + (EA128 / 2)

Quadro 13 – Geração dos valores de MVPA dos Blocos de Interações

Com relação às colunas do Quadro 13, observa-se que:

- ✓ Na coluna EB, deve-se armazenar o valor médio dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula EB2, onde a mesma deve permanecer vazia.
- ✓ Na coluna EC, deve-se armazenar o valor médio mais o valor de VPPACC dividido por dois, com exceção da célula EC2, onde a mesma deve permanecer

vazia. O resultado dessa operação matemática recebe o nome de Média mais o Valor de Pico da Amplitude do sinal do coeficiente de correlação (MVPA).

Armazenar a coluna de RESI e a coluna MVPA conforme o Quadro 14, pois eles serão utilizados em análises futuras.

ED	EE
RESI64	VAZIO
RESI65	MVPA65
RESI66	MVPA66
⋮	⋮
RESI188	MVPA188
RESI189	MVPA189
RESI190	MVPA190

Quadro 14 – Valores de MVPA dos Blocos de Interações em ordem crescente de RESI

Com os dados do Quadro 14, deve-se ordenar as colunas com relação à coluna que possui os valores de MVPA, colocando-os em ordem crescente, do menor para o maior. O RESI que possuir o menor valor médio mais o valor de pico do sinal de correlação ficará na primeira posição. Deve-se observar se por ventura o RESI64 ou o RESI65 ficou na primeira posição, caso tenha ficado, deve-se inverter a ordem de estudo dos blocos de interações. Por exemplo, se a ordem inicial segue o Quadro 1, a nova ordem de análise seguirá a ordem do Quadro 15.

1º	2º	3º	4º	5º	6º	7º
	AE					
AD	BC	AF	BD	BF	AB	AC
EF	DF	DE	CF	CD	CE	BE

Quadro 15 – Remanejo dos blocos de interações de segunda ordem

Pode-se observar que na ordem do Quadro 1, o primeiro bloco em estudo, AB CE, ou o segundo bloco em estudo, AC BE, ou ambos os blocos são significativos, porém, para confirmar essa suposição, a melhor opção é inverter a ordem e retornar ao item 3.4.8. Caso o RESI que possuir a menor amplitude seja diferente do RESI64 ou do RESI65, deve-se prosseguir, pois o processo de análise será abordado no subcapítulo 3.4.11. A presente explicação pode ser acompanhada pelo pseudocódigo da Figura 13.

01:	Procedimento
02:	/* Verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA – Bloco de Interações */
03:	Ordenar a coluna de RESI e a coluna de MVPA com relação à coluna de MVPA, colocando-os em ordem crescente, do menor para o maior;
04:	Se (O menor valor de MVPA for igual ao RESI64 ou ao RESI65) então
05:	Inverter a ordem de estudo dos blocos de interações;
06:	Retornar ao item 3.4.8;
07:	Fim – Se
08:	Se (O menor valor de MVPA for diferente do RESI64 ou do RESI65) então
09:	Aplicar os próximos passos da metodologia PBCA.
10:	Fim – Se
11:	Fim – Procedimento

Figura 13 – Pseudocódigo para verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA (Blocos de Interações)

Caso o processo em estudo possua interações de segunda ordem em um arranjo não geométrico, o próximo passo consiste na geração da matriz de correlação entre os RESIs que representam as combinações das interações de segunda ordem que se desejam estudar. Supondo que o processo em estudo possua onze interações de segunda ordem, portanto a matriz de correlação a ser gerada seria do RESI2048 ao RESI4094. A matriz gerada é simétrica e contém o Valor do Coeficiente de Correlação (VCC) entre cada sinal gerado. Devido a matriz ser simétrica, pode-se utilizar somente metade da matriz no processo de análise. Gerar a matriz de correlação e transferir a mesma para uma planilha de cálculo. As disposições dos dados devem ser conforme o Quadro 16, o Quadro 17 e o Quadro 18. A presente explicação também pode ser verificada no pseudocódigo da Figura 14.

	A	B	C	D	...	BZR	BZS	BZT
		RESI	RESI	RESI		RESI	RESI	RESI
1		2048	2049	2050	...	4092	4093	4094
2	RESI2048				...			
3	RESI2049	Valor			...			
4	RESI2050	Valor	Valor		...			
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮
2046	RESI4092	Valor	Valor	Valor				
2047	RESI4093	Valor	Valor	Valor	...	Valor		
2048	RESI4094	Valor	Valor	Valor	...	Valor	Valor	

Quadro 16 – Matriz dos coeficientes de correlação parte 1 (Interações de segunda ordem)

Com relação às colunas do Quadro 16, observa-se que:

- ✓ Utiliza-se a primeira coluna (A) da planilha para identificar qual sinal está armazenado em cada linha, por exemplo, RESI2048, RESI2049, assim por diante. Deixe-os em ordem crescente.
- ✓ Todas as células que compõem a diagonal da matriz e as que ficam acima dela devem ficar em branco.

O Quadro 17 complementa o Quadro 16 apresentando a disposição dos demais dados.

BZU	BZV	BZW
Maior Valor	Menor Valor	BZU - BZV
VAZIO	VAZIO	VAZIO
MÁX(B3:BZT3)	MÍN(B3:BZT3)	(BZU3 - BZV3)
MÁX(B4:BZT4)	MÍN(B4:BZT4)	(BZU4 - BZV4)
⋮	⋮	⋮
MÁX(B2046:BZT2046)	MÍN(B2046:BZT2046)	(BZU2046 - BZV2046)
MÁX(B2047:BZT2047)	MÍN(B2047:BZT2047)	(BZU2047 - BZV2047)
MÁX(B2048:BZT2048)	MÍN(B2048:BZT2048)	(BZU2048 - BZV2048)

Quadro 17 – Matriz dos coeficientes de correlação parte 2 (Interações de segunda ordem)

Com relação às colunas do Quadro 17, observa-se que:

- ✓ Na coluna BZU, deve-se armazenar o maior valor dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula BZU2, onde a mesma deve permanecer vazia.
- ✓ Na coluna BZV, deve-se armazenar o menor valor dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula BZV2, onde a mesma deve permanecer vazia.
- ✓ Na coluna BZW, deve-se armazenar a diferença entre o maior valor (BZU) e o menor valor (BZV), com exceção da célula BZW2, onde a mesma deve permanecer vazia. Esse é o Valor de Pico a Pico da Amplitude do sinal do Coeficiente de Correlação (VPPACC)

O Quadro 18 complementa o Quadro 16 e o Quadro 17 apresentando a disposição dos demais dados.

BZX	BZY
Média	Média + (VPPACC / 2)
VAZIO	VAZIO
MÉDIA(B3:BZT3)	(BZX3 + (BZW3 / 2))
MÉDIA(B4:BZT4)	(BZX4 + (BZW4 / 2))
⋮	⋮
MÉDIA(B2046:BZT2046)	(BZX2046 + (BZW2046 / 2))
MÉDIA(B2047:BZT2047)	(BZX2047 + (BZW2047 / 2))
MÉDIA(B2048 - BZT2048)	(BZX2048 + (BZW2048 / 2))

Quadro 18 – Geração dos valores de MVPA das Interações de segunda ordem

Com relação às colunas do Quadro 18, observa-se que:

- ✓ Na coluna BZX, deve-se armazenar o valor médio dentre todos os valores dos coeficientes de correlação presentes na linha, com exceção da célula BZX2, onde a mesma deve permanecer vazia.
- ✓ Na coluna BZY, deve-se armazenar a média mais o valor de VPPACC dividido por dois, com exceção da célula BZY2, onde a mesma deve permanecer vazia. O resultado dessa operação matemática recebe o nome de Média mais o Valor de Pico da Amplitude do sinal do coeficiente de correlação (MVPA).

Observa-se no Quadro 16, no Quadro 17 e no Quadro 18 que o RESI2048 é o único RESI que não possui nenhum valor, pois ele compõe a diagonal da matriz que no presente caso deve ficar vazio. O RESI2049 somente possui o VCC com relação ao RESI2048. O RESI2050 possui o VCC com relação ao RESI2048 e o RESI2049. O RESI2051 possui o VCC com relação ao RESI2048, RESI2049 e o RESI2050, e assim por diante. O último RESI, no presente caso, o RESI4094, é o único que possui o VCC com relação a todos os RESIs, com exceção dele mesmo.

O pseudocódigo da Figura 14 apresenta o processo gerador da matriz de correlação das interações de segunda ordem.

01:	Procedimento
02:	/* Matriz do coeficiente de correlação - Interações de segunda ordem */
03:	Gerar a matriz do coeficiente de correlação entre os sinais gerados pelas séries de resíduos
04:	Para (A matriz do coeficiente de correlação gerada) faça
05:	Armazenar o maior valor do coeficiente de correlação de cada linha;
06:	Armazenar o menor valor do coeficiente de correlação de cada linha;

07:	Calcular a diferença entre o maior valor e o menor valor em módulo (VPPACC);
08:	Armazenar o valor médio do coeficiente de correlação de cada linha;
09:	Armazenar o valor médio mais o valor de VPPACC dividido por dois;
10:	/* Como resultado, obter-se-á uma coluna com os valores MVPA */
11:	Fim – Para
12:	Fim – Procedimento

Figura 14 – Pseudocódigo para a geração do indicador MVPA (Interações de segunda ordem)

Deve-se armazenar a coluna de RESI e a coluna MVPA conforme o Quadro 19, pois eles serão utilizados em análises futuras.

BZZ	CAA
RESI2048	VAZIO
RESI2049	MVPA2049
RESI2050	MVPA2050
⋮	⋮
RESI4092	MVPA4092
RESI4093	MVPA4093
RESI4094	MVPA4094

Quadro 19 – Valores de MVPA das Interações de segunda ordem em ordem crescente de RESI

Com os dados do Quadro 19, deve-se ordenar as colunas com relação à coluna que possui os valores de MVPA, colocando-os em ordem crescente, do menor para o maior. O RESI que possuir o menor valor médio mais o valor de pico do sinal de correlação ficará na primeira posição. Deve-se observar se por ventura o RESI2048 ou o RESI2049 ficou na primeira posição, caso tenha ficado, deve-se inverter a ordem de estudo dos blocos de interações. Por exemplo, se a ordem inicial segue a Tabela 7, a nova ordem de análise seguirá a ordem do Quadro 20.

1º	2º	3º	4º	5º	6º	7º	8º	9º	10º	11º
AD	AE	AF	AG	AH	AJ	AK	AL	BC	AB	AC

Quadro 20 – Remanejo da ordem das Interações de segunda ordem

Observa-se que na ordem da Tabela 7, a primeira interação em estudo, AB, ou o segundo interação em estudo, AC, ou ambas as interações são significativos, porém para confirmar essa suposição, a melhor opção é inverter a ordem e retornar ao item 3.4.8. Caso o

RESI que possuir a menor amplitude seja diferente do RESI2048 ou do RESI2049, deve-se prosseguir, pois o processo de análise será abordado no subcapítulo 3.4.11. A presente explicação pode ser acompanhada pelo pseudocódigo da Figura 15.

01:	Procedimento
02:	/* Verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA – Interações de segunda ordem */
03:	Ordenar a coluna de RESI e a coluna de MVPA com relação à coluna de MVPA, colocando-os em ordem crescente, do menor para o maior;
04:	Se (O menor valor de MVPA for igual ao RESI2048 ou ao RESI2049) então
05:	Inverter a ordem de estudo dos blocos de interações;
06:	Retornar ao item 3.4.8;
07:	Fim – Se
08:	Se (O menor valor de MVPA for diferente do RESI2048 ou do RESI2049) então
09:	Aplicar os próximos passos da metodologia PBCA.
10:	Fim – Se
11:	Fim – Procedimento

Figura 15 – Pseudocódigo para verificar qual RESI possui o menor valor de MVPA
(Interações de segunda ordem)

3.4.11 Processo de análise dos indicadores

Para definir quais são os fatores que descrevem o processo, precisa-se verificar na planilha que contém a matriz de correlação, qual é o número do RESI que possui o menor valor de MVPA. Caso seja o RESI2 ou o RESI3, deve-se adotar o procedimento descrito no item 3.4.10. Caso o número do RESI seja diferente, deve-se copiar para a planilha de resíduos a coluna em que os valores de MVPA estão ordenados pela ordem crescente de RESI. Como resultado, obter-se-á o Quadro 21.

	Resíduos	Correlações
U	V	W
RESI1	VPPA1	VAZIO
RESI2	VPPA2	MVPA2
RESI3	VPPA3	MVPA3
⋮	⋮	⋮
RESI62	VPPA61	MVPA61
RESI62	VPPA62	MVPA62
RESI63	VPPA63	MVPA63

Quadro 21 – Valores de VPPA e de MVPA ordenados pela ordem crescente de RESI
(Fatores)

Observa-se no Quadro 21 que não existe o valor de MVPA1, portanto, os valores começam no MVPA2. Deve-se ordenar as colunas RESI, VPPA e MVPA do Quadro 21 com relação à coluna VPPA em ordem crescente. Os RESIs que possuírem os menores valores de VPPA ficarão nas primeiras posições. Tomar cuidado com os RESIs que possuem valores iguais ou muito próximos. Isso ocorre porque pode haver RESIs subsequentes com a combinação do RESI correto. Imaginando que os termos, A, B e C, são significativos, RESI7, dentre os seis termos em estudo. Porém, quando o processo de análise chegar ao RESI15, o qual possui os termos A, B, C e D, possivelmente os valores da série de resíduos serão muito próximos dos valores da série de resíduos gerados pelo RESI7. Isso ocorre porque o RESI15, em sua configuração, já possui o RESI7, e isso irá acontecer com os demais RESIs que possuem o RESI7 em suas configurações. Portanto, nesse caso, todos os RESIs que possuírem os termos A, B, e C em suas configurações terão os valores iguais ou muito próximos, RESI7, RESI15, RESI23, RESI31, RESI39, RESI47, RESI55 e RESI63. Ver a Tabela 8.

Tabela 8 – RESIs que possuem os termos A, B e C em comum

RESI	A	B	C	D	E	F
7	1	1	1	0	0	0
15	1	1	1	1	0	0
23	1	1	1	0	1	0
31	1	1	1	1	1	0
39	1	1	1	0	0	1
47	1	1	1	1	0	1
55	1	1	1	0	1	1
63	1	1	1	1	1	1

Poderia se afirmar com relação à numeração do RESI, que o menor número de RESI, possui os termos significativos que descrevem o processo, mas isso pode levar o experimentador a cometer o erro tipo II, porque o primeiro indicador (VPPA) não é tão sensível quanto o segundo indicador (MVPA), quando a amplitude do termo é pequena. Logo, para conseguir diferenciar quais realmente são os fatores e / ou interações que descrevem o processo, o PBCA utiliza um segundo indicador, o coeficiente de correlação (MVPA).

Com os dados do Quadro 21 ordenados pelos valores de VPPA em ordem crescente, pode-se gerar uma nova tabela somente com algumas linhas. Porém, quantas linhas (Q_{Linhas}) de RESIs devem ser copiadas do Quadro 21 para a nova tabela? Para facilitar, sugere-se o seguinte cálculo: Quantidade de experimentos computacionais mais um dividido por quatro.

No caso dos fatores, $Q_{Linhas} = ((63 + 1) / 4) = 16$. Portanto, devem ser copiadas as dezesseis primeiras linhas, em outras palavras, os dezesseis primeiros RESIs que possuem os menores valores de VPPA. Como resultado, obter-se-á o Quadro 22.

Classificação VPPA	X	Y	Z
1º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
2º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
3º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
⋮	⋮	⋮	⋮
14º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
15º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
16º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?

Quadro 22 – Os menores valores de VPPA dos fatores

Deve-se ordenar as colunas RESI, VPPA e MVPA do Quadro 22 com relação à coluna de MVPA em ordem crescente. Os RESIs que possuírem os menores valores de MVPA ficarão nas primeiras posições. O número do RESI que possuir o menor valor de MVPA é o RESI que possui os fatores presentes capazes de descrever o processo, de outra forma, os fatores presentes no momento da análise de regressão. Como resultado, obter-se-á o Quadro 23.

Classificação MVPA	AA	AB	AC
1º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
2º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
3º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
⋮	⋮	⋮	⋮
14º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
15º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
16º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?

Quadro 23 – Os menores valores de MVPA dos fatores

Para definir quais são os blocos de interações que descrevem o processo, arranjo geométrico, precisa-se verificar na planilha que contém a matriz de correlação, qual é o número do RESI que possui o menor valor de MVPA. Caso seja o RESI64 ou o RESI65, deve-se adotar o procedimento descrito no item 3.4.10. Caso o número do RESI seja diferente, deve-se copiar para a planilha de resíduos a coluna em que os valores de MVPA estão ordenados pela ordem crescente de RESI. Como resultado, obter-se-á o Quadro 24.

Resíduos		Correlações
U	V	W
RESI64	VPPA64	VAZIO
RESI65	VPPA65	MVPA65
RESI66	VPPA66	MVPA66
⋮	⋮	⋮
RESI188	VPPA188	MVPA188
RESI189	VPPA189	MVPA189
RESI190	VPPA190	MVPA190

Quadro 24 – Valores de VPPA e de MVPA ordenados pela ordem crescente de RESI (Blocos de Interações)

Nota-se no Quadro 24 que não existe o valor de MVPA64, portanto, os valores começam no MVPA65. Deve-se ordenar as colunas RESI, VPPA e MVPA do Quadro 24 com relação à coluna VPPA em ordem crescente. Os RESIs que possuírem os menores valores de VPPA ficarão nas primeiras posições. Tomar cuidado com os RESIs que possuem valores iguais ou muito próximos. Isso ocorre porque pode haver RESIs subsequentes com a combinação do RESI correto.

Com os dados do Quadro 24 ordenados pelos valores de VPPA em ordem crescente, deve-se gerar uma nova tabela somente com algumas linhas. Porém, quantas linhas (Q_{Linhas}) de RESIs devem ser copiadas do Quadro 24 para a nova tabela? Para facilitar, sugere-se o seguinte cálculo: Quantidade de experimentos computacionais mais um dividido por quatro, $Q_{Linhas} = ((127 + 1) / 4) = 32$. Portanto, devem ser copiados às trinta e duas primeiras linhas, em outras palavras, os trinta e dois primeiros RESIs que possuem os menores valores de VPPA. Como resultado, obter-se-á o Quadro 25.

Classificação VPPA	X	Y	Z
1º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
2º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
3º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
⋮	⋮	⋮	⋮
30º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
31º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
32º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?

Quadro 25 – Os menores valores de VPPA dos blocos de interações

Deve-se ordenar as colunas RESI, VPPA e MVPA do Quadro 25 com relação à coluna de MVPA em ordem crescente. Os RESIs que possuírem os menores valores de MVPA ficarão nas primeiras posições. O número do RESI que possuir o menor valor de MVPA é o RESI que possui os blocos de interações presentes capazes de descrever o processo, de outra forma, os blocos presentes no momento da análise de regressão. Como resultado, obter-se-á o Quadro 26.

Classificação MVPA	AA	AB	AC
1º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
2º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
3º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
⋮	⋮	⋮	⋮
30º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
31º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
32º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?

Quadro 26 – Os menores valores de MVPA dos blocos de interações

Para definir quais são as interações de segunda ordem que descrevem o processo, arranjo não geométrico, precisa-se verificar na planilha que contém a matriz de correlação, qual é o número do RESI que possui o menor valor de MVPA. Caso seja o RESI2048 ou o RESI2049, proceda-se como descrito item 3.4.10. Caso o número do RESI seja diferente, deve-se copiar para a planilha de resíduos a coluna em que os valores de MVPA estão ordenados pela ordem crescente de RESI. Como resultado, obter-se-á o Quadro 27.

AC	AD	AE
RESI2048	VPPA2048	VAZIO
RESI2049	VPPA2049	MVPA2049
RESI2050	VPPA2050	MVPA2050
⋮	⋮	⋮
RESI4092	VPPA4092	MVPA4092
RESI4093	VPPA4093	MVPA4093
RESI4094	VPPA4094	MVPA4094

Quadro 27 – Valores de VPPA e de MVPA ordenados pela ordem crescente de RESI
(Interações de segunda ordem)

Nota-se no Quadro 27 que não existe o valor de MVPA2048, portanto, os valores começam no MVPA2049. Deve-se ordenar as colunas RESI, VPPA e MVPA do Quadro 27 com relação à coluna VPPA em ordem crescente. Os RESIs que possuírem os menores

valores de VPPA ficarão nas primeiras posições. Tomar cuidado com os RESIs que possuem valores iguais ou muito próximos. Isso ocorre porque pode haver RESIs subsequentes com a combinação do RESI correto.

Com os dados do Quadro 27 ordenados pelos valores de VPPA em ordem crescente, deve-se gerar uma nova tabela somente com algumas linhas. Porém, quantas linhas (Q_{Linhas}) de RESIs devem ser copiadas do Quadro 27 para a nova tabela? Para facilitar, sugere-se o seguinte cálculo: Quantidade de experimentos computacionais mais um dividido por quatro, $Q_{Linhas} = ((2047 + 1) / 4) = 512$. Portanto, devem ser copiados às quinhentas e doze primeiras linhas, em outras palavras, os quinhentos e doze primeiros RESIs que possuem os menores valores de VPPA. Como resultado, obter-se-á o Quadro 28.

Classificação VPPA	AF	AG	AH
1º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
2º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
3º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
⋮	⋮	⋮	⋮
510º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
511º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
512º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?

Quadro 28 – Os menores valores de VPPA das interações de segunda ordem

Deve-se ordenar as colunas RESI, VPPA e MVPA do Quadro 28 com relação à coluna de MVPA em ordem crescente. Os RESIs que possuem os menores valores de MVPA ficarão nas primeiras posições. O número do RESI que possuir o menor valor de MVPA é o RESI que possui as interações de segunda ordem presentes capazes de descrever o processo, de outra forma, as interações de segunda ordem presentes no momento da análise de regressão. Como resultado, obter-se-á o Quadro 29.

Classificação MVPA	AI	AJ	AK
1º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
2º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
3º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
⋮	⋮	⋮	⋮
510º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
511º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?
512º	RESI ?	VPPA ?	MVPA ?

Quadro 29 – Os menores valores de MVPA das interações de segunda ordem

De uma forma geral, para saber quais são os termos significativos para o processo em estudo, deve-se analisar as planilhas que contém os fatores e as planilhas que contém os blocos ou as interações de segunda ordem, e verificar, através do processo de análise do PBCA, qual o RESI possui o menor valor de MVPA dos fatores e dos blocos ou das interações, ambos os RESIs são significativos e juntos possuem os termos que descrevem o processo. Deve-se observar na planilha que possui os dados dos fatores, Quadro 23, qual é o VPPA do RESI significativo, e deve-se notar que ele está entre os que possuem as menores amplitudes.

Caso esteja analisando um arranjo geométrico, o qual possui bloco de interações de segunda ordem, deve-se observar na planilha do mesmo, Quadro 26, qual é o VPPA do RESI significativo, e deve-se notar que ele está entre os que possuem as menores amplitudes.

Caso esteja analisando um arranjo não geométrico, o qual possui interações de segunda ordem, deve-se observar na planilha do mesmo, Quadro 29, qual é o VPPA do RESI significativo, e deve-se notar que ele está entre os que possuem as menores amplitudes.

Observar também que ao inserir os blocos de interações ou as interações de segunda ordem, houve uma diminuição no valor do VPPA. Isso é o que o PBCA traz de novo: ele prova que a ausência de fatores e / ou interações está ligada diretamente com a amplitude dos resíduos.

3.4.12 Cálculo do efeito de cada parâmetro e de cada interação de segunda ordem significativa

Deve-se realizar uma nova análise de regressão com os RESIs considerados significativos, em outras palavras, somente com os fatores significativos e os blocos de interações ou as interações significativas presentes, o restante deve ficar ausente, com objetivo de calcular o valor do efeito de cada termo significativo. Sugere-se aproveitar a oportunidade e gerar dois gráficos, um que ilustre o teste de hipótese *Two-sample t* para os efeitos padronizados e outro de Resíduos, e compará-los com os gráficos gerados no item 3.4.8. No caso de blocos de interações, arranjo geométrico, utilizar somente uma das interações pertinentes ao bloco significativo. Porém, deve-se analisar muito bem se dentro dos blocos selecionados existe alguma interação de segunda ordem que seja do tipo “*week heredity*”, ou do tipo que “não satisfazem hereditariedade”, pois se existir, os fatores que compõem um dos tipos não poderão se ausentar do processo de análise de regressão.

Decidir qual das interações de segunda ordem são significativas dentro dos blocos de interações que são considerados significativos não é tão fácil como selecionar os fatores significativos. Em alguns casos, pode existir pelo menos um bloco com três interações de segunda ordem, complicando ainda mais a situação. Poder-se-ia tomar a decisão com base no “*sparsity of effects*” (BERES, HAWKINS, 2001). Porém, isso pode levar o experimentador a cometer o erro tipo II, caso um dos fatores não seja significativo, mas seja capaz de satisfazer o tipo “*weak heredity*”, ou o tipo que “não satisfaz a hereditariedade”. Entretanto, um dos caminhos a seguir para atribuir os efeitos corretos de cada interação de segunda ordem que está confundida, em outras palavras, deixar o arranjo menos saturado e quebrar o confundimento entre as interações de segunda ordem de interesse, seria adicionar alguns ensaios. No entanto, isso está além do escopo desse trabalho de dissertação.

3.4.13 Análise da metodologia PBCA

À medida que se inserem fatores ou interações na análise de regressão a amplitude dos resíduos se altera. Porém, somente com essa variação não é possível identificar um padrão genérico, pois, quando se tem fatores ou interações com amplitudes baixas, a amplitude dos resíduos fica menos sensível. Mas, mesmo assim, ela deve ser utilizada como um primeiro indicador. Para auxiliar nesse processo de identificação de um padrão genérico, utiliza-se, também, do coeficiente de correlação entre os sinais gerados pela série de resíduos (um segundo indicador). Observa-se que à medida que se acrescenta fatores e interações significativos o coeficiente de correlação diminui, e quando todos os termos significativos estão presentes, o coeficiente de correlação tende a zero. Logo, quando se termina o processo de análise dos fatores e existem interações significativas a serem reconhecidas, a amplitude e a correlação não estão próximas de zeros. Então, pode-se concluir que quando se termina o processo de análise das interações a amplitude e a correlação estão próximas de zero. Caso contrário, o valor remanescente poder ser proveniente do erro residual ou proveniente de alguma interação que não foi incluída no processo de análise.

Por que a correlação diminui à medida que se acrescentam termos significativos? Porque a amplitude de pico a pico do sinal que é gerado pela série de resíduos se altera e porque a forma do sinal também muda. Para auxiliar a explicação, utiliza-se o exemplo abordado no item 3.4.11. Imaginando que os termos, A, B e C, são significativos, RESI7, dentre os seis termos em estudo. Ao observar o valor do coeficiente de correlação entre o RESI2 e o RESI1, nota-se que existe um grau de associação entre os dois sinais. O mesmo

acontece entre o RESI3 e o RESI1 e entre o RESI3 e o RESI2, assim por diante. Porém, quando esse processo atinge o RESI que possui os termos que descrevem o processo, esse grau de associação cai abruptamente. Outra característica importante, a ser observada é que, o RESI7 possui um alto grau de associação com o RESI15, RESI23, RESI31, RESI39, RESI47, RESI55 e RESI63, Tabela 8, e um baixo grau de associação com os demais RESIs. Isso acontece porque os RESIs que foram citados possuem em sua composição os mesmos termos presentes no RESI7. No entanto, os RESIs que não possuem em sua composição os três termos presentes no RESI7, possuem entre si um alto grau de associação. Deve-se observar que existem dois grupos: os que possuem os termos significativos e os que não possuem. Os que possuem os termos, estão correlacionados entre si, e os que não possuem, também estão correlacionados entre si, embora ambos, não estejam correlacionados entre si. Essas características pertinentes ao comportamento do sinal são intrínsecas à metodologia PBCA.

3.5 Considerações finais do capítulo

Esse capítulo abordou em detalhes a metodologia PBCA que tem por objetivo localizar os efeitos principais e as interações de segunda ordem significativas. O principal objetivo desse capítulo foi apresentar as características e as técnicas envolvidas no algoritmo do PBCA. Iniciou-se o capítulo apresentando uma visão geral e técnica do algoritmo do PBCA, e comentou-se sobre o impacto da existência de uma ou mais interações de terceira ordem ou de ordem maiores significativas. Depois, mostrou-se um passo a passo do algoritmo. Por fim, realizou-se uma análise da metodologia PBCA apresentando o que ocorre quando há a inserção ou a retirada de um ou mais fatores, ou de uma ou mais interações significativas nos sinais de resíduos.

O capítulo 4 apresenta um exemplo simulado da metodologia PBCA. Para a construção do exemplo será utilizado uma equação sintética que visa explorar a presença e ausência de fatores e de blocos de interações.

4 EXPERIMENTO SIMULADO DA METODOLOGIA PBCA

Nessa seção, é apresentado um modelo simulado da metodologia do PBCA que utiliza uma equação sintética. Essa equação foi planejada com muito cuidado, para que pudesse abranger o máximo de detalhes possível dentro de um trabalho de literatura, e que esses detalhes estivessem presentes nos modelos encontrados no dia a dia. Além disso, a metodologia PBCA é igualmente aplicável para todos os tipos de modelos, não somente para o tipo da equação aqui apresentada. Entretanto, o principal ponto do trabalho é apresentar as características e as técnicas envolvidas no algoritmo do PBCA, e o objetivo, nesse instante, é realizar um experimento simulado que permita demonstrar o passo a passo do procedimento do PBCA e proporcionar uma discussão sobre os resultados. Um esboço do passo a passo é apresentado no Quadro 30, e o mesmo fornece uma visão geral da metodologia PBCA.

	Descrição
1	Determinar os fatores a serem testados
2	Selecionar os níveis superiores e inferiores
3	Escolher o arranjo Plackett-Burman apropriado
4	Aplicar a técnica de rebatimento no arranjo Plackett-Burman
5	Realizar os ensaios de acordo com o arranjo selecionado
6	Calcular a quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente
7	Gerar as configurações das possíveis séries de resíduos
8	Gerar todas as séries de resíduos
9	Converter todas as séries de resíduos em sinais
10	Gerar as matrizes de correlação entre os sinais provenientes das séries de resíduos
11	Analisar os indicadores (VPPA e MVPA)
12	Calcular o efeito de cada parâmetro e / ou de cada interação significativa
13	Analisar os gráficos
14	Analisar se a amplitude dos resíduos está próxima de zero
15	Se a amplitude estiver próxima de zero, fim do procedimento
16	Se a amplitude não estiver próxima de zero, deve-se verificar se o PBCA já foi aplicado nas interações
17	Se o PBCA já foi aplicado nas interações, o valor remanescente é proveniente de outro item. Portanto, fim do procedimento
18	Se o PBCA não foi aplicado nas interações, deve-se aplicar a metodologia nas mesmas (Ir para o item 6)

Quadro 30 – Descrição concisa da metodologia PBCA

Uma opção para automatizar o processo de análise do PBCA é a utilização de códigos de macros. Os detalhes de programação das macros não foram aqui apresentados por efeitos de clareza.

4.1 Determinar os fatores a serem testados.

No presente exemplo, são selecionados para o estudo do processo seis fatores, na seguinte ordem: 1ª A, 2ª B, 3ª C, 4ª D, 5ª E e 6ª F. Logo, esses seis fatores geram quinze interações de segunda ordem a serem investigadas. As interações de ordem maiores serão negligenciadas. Por se tratar de um modelo simulado, os níveis utilizados são os níveis codificados, para o nível superior, mais um (+1), e para o nível inferior, menos um (-1).

4.2 Definição do arranjo Plackett-Burman apropriado

Seguindo a regra $k = (N - 1)$, onde k é o número de parâmetros estudados, e N é o total de ensaios realizados, logo, para estudar seis fatores, $k = 6$, o N deve ser de no mínimo igual a sete, $N = (6 + 1) = 7$, portanto, em ordem crescente, o próximo múltiplo do número 4 é o número 8. Então, o arranjo a ser selecionado para o exemplo citado deve ser uma matriz de Plackett-Burman com oito ensaios, e esse tipo de arranjo é classificado como ortogonal. Nos arranjos ortogonais as interações de segunda ordem estão confundidas entre si, tornando-se bloco de interações. A Tabela 9 apresenta uma matriz Plackett-Burman com oito ensaios, a qual permite estudar o comportamento de até sete fatores, onde a primeira linha é o padrão para delineamentos Plackett-Burman com oito ensaios. O presente exemplo utiliza somente as seis primeiras colunas, de A a F, porque a quantidade de fatores selecionados para o estudo é igual a seis.

Tabela 9 – A primeira metade da matriz do PBCA

A	B	C	D	E	F	G
+	+	+	-	+	-	-
-	+	+	+	-	+	-
-	-	+	+	+	-	+
+	-	-	+	+	+	-
-	+	-	-	+	+	+
+	-	+	-	-	+	+
+	+	-	+	-	-	+
-	-	-	-	-	-	-

4.3 Aplicação da técnica de rebatimento no arranjo Plackett-Burman

O arranjo Plackett-Burman é composto por uma primeira matriz que possui um conjunto de sinais, e a técnica de rebatimento consiste de uma segunda matriz que é exatamente a cópia da primeira matriz, porém, com os sinais invertidos. Portanto, ambas as matrizes são utilizadas no ensaio. Logo, com relação ao presente exemplo a quantidade total de ensaios é igual a dezesseis, (2 “Rebatimento” * 8 = 16).

A Tabela 10 apresenta a matriz completa do PBCA, sendo que a primeira metade da matriz é idêntica à Tabela 9, padrão Plackett-Burman para delineamento com oito ensaios. A segunda metade é formada pela técnica de rebatimento. Os sinais presentes nas últimas oito linhas são opostos àqueles presentes nas primeiras oito linhas. As colunas 1ª a 6ª estão associadas com os seguintes fatores A, B, C, D, E e F. A última coluna não é utilizada no presente exemplo.

Tabela 10 – Matriz completa do PBCA

A	B	C	D	E	F	G
+	+	+	-	+	-	-
-	+	+	+	-	+	-
-	-	+	+	+	-	+
+	-	-	+	+	+	-
-	+	-	-	+	+	+
+	-	+	-	-	+	+
+	+	-	+	-	-	+
-	-	-	-	-	-	-
-	-	-	+	-	+	+
+	-	-	-	+	-	+
+	+	-	-	-	+	-
-	+	+	-	-	-	+
+	-	+	+	-	-	-
-	+	-	+	+	-	-
-	-	+	-	+	+	-
+	+	+	+	+	+	+

Tabela 12 – Valores das respostas relacionadas aos fatores (Parte 2)

Ordem de ensaios	Cenários	A	B	C	D	E	F	Erros	Respostas
11	9	-1	-1	-1	1	-1	1	-0,533	-22,533
10	10	1	-1	-1	-1	1	-1	0,607	8,607
9	11	1	1	-1	-1	-1	1	-0,015	17,985
15	12	-1	1	1	-1	-1	-1	-0,883	25,117
14	13	1	-1	1	1	-1	-1	-0,103	-18,103
16	14	-1	1	-1	1	1	-1	-1,094	6,906
13	15	-1	-1	1	-1	1	1	-0,429	7,571
12	16	1	1	1	1	1	1	0,183	92,183

4.5 Cálculo da quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente

A quantidade de RESIs está relacionada com a quantidade de fatores em investigação, e o presente exemplo investiga seis fatores. Logo, a quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente com relação aos fatores é de sessenta e três RESIs, $NRESI_{Fatores} = (2^6 - 1) = 63$, RESI1 ao RESI63.

Com relação às interações de segunda ordem, o arranjo Plackett-Burman aplicado é classificado como arranjo geométrico, e, nesse caso, existem interações de segunda ordem que estão confundidas entre si, tornando-se bloco de interações. Aplicando a metodologia PBSA, descobre-se que para esse arranjo existem sete blocos de interações de segunda ordem. Logo a quantidade de séries de resíduos a ser gerada computacionalmente com relação aos blocos é de cento e vinte e sete RESIs, $NRESI_{Blocos} = (2^7 - 1) = 127$, RESI64 ao RESI190.

4.6 Geração das configurações das possíveis séries de resíduos

Cada série de resíduos (RESI) é gerada com base na presença (um) e na ausência (zero) dos fatores ou blocos de interações em estudo. Com relação aos fatores, utilizar o pseudocódigo da Figura 6 para criar a matriz das possíveis séries de resíduos, e como resultado, obter-se-á as matrizes presentes no apêndice A.

Com relação aos blocos de interações, utilizar o pseudocódigo da Figura 7 para criar a matriz das possíveis séries de resíduos, e como resultado, obter-se-á as matrizes presente no apêndice B.

4.7 Geração das séries de resíduos

Deve-se gerar todas as possíveis séries de resíduos dos fatores, desde o RESI1 ao RESI63, utilizando a análise de regressão para selecionar os fatores presentes e ausentes. Gerar também, todas as possíveis séries de resíduos dos blocos de interações de segunda ordem, desde o RESI64 ao RESI190, utilizando a análise de regressão para selecionar os blocos presentes e ausentes. Ao realizar a análise de regressão para o modelo do RESI63, deve-se gerar dois gráficos, um que ilustre o teste de hipótese *Two-sample t* para os efeitos padronizados (Figura 16) e outro de Resíduos (Figura 17), ambos os gráficos serão utilizados também no processo de análise do subcapítulo 4.12, pois nesse item será possível verificar a eficácia da metodologia PBCA quando comparado com a o delineamento Plackett-Burman padrão.

A Figura 16 ilustra o teste de hipótese *Two-sample t* para os efeitos padronizados utilizando a técnica Plackett-Burman. Observar que somente o termo E seria significativo, os demais não seriam significativos. Por se tratar de uma simulação, é possível comparar o resultado presente na Figura 16 com a equação sintética, Eq.(2), e por esse motivo pode-se afirmar que o resultado apresentado na Figura 16 levaria ao experimentador a cometer o erro tipo II.

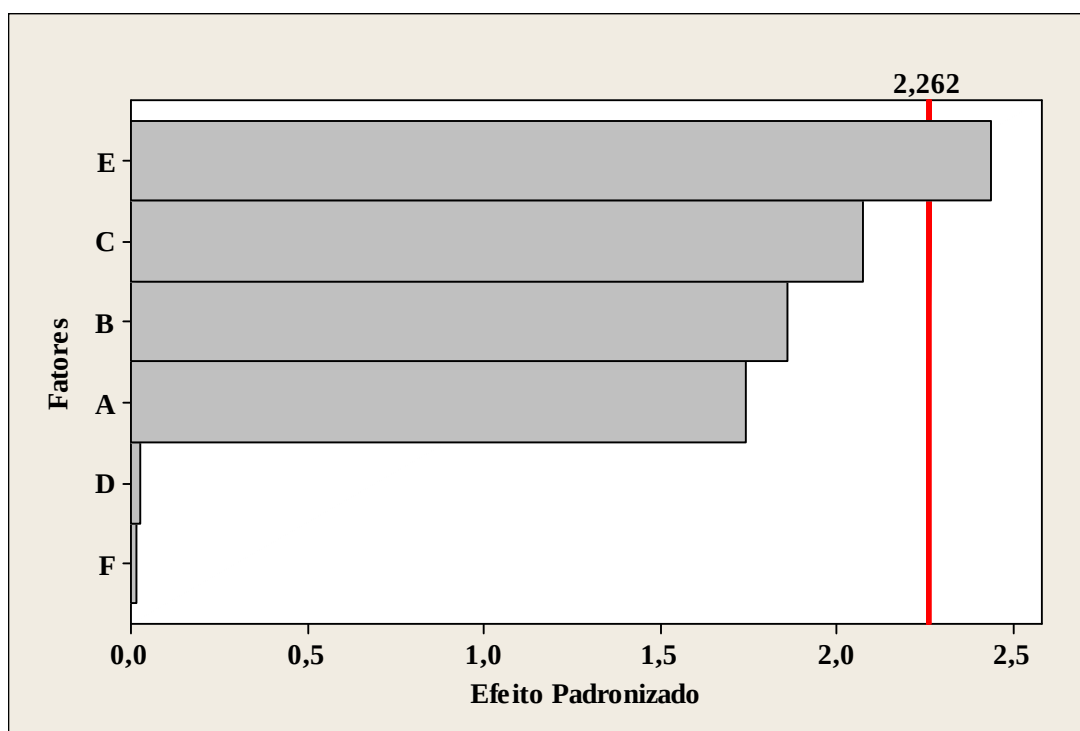


Figura 16 – Teste de hipótese *Two-sample t* utilizando o delineamento Plackett-Burman

A Figura 17 representa os valores de resíduos gerados através da análise de regressão que utiliza da técnica Plackett-Burman. Pode-se observar que alguns pontos atingiram o valor de trinta e outros de menos trinta. Portanto, há uma variação total de pico a pico próximo de sessenta na amplitude dos resíduos.

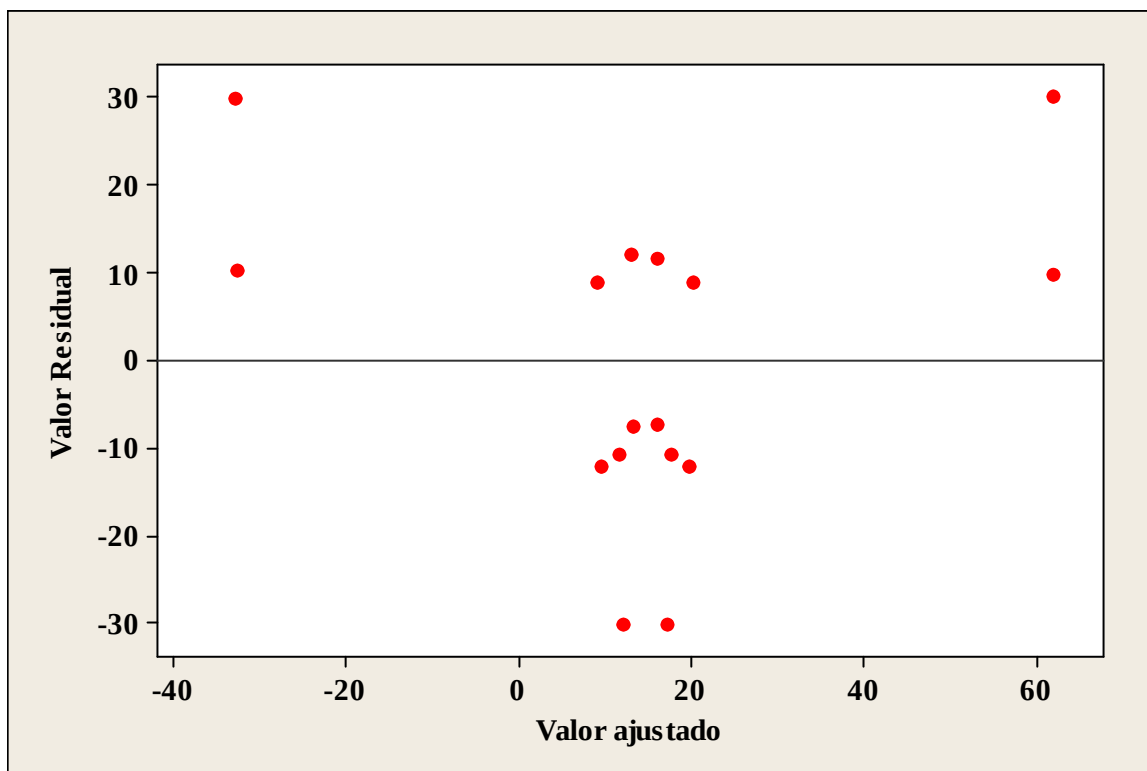


Figura 17 – Valores dos Resíduos utilizando o delineamento Plackett-Burman

A discussão da Figura 16 e da Figura 17 é realizada no item 4.12

Supondo que a mesma equação sintética, Eq.(2), seja estudada por um arranjo Fatorial Fracionado ($2^{(6-2)}$) de resolução IV com dezesseis ensaios. Por ser tratar de resolução IV, não precisa aplicar a técnica de rebatimento.

A Tabela 13 apresenta a matriz Fatorial Fracionado ($2^{(6-2)}$) com os valores simulados. Logo, como se trata de um modelo simulado, os valores presentes na coluna de resposta foram calculados através da Eq.(2), tendo o erro com média zero e desvio padrão igual um, $N(0,1)$. A coluna que recebe o nome de cenários significa ordem padrão. A análise dos ensaios é realizada considerando a aleatoriedade presente na ordem de ensaios, ordem sequencial crescente.

Tabela 13 – Valores das respostas relacionadas aos fatores (Fatorial Fracionado)

Ordem de ensaios	Cenários	A	B	C	D	E	F	Erros	Respostas
5	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0,028	-1,972
1	2	1	-1	-1	-1	1	-1	-1,236	6,764
4	3	-1	1	-1	-1	1	1	0,747	-11,253
3	4	1	1	-1	-1	-1	1	-0,742	17,258
11	5	-1	-1	1	-1	1	1	-0,118	7,882
9	6	1	-1	1	-1	-1	1	-2,303	-0,303
8	7	-1	1	1	-1	-1	-1	-0,567	25,433
10	8	1	1	1	-1	1	-1	0,772	72,772
12	9	-1	-1	-1	1	-1	1	-0,136	-22,136
14	10	1	-1	-1	1	1	1	0,117	28,117
7	11	-1	1	-1	1	1	-1	-0,025	7,975
13	12	1	1	-1	1	-1	-1	0,917	-1,083
16	13	-1	-1	1	1	1	-1	-0,709	27,291
2	14	1	-1	1	1	-1	-1	-0,172	-18,172
15	15	-1	1	1	1	-1	1	0,031	6,031
6	16	1	1	1	1	1	1	-0,002	91,998

Ao realizar a análise de regressão, deve-se gerar dois gráficos, um que ilustre o teste de hipótese *Two-sample t* para os efeitos padronizados (Figura 18) e outro de Resíduos. Porém, como o Fatorial Fracionado não dedica pelo menos um grau de liberdade ao erro residual, não há como gerar o gráfico de resíduos. O gráfico da Figura 18 só foi possível gerar porque o software estatístico disponibiliza um método chamado Lenth's PSE. Portanto, através do delineamento Fatorial Fracionado não se tem informação com relação ao comportamento dos resíduos. As consequências dessa falta de informação são discutidas no item 4.12.

A Figura 18 ilustra o teste de hipótese *Two-sample t* para os efeitos padronizados utilizando a técnica Fatorial Fracionado. Observar que os termos E, C, B, A, AE-BC-DF, AF-DE e AB-CE seriam significativos, os demais não seriam significativos. O arranjo é resolução IV, logo, as interações de segunda ordem estão confundidas entre si. Por se tratar de uma simulação, é possível comparar o resultado presente na Figura 18 com a equação sintética, Eq.(2), e por esse motivo pode-se afirmar que o resultado apresentado na Figura 18 levaria ao experimentador a cometer o erro tipo II caso ele tome a decisão da escolha dos termos com base no “*sparsity of effects*” (BERES, HAWKINS, 2001).

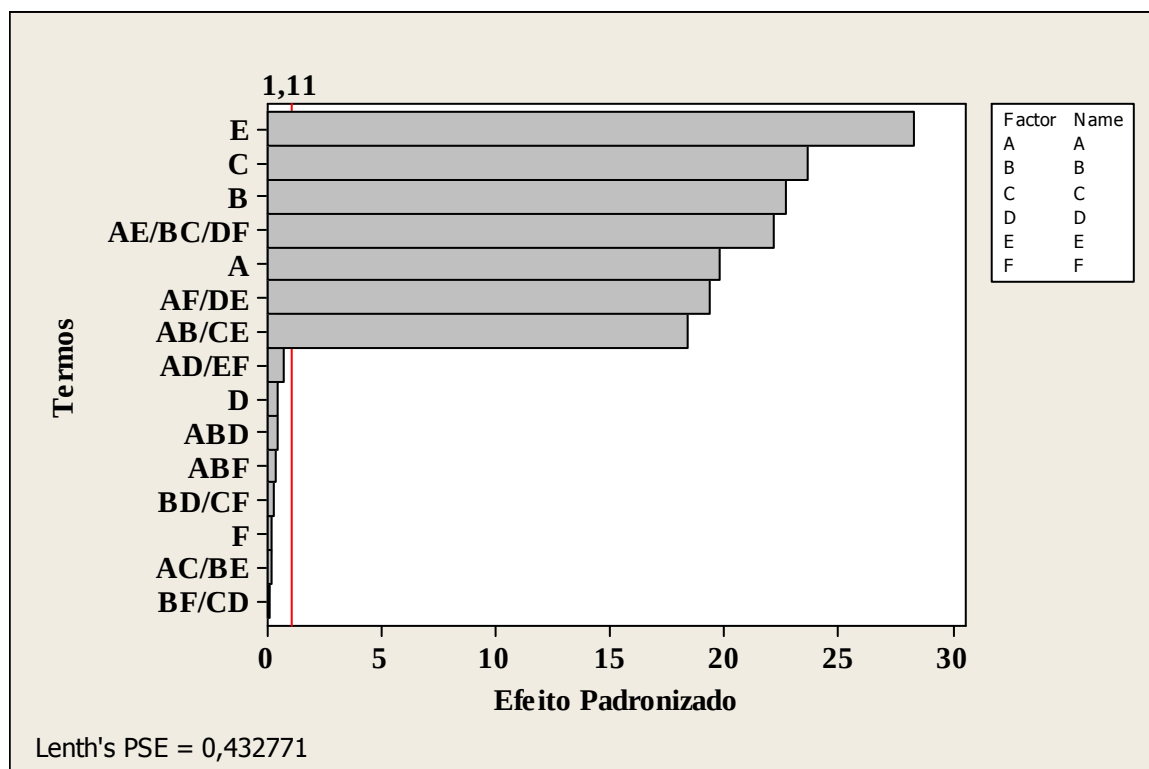


Figura 18 – Teste de hipótese *Two-sample t* utilizando o delineamento Fatorial Fracionado

Imaginar que com base na análise de significância dos efeitos ilustrada pela Figura 18, o experimentador tenha selecionado os termos A, B, C e E, e tenha prosseguido para um delineamento de aprimoramento do tipo arranjo Fatorial Completo. Prosseguir, pois o subcapítulo 5.2 apresenta uma discussão com relação a esse processo de seleção.

4.8 Conversão das séries de resíduos em sinais

Aplicando o pseudocódigo da Figura 9 nos fatores e dispondo os dados conforme o Quadro 2, obtém-se o Quadro 31.

	A	B	C	D	...	P	Q	R	S	T
1	RESI1	24,494	1,156	46,985	...	20,679	2,468	67,411	-42,875	110,286
2	RESI2	25,188	-19,873	46,290	...	-0,350	-18,561	66,717	-38,580	105,297
3	RESI3	35,356	-9,705	36,123	...	9,818	-8,394	56,549	-38,329	94,879
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
62	RESI62	-1,387	-17,822	20,024	...	1,832	-20,920	40,319	-40,453	80,772
63	RESI63	8,780	-7,655	9,857	...	12,000	-10,753	30,151	-30,286	60,438

Quadro 31 – Valores de resíduos dos fatores

Armazenando a coluna de RESI e a coluna VPPA dos fatores e dispondo os dados conforme o Quadro 3, obtém-se o gráfico da Figura 19.

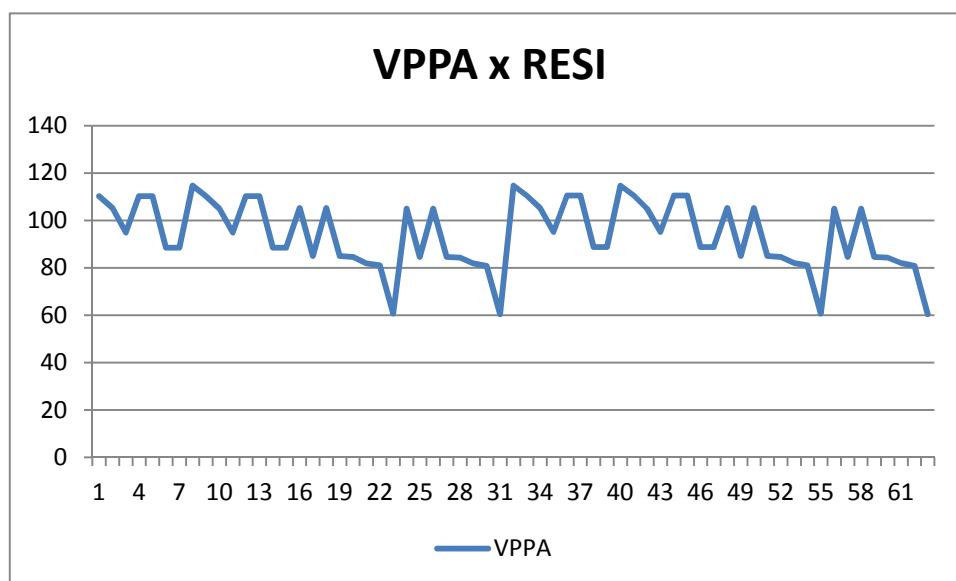


Figura 19 – Valores de VPPA dos fatores em ordem crescente de RESI

Deve-se observar na Figura 19 que o eixo y é formado pelos valores de VPPA e o eixo x pela ordem sequencial crescente de RESI.

Aplicando o pseudocódigo da Figura 9 nos blocos de interações, arranjo geométrico, e dispondo os dados conforme o Quadro 4, obtém-se o Quadro 32.

	A	B	C	D	...	P	Q	R	S	T
1	RESI64	-0,393	1,519	0,683	...	21,173	-1,579	21,173	-21,414	42,587
2	RESI65	8,523	-7,912	10,114	...	11,742	-10,495	30,409	-30,028	60,438
3	RESI66	-0,651	1,261	0,941	...	20,915	-1,322	21,236	-21,671	42,907
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
126	RESI189	9,101	-9,324	9,023	...	-9,023	-9,101	9,324	-9,324	18,648
127	RESI190	-0,073	-0,150	-0,150	...	0,150	0,073	0,150	-0,150	0,300

Quadro 32 – Valores de resíduos dos blocos de interações

Armazenando a coluna de RESI e a coluna VPPA dos blocos de interações e dispondo os dados conforme o Quadro 5, obtém-se o gráfico da Figura 20.

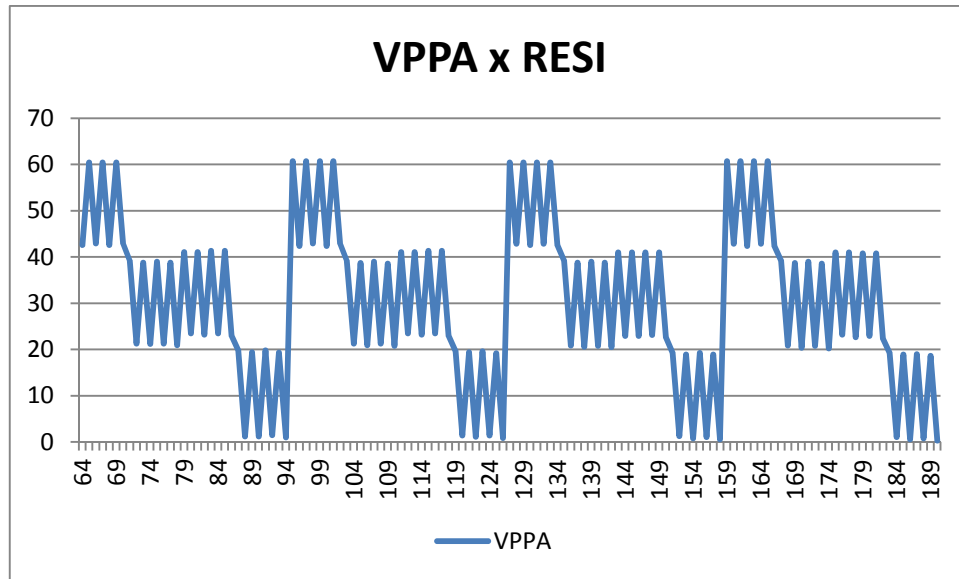


Figura 20 – Valores de VPPA dos Blocos de interações em ordem crescente de RESI

Deve-se observar na Figura 20 que o eixo y é formado pelos valores de VPPA e o eixo x pela ordem sequencial crescente de RESI.

4.9 Geração das matrizes de correlação

Deve-se gerar a matriz de correlação entre os RESIs que representam as combinações dos fatores, RESI1 ao RESI63, aplicar o pseudocódigo da Figura 10 na mesma, e dispor os dados conforme o Quadro 8 e o Quadro 9. Como resultado, obtém-se o Quadro 33 e o Quadro 34.

	A	B	C	...	BJ	BK	BL	BM	BN	BO
1		RESI1	RESI2	...	RESI61	RESI62	RESI 63	Maior Valor	Menor Valor	Diferença
2	RESI1			...				Vazio	Vazio	Vazio
3	RESI2	0,85562		...				0,85562	0,85562	0,00000
4	RESI3	0,92060	0,92941	...				0,92941	0,92060	0,00881
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
62	RESI61	0,74090	0,54019					0,99999	0,54019	0,45980
63	RESI62	0,54451	0,73502	...	0,73494			0,99999	0,54451	0,45548
64	RESI63	0,62963	0,63566	...	0,84982	0,86482		0,99999	0,59136	0,40863

Quadro 33 – Matriz dos coeficientes de correlação dos fatores

O Quadro 34 complementa o Quadro 33 apresentando a disposição dos demais dados.

BP	BQ
Média	MVPA
Vazio	Vazio
0,85562	0,85562
0,92501	0,92941
⋮	⋮
0,73676	0,96666
0,73608	0,96382
0,73693	0,94124

Quadro 34 – Geração dos valores de MVPA dos fatores

Armazenando a coluna de RESI e a coluna MPPA dos fatores e dispondo os dados conforme o Quadro 10, em ordem crescente de RESI, obtém-se o gráfico da Figura 21.

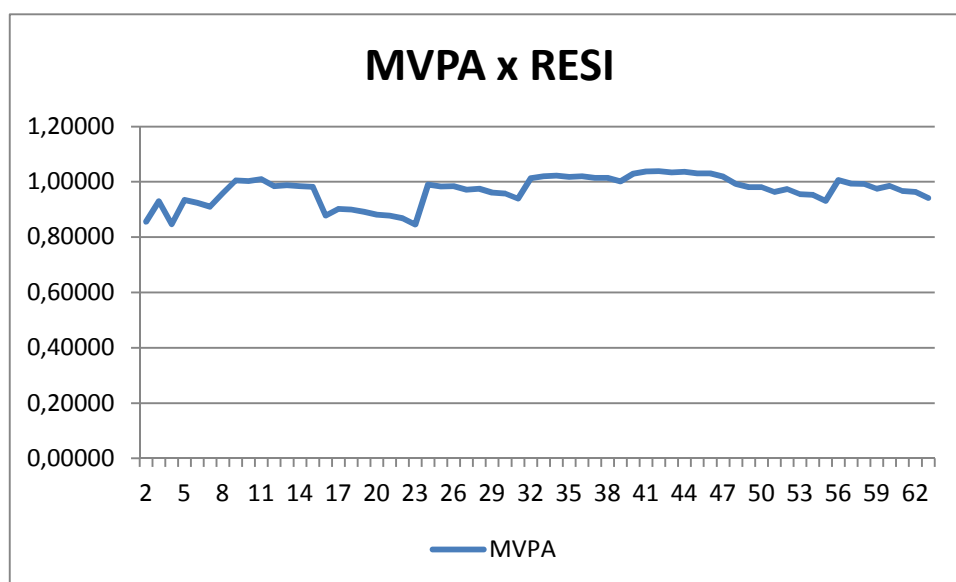


Figura 21 – Valores de MVPA dos fatores em ordem crescente de RESI

Deve-se observar na Figura 21 que o eixo y é formado pelos valores de MVPA e o eixo x pela ordem sequencial crescente de RESI.

Com os dados da Figura 21, ordenar as colunas com relação à coluna que possui os valores de MVPA, colocando-os em ordem crescente, do menor para o maior, pseudocódigo da Figura 11. O RESI que possuir o menor valor médio mais o valor de pico do sinal de correlação ficará na primeira posição. Deve-se observar se por ventura o RESI2 ou o RESI3 ficou na primeira posição. Caso tenha ficado, deve-se inverter a ordem de estudo dos fatores e retornar ao item 3.4.8.

O gráfico da Figura 22 apresenta os valores de MVPA dos fatores em ordem crescente de MVPA. Notar que o RESI que possui o menor valor de MVPA é o RESI23. Logo, o RESI que possui o menor valor de MVPA é diferente do RESI2 e do RESI3. Portanto, implementar os próximos passos da metodologia PBCA.

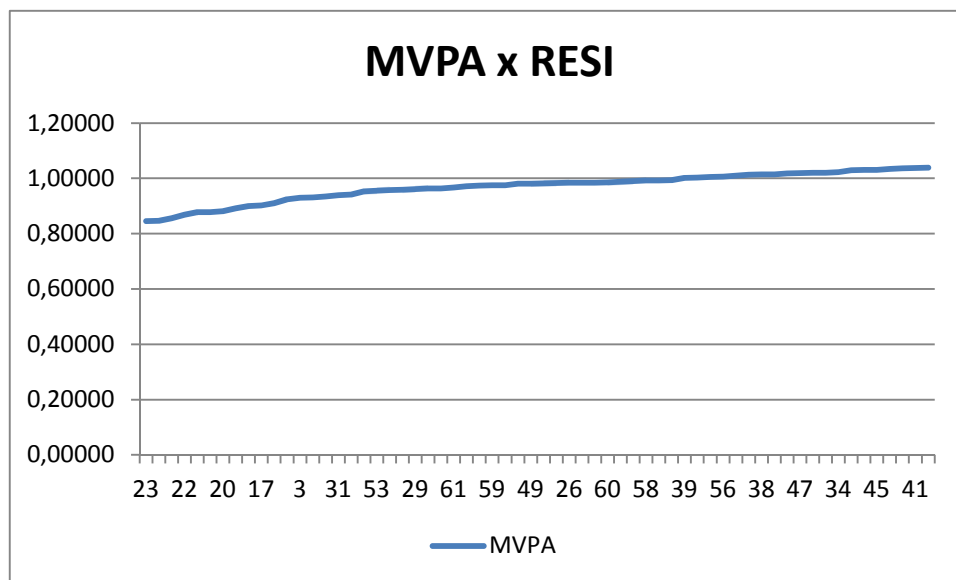


Figura 22 – Valores de MVPA dos fatores em ordem crescente de MVPA

Deve-se observar na Figura 22 que o eixo y é formado pelos valores de MVPA e o eixo x pelos RESIs em ordem crescente dos valores de MVPA.

Gerar a matriz de correlação entre os RESIs que representam as combinações dos blocos de interações de segunda ordem, RESI64 ao RESI190, aplicar o pseudocódigo da Figura 12 na mesma, e dispor os dados conforme o Quadro 12 e o Quadro 13. Como resultado, obtém-se o Quadro 35 e o Quadro 36

	A	B	C	...	DW	DX	DY	DZ	EA
1		RESI64	RESI65	...	RESI189	RESI 190	Maior Valor	Menor Valor	Diferença
2	RESI64			...			Vazio	Vazio	Vazio
3	RESI65	0,85166		...			0,85166	0,85166	0,00000
4	RESI66	0,99985	0,85179	...			0,99985	0,85179	0,14806
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
126	RESI188	0,01900	0,00281				0,91604	0,00281	0,91323
127	RESI189	0,00010	0,52393	...			0,99991	0,00010	0,99981
128	RESI190	0,00791	0,00674	...	0,01287		0,68918	0,00674	0,68244

Quadro 35 – Matriz dos coeficientes de correlação dos blocos de interações

O Quadro 36 complementa o Quadro 35 apresentando a disposição dos demais dados.

EB	EC
Média	MVPA
Vazio	Vazio
0,85166	0,85166
0,92582	0,99985
⋮	⋮
0,06636	0,52298
0,35170	0,85161
0,05582	0,39704

Quadro 36 – Geração dos valores de MVPA dos blocos de interações

Armazenando a coluna de RESI e a coluna MPPA dos blocos de interações e dispondo os dados conforme o Quadro 14, em ordem crescente de RESI, obtém-se o gráfico da Figura 23.

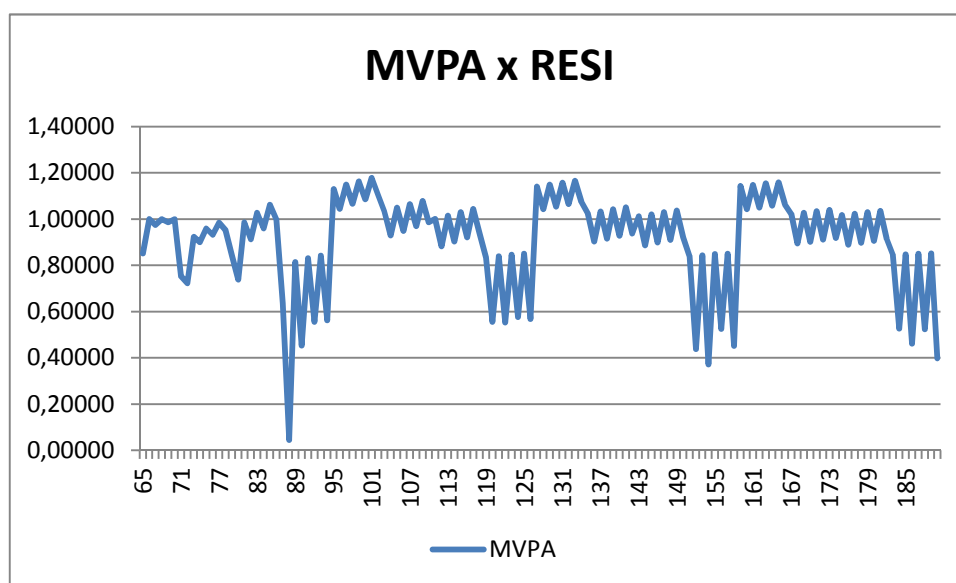


Figura 23 – Valores de MVPA dos blocos de interações em ordem crescente de RESI

Deve-se observar na Figura 23 que o eixo y é formado pelos valores de MVPA e o eixo x pela ordem sequencial crescente de RESI.

Com os dados da Figura 23, deve-se ordenar as colunas com relação à coluna que possui os valores de MVPA, colocando-os em ordem crescente, do menor para o maior, pseudocódigo da Figura 13. O RESI que possuir o menor valor médio mais o valor de pico do sinal de correlação ficará na primeira posição Deve-se observar se por ventura o RESI65 ou o

RESI66 ficou na primeira posição. Caso tenha ficado, deve-se inverter a ordem de estudo dos fatores e retornar ao item 3.4.8.

O gráfico da Figura 24 apresenta os valores de MVPA dos blocos de interações em ordem crescente de MVPA. Notar que o RESI que possui o menor valor de MVPA é o RESI88. Logo, o RESI que possui o menor valor de MVPA é diferente do RESI65 e do RESI66. Portanto, implementar os próximos passos da metodologia PBCA.

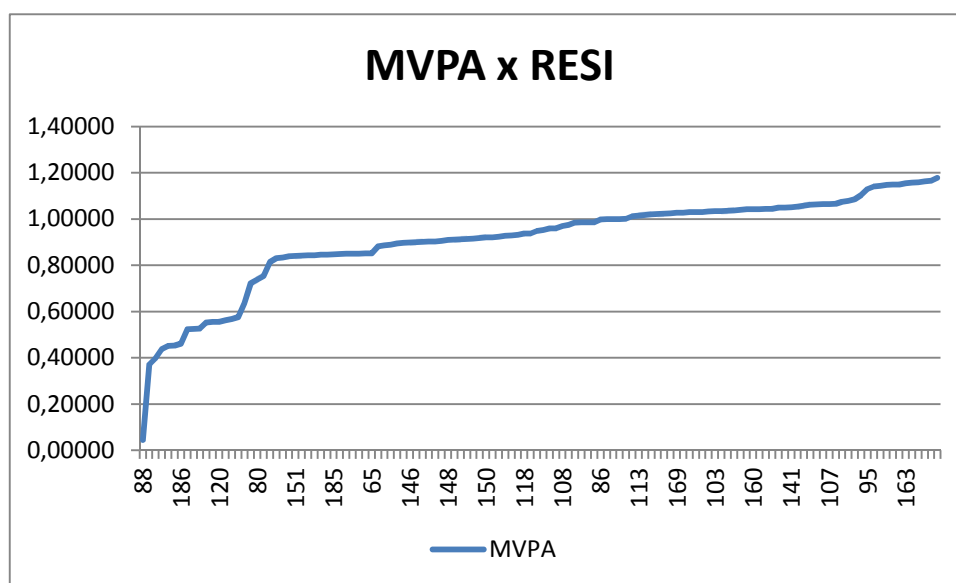


Figura 24 – Valores de MVPA dos blocos de interações em ordem crescente de MVPA

Deve-se observar na Figura 24 que o eixo y é formado pelos valores de MVPA e o eixo x pelos RESIs em ordem crescente dos valores de MVPA.

4.10 Análise dos indicadores

Colocar, em uma planilha, os valores de VPPA (Figura 19) e de MVPA (Figura 21) dos fatores em ordem crescente de RESI. Ordenar as colunas pelos valores de VPPA em ordem crescente, e gerar uma nova tabela somente com algumas linhas. Para facilitar, realizar o seguinte cálculo: Quantidade de experimentos computacionais mais um dividido por quatro. No caso dos fatores, $Q_{Linhas} = ((63 + 1) / 4) = 16$. Portanto, devem ser copiadas as dezesseis primeiras linhas que possuem os menores valores de VPPA. Como resultado, obter-se-á a Tabela 14.

Tabela 14 – Os menores valores de VPPA dos fatores

RESI	VPPA	MVPA
RESI31	60,438	0,93927
RESI63	60,438	0,94124
RESI23	60,746	0,84588
RESI55	60,746	0,93102
RESI30	80,772	0,95794
RESI62	80,772	0,96382
RESI22	81,081	0,86896
RESI54	81,081	0,95297
RESI21	81,838	0,87810
RESI29	81,838	0,96069
RESI61	82,015	0,96666
RESI53	82,015	0,95565
RESI60	84,304	0,98599
RESI28	84,304	0,97519
RESI52	84,613	0,97407
RESI20	84,613	0,88100

Ordenar as colunas RESI, VPPA e MVPA da Tabela 14 com relação à coluna de MVPA em ordem crescente. Os RESIs que possuírem os menores valores de MVPA ficarão nas primeiras posições. O número do RESI que possuir o menor valor de MVPA é o RESI que possui os fatores presentes capazes de descrever o processo. Como resultado, obter-se-á a disposição dos dados conforme o Quadro 37.

RESI	VPPA	MVPA
RESI23	60,746	0,84588
RESI22	81,081	0,86896
RESI21	81,838	0,87810
⋮	⋮	⋮
RESI28	84,304	0,97519
RESI60	84,304	0,98599

Quadro 37 – Os menores valores de MVPA dos Fatores

Colocar, em uma planilha, os valores de VPPA (Figura 20) e de MVPA (Figura 23) dos blocos de interações em ordem crescente de RESI. Ordenar as colunas pelos valores de VPPA em ordem crescente, e gerar uma nova tabela somente com algumas linhas. Para facilitar, realizar o seguinte cálculo: Quantidade de experimentos computacionais mais um dividido por quatro, $Q_{Linhas} = ((127 + 1) / 4) = 32$. Portanto, devem ser copiados às

trinta e duas primeiras linhas, em outras palavras, os trinta e dois primeiros RESIs que possuem os menores valores de VPPA. Como resultado obter-se-á a Tabela 15.

Tabela 15 – Os menores valores de VPPA dos blocos de interações

RESI	VPPA	MVPA
RESI190	0,300	0,39704
RESI158	0,549	0,45164
RESI186	0,566	0,46064
RESI154	0,814	0,37111
RESI188	0,816	0,52298
RESI126	0,869	0,56799
RESI94	0,962	0,56169
RESI156	1,064	0,52489
RESI184	1,081	0,52689
RESI122	1,134	0,55277
RESI88	1,227	0,04414
RESI90	1,227	0,45356
RESI152	1,252	0,43830
RESI124	1,384	0,57574
RESI120	1,384	0,55607
RESI92	1,478	0,55535
RESI189	18,648	0,85161
RESI157	18,896	0,85066
RESI185	18,913	0,84696
RESI153	18,913	0,84386
RESI187	19,008	0,85039
RESI125	19,216	0,85035
RESI155	19,256	0,84839
RESI151	19,273	0,84097
RESI183	19,273	0,84538
RESI93	19,309	0,84207
RESI121	19,404	0,83918
RESI89	19,404	0,81447
RESI119	19,576	0,83357
RESI123	19,576	0,84585
RESI87	19,825	0,63615
RESI91	19,825	0,83009

Ordenar as colunas RESI, VPPA e MVPA da Tabela 15 com relação à coluna de MVPA em ordem crescente. Os RESIs que possuírem os menores valores de MVPA ficarão nas primeiras posições. O número do RESI que possuir o menor valor de MVPA é o RESI

que possui os blocos de interações presentes capazes de descrever o processo. Como resultado, obter-se-á a disposição dos dados conforme o Quadro 38.

RESI	VPPA	MVPA
RESI88	1,227	0,04414
RESI154	0,814	0,37111
RESI190	0,300	0,39704
⋮	⋮	⋮
RESI157	18,896	0,85066
RESI189	18,648	0,85161

Quadro 38 – Os menores valores de MVPA dos blocos de interações

4.10.1 Análise dos fatores e dos blocos de interações

Conforme o Quadro 37 e o Quadro 38, o RESI23 e o RESI88, respectivamente, são significativos, e ambos juntos possuem os termos que descrevem o processo. Observa-se no Quadro 37 e no Quadro 38 que o VPPA caiu ao inserir os blocos de interações de 60,746, RESI23, para 1,227, RESI88, e que o MVPA caiu de 0,846, RESI23, para 0,044, RESI88, respectivamente. O RESI23 é composto pela presença dos fatores A, B, C e E, e pela ausência dos fatores D e F, e o mesmo é apresentado na Tabela 16.

Tabela 16 – Fatores presentes e ausentes no RESI 23

RESI	A	B	C	D	E	F
23	1	1	1	0	1	0

O RESI88 é composto pela presença dos blocos de interações AF DE, AE BC DF, e AB CE, e pela ausência dos blocos de interações BF CD, BD CF, AD EF e AC BE, e o mesmo é apresentado na Tabela 17.

Tabela 17 – Blocos de interações presentes e ausentes no RESI 88

RESI	AB CE	AC BE	AD EF	AE		BD CF	BF CD
				BC DF	AF DE		
88	1	0	0	1	1	0	0

4.11 Cálculo dos efeitos de cada parâmetro e de cada interação de segunda ordem significativa

Realizar uma nova análise de regressão com os termos presentes nos RESI23 e RESI88. Ao selecionar os fatores presentes, é aconselhável analisar se existem nas configurações das interações ou dos blocos de interações significativos os seguintes tipos: “*week heredity*”, nesse caso, AF e DE, ou o que “não satisfaz a hereditariedade”, nesse caso, DF. Se existir, não se pode eliminar os fatores, nesse caso, o D e o F, da análise de regressão. A análise de regressão dirá que os fatores D e F não são significativos, mas as suas interações são, ou pelo menos os blocos de interações em que eles estão presentes são significativos. A mesma situação pode ocorrer em outros modelos, e como visto, o PBCA é capaz de alertar o experimentador sobre os tipos de interações.

4.12 Comparação gráfica

Com os dados gerados no item 4.11, gerar um gráfico que ilustra o teste de hipótese *Two-sample t* para os efeitos padronizados, Figura 25, e um de Resíduos, Figura 26, e comparar os mesmos com os gráficos que foram solicitados para serem gerados no momento em que estivesse realizando o item 4.7, Figura 16 e Figura 17, respectivamente. Portanto, analisar o gráfico da Figura 25 com a Figura 16 e o gráfico da Figura 26 com a Figura 17, e observar se existe diferença entre o Plackett-Burman padrão e a metodologia PBCA.

A Figura 25 representa a análise de significância dos efeitos utilizando a técnica PBCA. Observar que os termos A, B, C e E, são significativos, e que os blocos de interações de segunda ordem AE BC DF, AF DE e AB CE, são significativos também. Os fatores D e F foram incluídos na análise de regressão e são considerados não significativos, porém, não podem ficar ausentes do processo em estudo, devido aos blocos de interações.

Comparando a Figura 16 com a Figura 25, nota-se que o fim de escala do valor do efeito padronizado, eixo das abscissas, aumenta de 2,5 para 80, e que na linha de corte também há um aumento, de 2,26 para 2,45. No entanto, no efeito padronizado do PBCA existe um aumento considerável, porque há uma diminuição no erro residual.

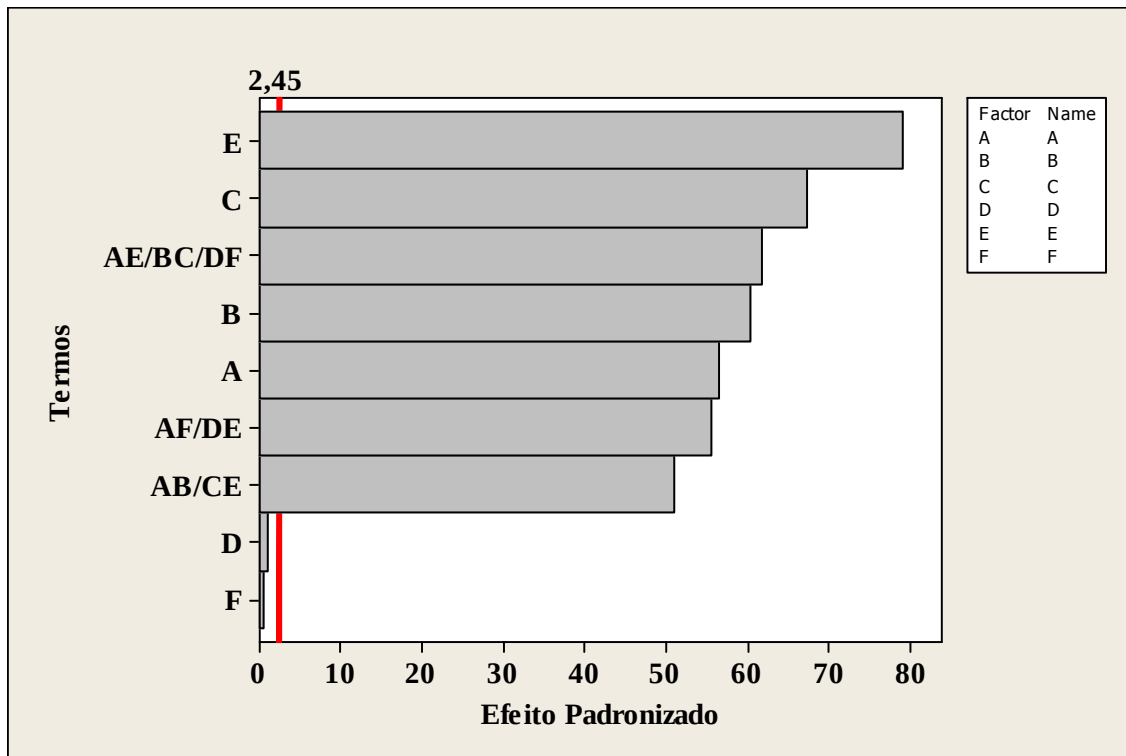


Figura 25 – Teste de hipótese *Two-sample t* após a aplicação da metodologia PBCA

A Figura 26 representa os valores de resíduos gerados através da análise de regressão que utiliza o PBCA.

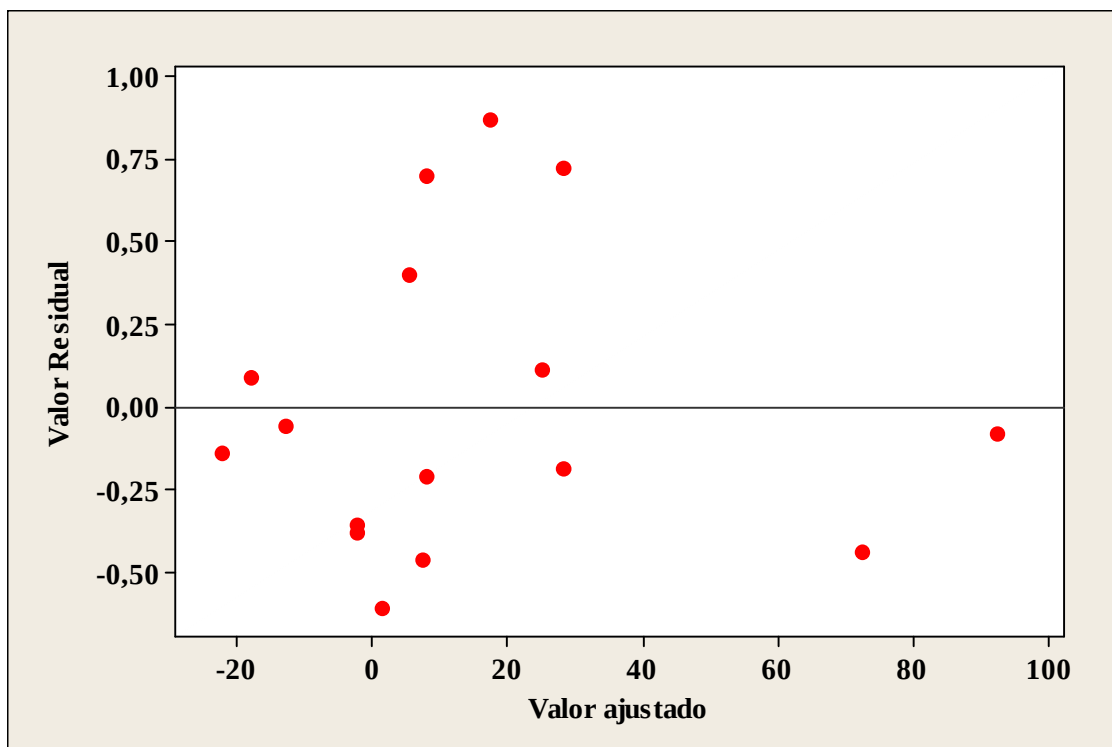


Figura 26 – Valores dos Resíduos após a aplicação da metodologia PBCA

Observa-se na Figura 26 que alguns pontos atingiram o valor positivo de 0.90 e outros negativos de -0.70. Portanto, há uma variação total próxima de 1.60 na amplitude dos resíduos. Notar que a variação da Figura 17 é de 60 e na Figura 26 é de 1.60. Essa diminuição na variação da amplitude ocorreu porque acertou-se o modelo. O PBCA prova que quando se realiza análise de resíduos e há ausência de um ou mais termos significativos que descrevam o processo, a amplitude dos resíduos aumenta de acordo com a proporção da contribuição do termo ou dos termos. Para provar isso, nota-se que a menor amplitude de pico a pico dentre os RESI pertencente aos fatores é de 60.746, RESI23, portanto 30 para o lado superior e -30 para o lado inferior, totalizando algo próximo de 60. Observa-se que a soma dos coeficientes das interações de segunda ordem, é igual a 30 ($9 AB + 10 AF + 11 DF = 30$). Consequentemente, isso gera um efeito total igual a 60. Como o Plackett-Burman não é capaz de identificar as interações, então, ele não tem onde alocar os efeitos das interações de segunda ordem, logo, esses efeitos vão para o erro residual, ver Figura 27, fazendo com que ocorra uma diminuição na sensibilidade do Plackett-Burman de identificar os termos significativos, e consequentemente, dependendo da amplitude do efeito do termo ausente, podendo fazer com que o experimentador cometa o erro tipo II. Portanto, quando se utiliza do Plackett-Burman e o valor dos resíduos não está próximo de zero, isso indica que há interações presentes no processo, e pela amplitude dos resíduos o experimentador pode avaliar se o valor é significativo para ele ou não. Caso seja significativo, ele pode aplicar o PBCA, ver Figura 28, e localizar os fatores e as interações ou os blocos de interações.

A Figura 27 apresenta a tabela de ANOVA da técnica Plackett-Burman da Figura 16 e da Figura 17 apresentadas no item 4.7.

Analysis of Variance for Equation (coded units)						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Main Effects	6	9124,9	9124,95	1520,82	2,79	0,081
A	1	1654,0	1653,98	1653,98	3,03	0,116
B	1	1887,6	1887,60	1887,60	3,46	0,096
C	1	2345,6	2345,60	2345,60	4,30	0,068
D	1	0,4	0,38	0,38	0,00	0,979
E	1	3237,3	3237,25	3237,25	5,94	0,038
F	1	0,1	0,13	0,13	0,00	0,988
Residual Error	9	4907,0	4907,04	545,23		
Total	15	14032,0				

Figura 27 – ANOVA Plackett-Burman

A Figura 28 apresenta a tabela de ANOVA da metodologia PBCA da Figura 25 e da Figura 26.

Analysis of Variance for Equation (coded units)						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Main Effects	6	9124,9	9124,95	1520,82	2938,52	0,000
A	1	1654,0	1653,98	1653,98	3195,81	0,000
B	1	1887,6	1887,60	1887,60	3647,20	0,000
C	1	2345,6	2345,60	2345,60	4532,14	0,000
D	1	0,4	0,38	0,38	0,74	0,424
E	1	3237,3	3237,25	3237,25	6254,97	0,000
F	1	0,1	0,13	0,13	0,24	0,640
2-Way Interactions	3	4903,9	4903,93	1634,64	3158,44	0,000
A*F	1	1590,3	1590,27	1590,27	3072,70	0,000
A*E	1	1967,2	1967,20	1967,20	3801,00	0,000
A*B	1	1346,5	1346,46	1346,46	2601,60	0,000
Residual Error	6	3,1	3,11	0,52		
Total	15	14032,0				

Figura 28 – ANOVA PBCA

Comparando a Figura 27 e a Figura 28, observa-se que quando existe a presença de interações a técnica Plackett-Burman não reconhece as interações e aloca os efeitos pertinentes a elas no valor do erro residual, enquanto que a metodologia PBCA é capaz de reconhecer as interações e alocar os efeitos em seus devidos lugares. Pode-se notar que o erro residual do Plackett-Burman é de 4907,0 enquanto que do PBCA é de 3,1.

Observar que o comportamento dos resíduos é capaz de dizer se o experimentador acertou o modelo ou não. Portanto, sem conhecer o comportamento dos resíduos, em outras palavras, sem essa informação, o entendimento do modelo está incompleto, e qualquer recomendação baseada em um modelo sem análise de resíduos, não possui fundamentos. Logo, um delineamento que não deixa pelo menos um grau de liberdade para o erro residual, pode levar o experimentador a cometer o erro tipo II.

4.13 Análise dos blocos de interações

Caso haja a necessidade de explorar o valor correto dos efeitos gerados por cada interação pertinente ao bloco considerado significativo, um dos caminhos seria deixar o arranjo menos saturado, adicionando alguns ensaios, e conseqüentemente, quebrando o confundimento entre as interações de segunda ordem de interesse. No entanto, isso está além do escopo desse trabalho.

4.14 Considerações finais do capítulo

Esse capítulo abordou em detalhes a aplicação da metodologia PBCA utilizando uma equação sintética que visa explorar a presença e ausência de fatores e de blocos de interações. O principal objetivo desse capítulo foi realizar a construção de um exemplo aplicando o algoritmo PBCA. Iniciou-se o capítulo discutido sobre os parâmetros a serem testados, depois, localizando o arranjo Plackett-Burman ideal e realizando os ensaios, e depois, gerando as séries de resíduos e as matrizes de correlação. Por último, analisaram-se os gráficos e decidiram-se quais são os fatores e os blocos de interações são significativos.

O capítulo 5 apresenta uma discussão sobre a metodologia PBCA, realiza uma comparação do mesmo com o delineamento Fatorial Completo com base em algumas decisões que o experimentador pode vir a acatar no dia a dia, e por último, aborda as características intrínsecas a metodologia PBCA.

5 DISCUSSÃO

Este capítulo apresenta uma discussão sobre a metodologia PBCA. Essa discussão aborda a eficácia da metodologia, os cuidados que se deve ter ao remover do processo de análise os fatores classificados como não significativos, e por último, as características intrínsecas à metodologia PBCA.

5.1 Eficácia da metodologia

Com relação à metodologia PBCA, pode-se afirmar que a mesma foi capaz de reconhecer quais são os termos significativos da equação sintética. O PBCA reconheceu a presença dos termos A, B, C e E, e a ausência dos termos D e F no estudo de caso. Com relação às interações de segunda ordem, que estão confundidas entre si e que o PBCA vê esse confundimento como bloco de um arranjo geométrico, ele foi capaz de reconhecer a presença dos blocos AB-CE, AF-DE, e AE-BC-DF, e a ausência dos demais blocos.

5.2 Fatores classificados como não significativos

Sabendo-se que os termos D e F não são significativos para o processo, pode-se retirá-los da análise, e assim sendo, pode-se concluir que no confundimento existente dentro dos blocos, somente os termos AB CE, AE BC apresentam contribuições. Portanto, também podem ser excluídos os termos AF, DE e DF do processo de análise, com isso eliminando um bloco de confundimento. Por outro lado, supondo que haja a retirada dos termos D e F, e consequentemente, a retirada das interações de segunda ordem ligadas a eles. Como se conhece a equação sintética que gerou o processo, sabe-se que essas retiradas seriam um equívoco. Uma das vantagens do PBCA é que ele é capaz de reconhecer qualquer tipo de interação presente no processo (AB = *strong heredity*, AF = *weak heredity*, DF = não satisfaz à hereditariedade). Essa vantagem existe porque durante o processo de análise das interações, ele não precisa descartar nenhum efeito principal. Supondo que o experimentador retirou os termos D e F e seguiu para o próximo passo no delineamento de aprimoramento, que poderia ser um Fatorial Completo ou uma superfície de resposta que busca o ponto de ótimo do seu processo. Em um Fatorial Completo, poderia-se ter os resultados do teste de hipótese *Two-sample t* para os efeitos padronizados como ilustrado na Figura 29.

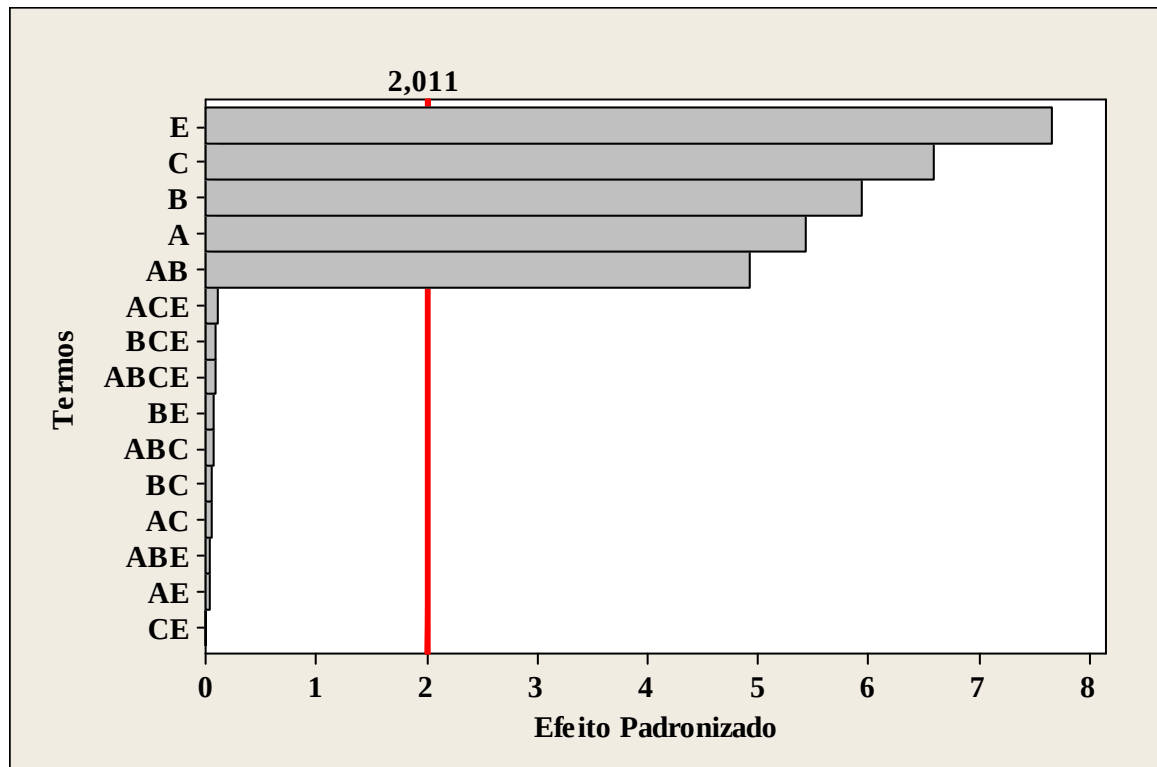


Figura 29 – Teste de hipótese *Two-sample t* após a aplicação do Fatorial Completo com a retirada dos fatores D e F do processo

O resultado seria que os termos A, B, C, E e AB são significativos e os demais não são. Nesse momento, o experimentador poderia achar que o PBCA indicou incorretamente que os blocos AF DE e AE BC DF seriam significativos, mas na realidade, como se sabe, o termo DE está confundido com AF dentro de um bloco, e os termos AE BC estão confundidos com DF dentro de outro bloco. Notar que se o experimentador verificar a amplitude dos resíduos, como na Figura 30, ele verificará que o valor de pico a pico é de 40. Portanto, conforme comprovado pelo PBCA, o gráfico de resíduos está indicando que existe a ausência de termos que descrevem o processo, e por esse motivo o valor de pico a pico da amplitude dos resíduos não está próximo de zero. Então, por que o PBCA chegou próximo de zero? Porque o PBCA não negligenciou nenhum termo, e consequentemente, nenhuma de suas interações de segunda ordem. Portanto, pode-se concluir que o PBCA é capaz de reconhecer quais são os termos significativos e as interações de segunda ordem em um processo. E também pode-se concluir que, se o experimentador tomar como base os fatores significativos para dizer quais são as interações significativas, isso pode levá-lo a cometer o erro tipo II. Esse trabalho também vem corroborar que o raciocínio utilizado no PBCA, isso é, que a amplitude dos resíduos está relacionada diretamente com a ausência de um ou mais termos na

equação que descreve o processo, e, igualmente, a idéia pode ser utilizada no delineamento Fatorial Completo e no delineamento Fatorial Fracionado.

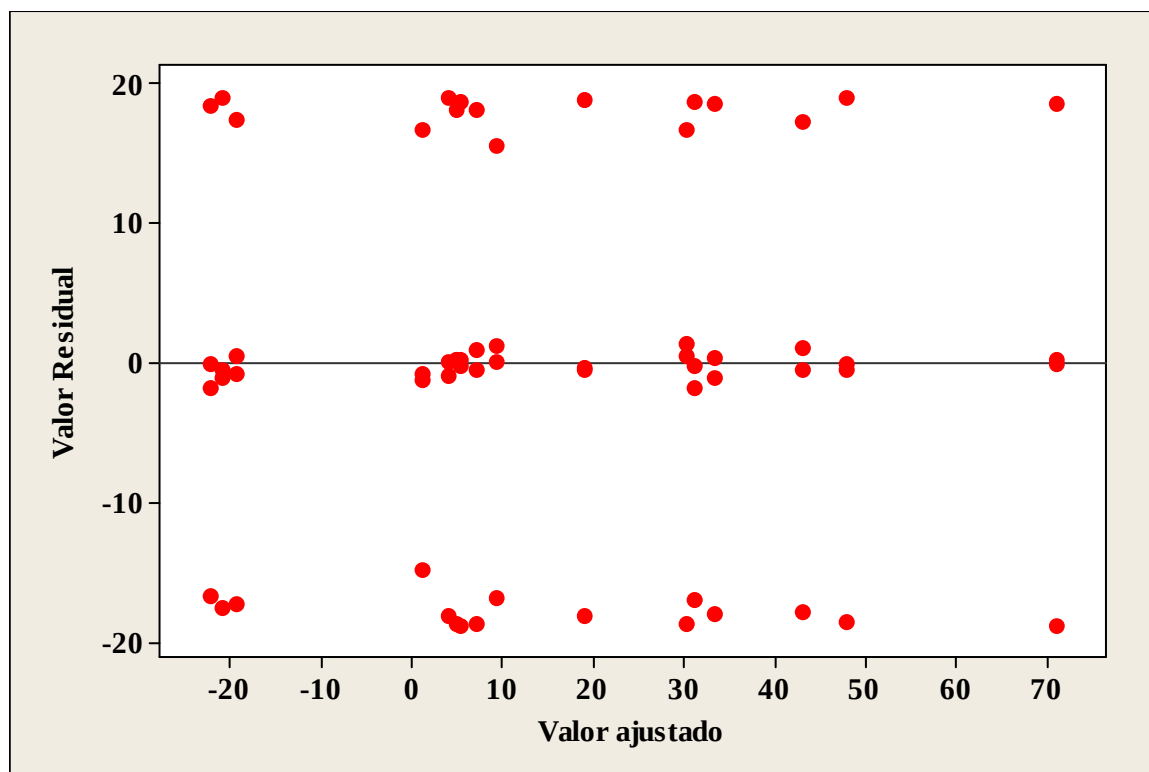


Figura 30 – Valores dos Resíduos após a aplicação do delineamento Fatorial Completo com a retirada dos fatores D e F do processo

5.3 Características intrínsecas do PBCA - Fatores

5.3.1 VPPA dos resíduos versus MVPA dos coeficientes de correlação

Ao se construir um gráfico onde o valor do VPPA dos resíduos seja designado para o eixo das ordenadas, ou eixo y, e o MVPA dos coeficientes de correlação dos sinais seja designado para o eixo das abscissas, ou eixo x, observa-se que o RESI que ficar mais próximo ou tendendo ao ponto zero de ambos os eixos, será o RESI que possuirá os termos significativos do processo. Isso pode ser verificado no gráfico da Figura 31.

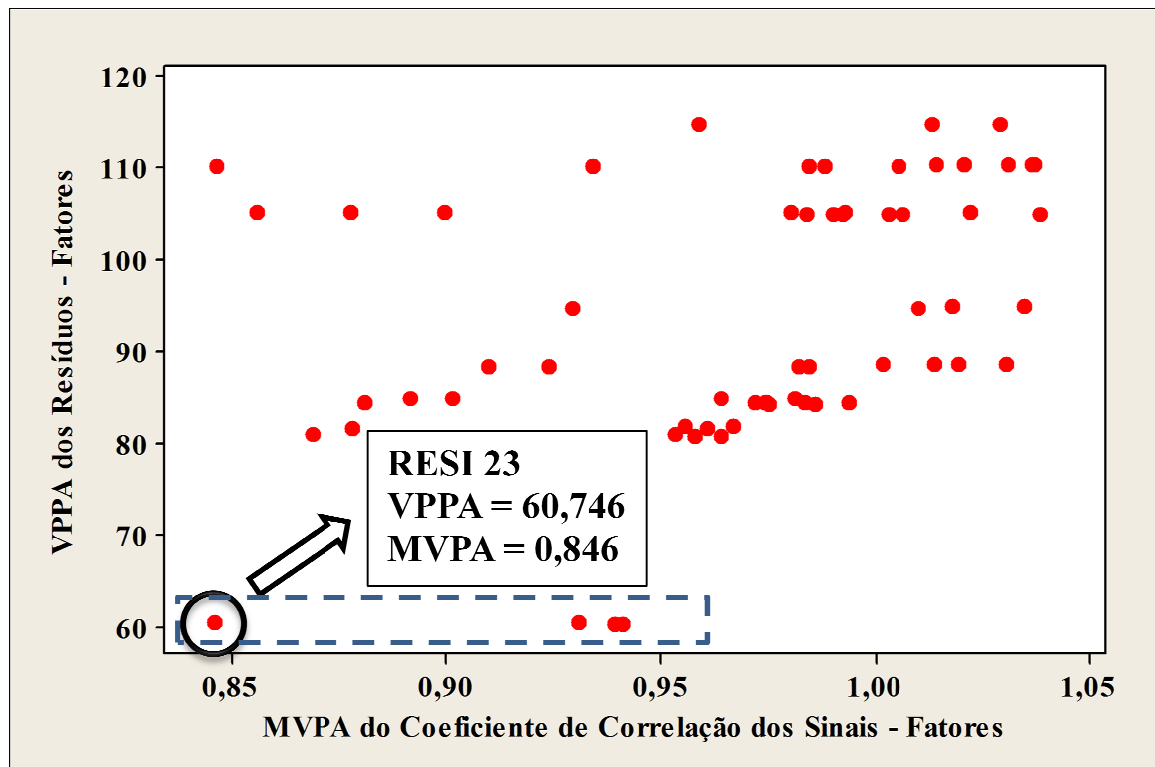


Figura 31 – VPPA dos resíduos versus MVPA dos coeficientes de correlação (Fatores)

Analisando o gráfico da Figura 31, nota-se que o ponto circulado que está tendendo a zero, está próximo do valor 60 no eixo das ordenadas, e próximo de 0,85, no eixo das abscissas. Ao selecionar o referido ponto no gráfico, RESI23, verifica-se que o valor exato é 60,746 no eixo y, e 0,846 no eixo x. Nota-se que esses valores são os valores que foram apresentados no Quadro 37. A diferença é que para se chegar aos dados do Quadro 37, o PBCA passou por alguns processos de seleção até apresentar os valores pertinentes ao RESI23. Por outro lado, o gráfico da Figura 31 foi obtido somente tendo todos os valores de VPPA e MVPA dos fatores ordenados pela coluna RESI. Nota-se que por um caminho ou por outro, o PBCA conduzirá o experimentador ao mesmo resultado. A diferença entre ambos é que o procedimento do PBCA, apresentado no capítulo 4, entrega os valores prontos para o experimentador, entretanto, no gráfico da Figura 31 o experimentador precisa refletir e dominar os conhecimentos intrínsecos do PBCA.

Observar no gráfico da Figura 31, a existência de quatro pontos dentro de um retângulo com linha tracejada. Esses quatro pontos possuem praticamente os mesmos valores de amplitude. Da direita para a esquerda, os valores são: RESI63=60,438, RESI31=60,438, RESI55=60,746, RESI23=60,746. Nesse instante, é possível justificar o porquê da necessidade de utilizar dois indicadores na metodologia PBCA: amplitude dos resíduos

(VPPA) e coeficiente de correlação (MVPA). Nota-se no gráfico da Figura 31 que a amplitude dos resíduos é sensível até um determinado ponto onde os valores das amplitudes dos RESIs ficam praticamente iguais. Portanto, nesse instante, precisa-se de um segundo indicador onde a sensibilidade do mesmo seja capaz de separar o RESI que realmente possui em sua essência a configuração dos fatores significativos e dos fatores não significativos corretos, dos RESIs que possuem configurações que não representam corretamente o comportamento do processo. A pergunta que surge nesse instante é:

- ✓ Existe alguma justificativa para os RESIs 63, 31, 55 e 23 possuírem valores de VPPA semelhantes?
 - o Sim, existe. Os fatores significativos do processo em estudo também estão presentes em todos eles, RESIs 63, 31, 55 e 23, na Tabela 18. Isso faz com que a amplitude não proporcione a separação correta entre eles. Adicionalmente, o coeficiente de correlação consegue e por esse motivo o PBCA incorporou o processo de análise do coeficiente de correlação de Pearson em sua metodologia. Observar na Tabela 18 que os RESIs 31, 55 e 63 têm sempre algum fator a mais como significativo, mas isso não é real quando comparado com a equação sintética. O coeficiente de correlação permite a distinção dessa diferença.

Tabela 18 – Fatores presentes e ausentes nos RESIs 23, 31, 55 e 63

RESI	A	B	C	D	E	F
23	1	1	1	0	1	0
31	1	1	1	1	1	0
55	1	1	1	0	1	1
63	1	1	1	1	1	1

5.3.2 VPPA dos resíduos versus Ordem sequencial dos ensaios computacionais

Ao se construir o gráfico da Figura 32, onde os valores do VPPA dos resíduos são designados para o eixo das ordenadas e a ordem sequencial de geração dos resíduos dos ensaios computacionais são designados para o eixo das abscissas, observa-se que o primeiro RESI a ter um dos menores valores é o RESI que possui em sua configuração os fatores significativos e os fatores não significativos corretos. Os demais RESIs que possuem valores semelhantes de VPPA, iguais aos pontos que estão dentro da linha tracejada, são analisados com o mesmo raciocínio apresentado no subcapítulo 5.3.1.

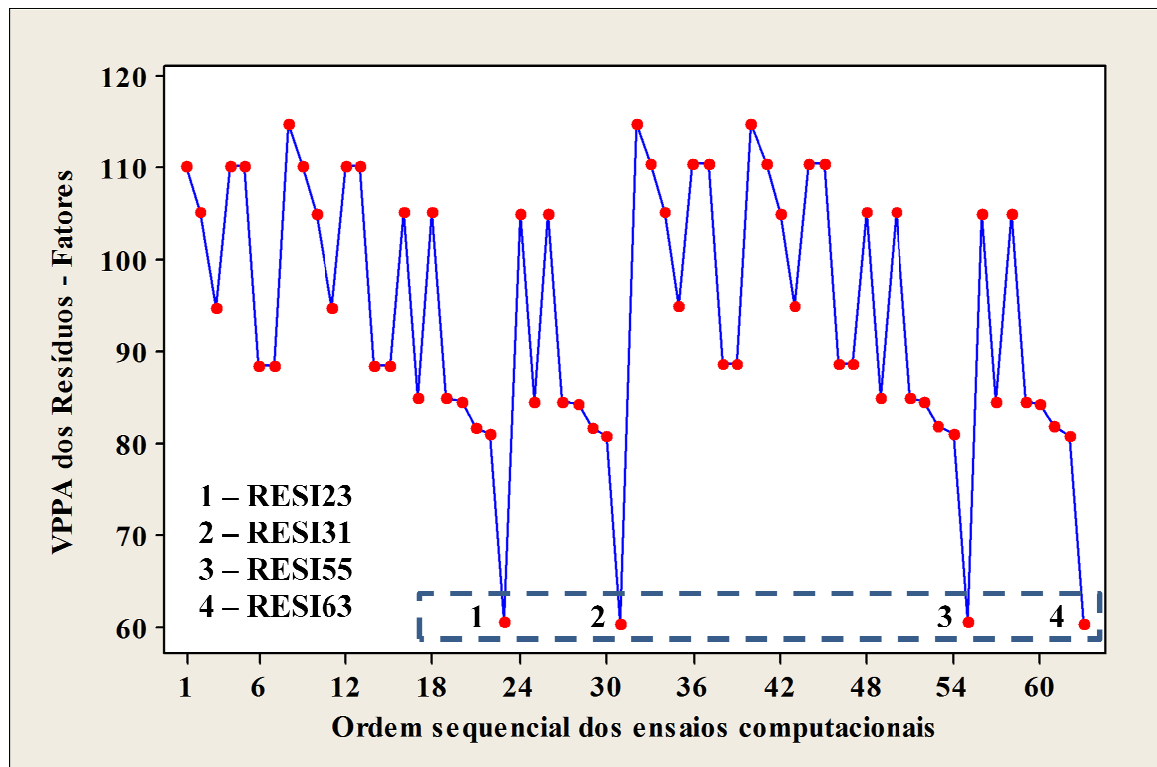


Figura 32 – VPPA dos resíduos versus Ordem sequencial (Fatores)

5.3.3 MVPA dos coeficientes de correlação versus Ordem sequencial dos ensaios computacionais

Ao se construir o gráfico da Figura 33, onde os valores de MVPA do coeficiente de correlação dos sinais são designados para o eixo das ordenadas e a ordem sequencial de geração dos resíduos dos ensaios computacionais são designados para o eixo das abscissas, observa-se que o RESI4 e o RESI 23 conduziram aos menores valores de 0,847 e 0,846, respectivamente. Poder-se-ia dizer que os valores são praticamente os mesmos, mas o melhor a fazer nesse instante é verificar qual foi o valor que cada um obteve com o indicador VPPA dos resíduos, e ao fazer essa verificação, descobre-se que o menor valor foi do RESI23.

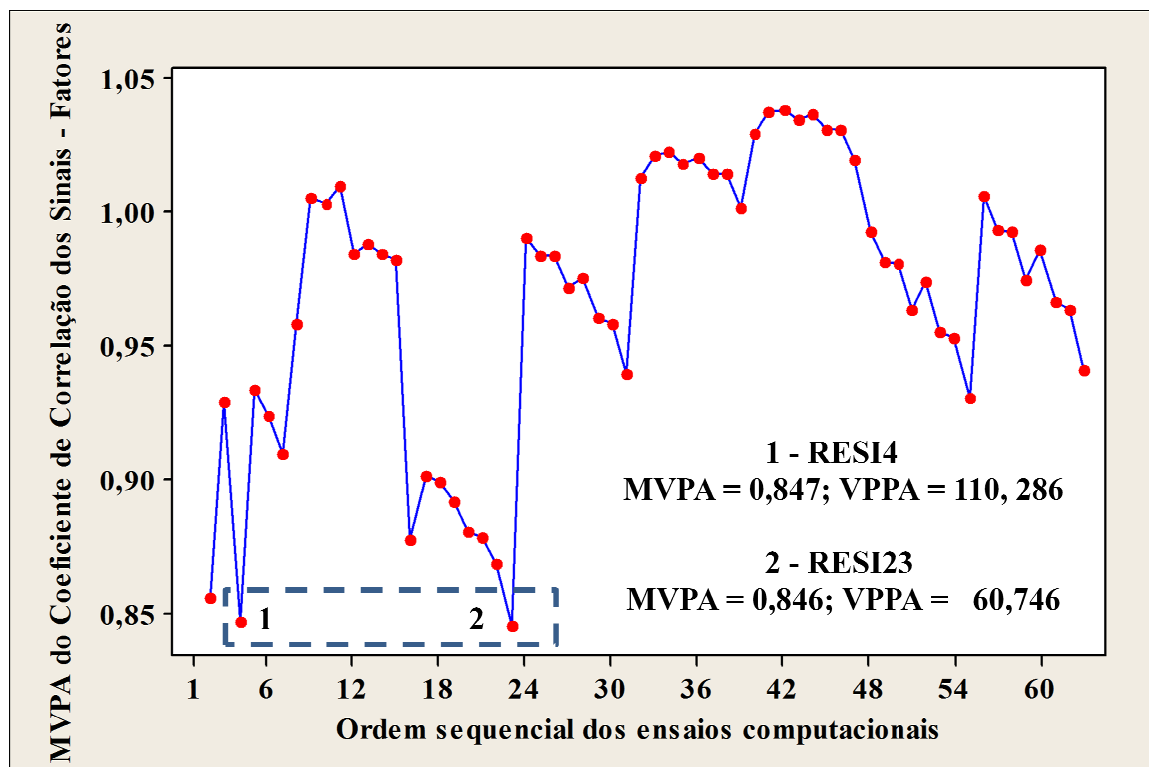


Figura 33 – MVPA dos coeficientes de correlação versus Ordem sequencial (Fatores)

Após as análises dos gráficos presentes na Figura 31, Figura 32 e Figura 33 pode-se concluir que é melhor não analisar os indicadores VPPA e MVPA isoladamente sem conhecer as características intrínsecas da metodologia PBCA, e sim ambos juntos conforme o gráfico da Figura 31. Pode-se concluir também que é impossível para a metodologia PBCA trabalhar somente com um indicador. A metodologia necessita dos dois indicadores, VPPA dos resíduos e MVPA do coeficiente de correlação.

5.4 Características intrínsecas do PBCA - Bloco de interações

5.4.1 VPPA dos resíduos versus MVPA dos coeficientes de correlação

O gráfico da Figura 34 foi construído com os mesmos princípios apresentados no subcapítulo 5.3.1. A diferença é que o gráfico atual é baseado nos blocos de interações.

Analisando o gráfico da Figura 34, nota-se que o ponto circulado que está tendendo à zero, está próximo do valor zero, no eixo das ordenadas e eixo das abscissas. Ao selecionar o referido ponto no gráfico, RESI88, verifica-se que o valor exato é 1,227, no eixo y, e 0,044 no eixo x. Nota-se que esses valores são os valores que foram apresentados no Quadro 38 do subcapítulo 4.10. Nota-se que os princípios discutidos no subcapítulo 5.3.1 que se refere aos

fatores se repete quando se analisa os blocos de interações. A diferença é que como havia blocos de interações significativos, os valores de VPPA e MVPA naquele momento não ficaram próximos de zero. Acrescentado os blocos de interações foi possível localizar todos os termos significativos, e atingir valores próximos de zeros nos indicadores VPPA e MVPA, e esse desempenho pode ser averiguado no gráfico da Figura 34.

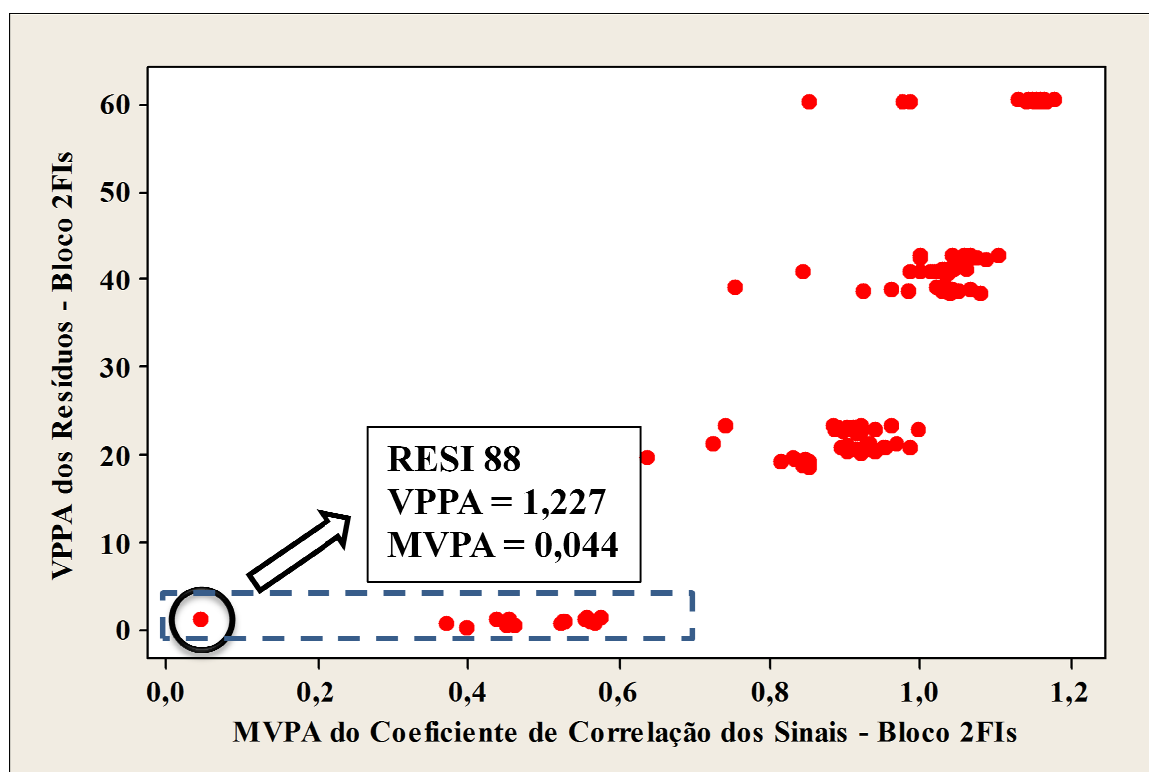


Figura 34 – VPPA dos resíduos versus MVPA dos coeficientes de correlação (Blocos de interações)

5.4.2 VPPA dos resíduos versus Ordem sequencial dos ensaios computacionais

O gráfico da Figura 35 foi construído com os mesmos princípios apresentados no subcapítulo 5.3.2. A diferença é que o gráfico atual é baseado nos blocos de interações.

Analisando a Figura 35, nota-se que existe muito mais pontos tendendo a zero quando se analisa o eixo das ordenadas, e isso ocorre porque existem somente três blocos de interações, portanto, somente três termos. Com relação aos fatores havia quatro fatores significativos, implicando em quatro termos significativos. Portanto, pode-se concluir que quanto menor for a quantidade de termos significativos no processo de análise, maior será a quantidade de RESIs que possuem os termos significativos em suas composições, fazendo com que seja mais complexa a identificação do RESI que realmente possui em sua

configuração os termos significativos e não significativos corretos. Mesmo com o aumento da complexidade, verifica-se que a metodologia PBCA é capaz de reconhecer a configuração correta dos termos.

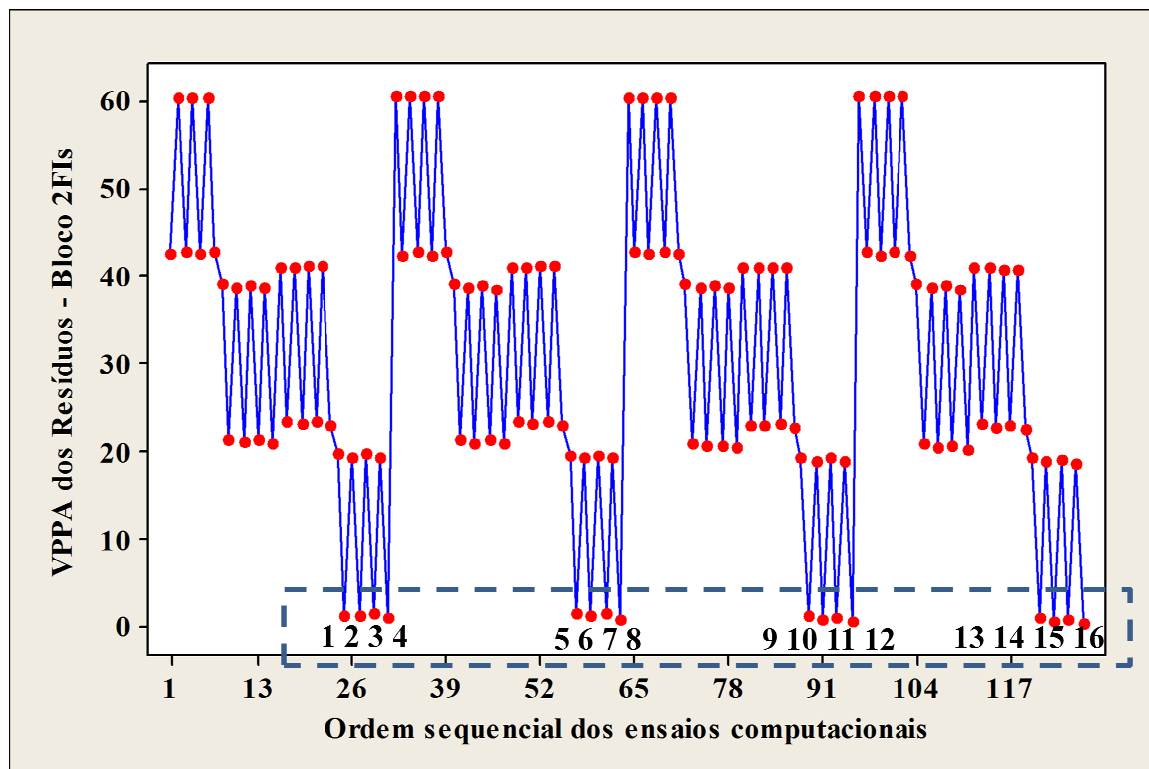


Figura 35 – VPPA dos resíduos versus Ordem sequencial (Blocos de interações)

Os RESIs que possuem valores muito próximos no gráfico da Figura 35 são: 1 – RESI88, 2 – RESI90, 3 – RESI92, 4 – RESI94, 5 – RESI120, 6 – RESI122, 7 – RESI124, 8 – RESI126, 9 – RESI152, 10 – RESI154, 11 – RESI156, 12 – RESI158, 13 – RESI184, 14 – RESI186, 15 – RESI188, 16 – RESI190.

5.4.3 MVPA dos coeficientes de correlação versus Ordem sequencial dos ensaios computacionais

O gráfico da Figura 36 foi construído com os mesmos princípios apresentados no subcapítulo 5.3.3. A diferença é que o gráfico atual é baseado nos blocos de interações.

Analisando a Figura 36, observa-se que o ponto que se destacou do restante, representa o RESI que possui em sua configuração os blocos significativos e não significativos corretos, RESI88. Nota-se que quando não existem mais termos significativos a

se localizar e quando acerta-se o modelo, o valor da correlação tende a zero e ainda, graficamente, se destaca do restante.

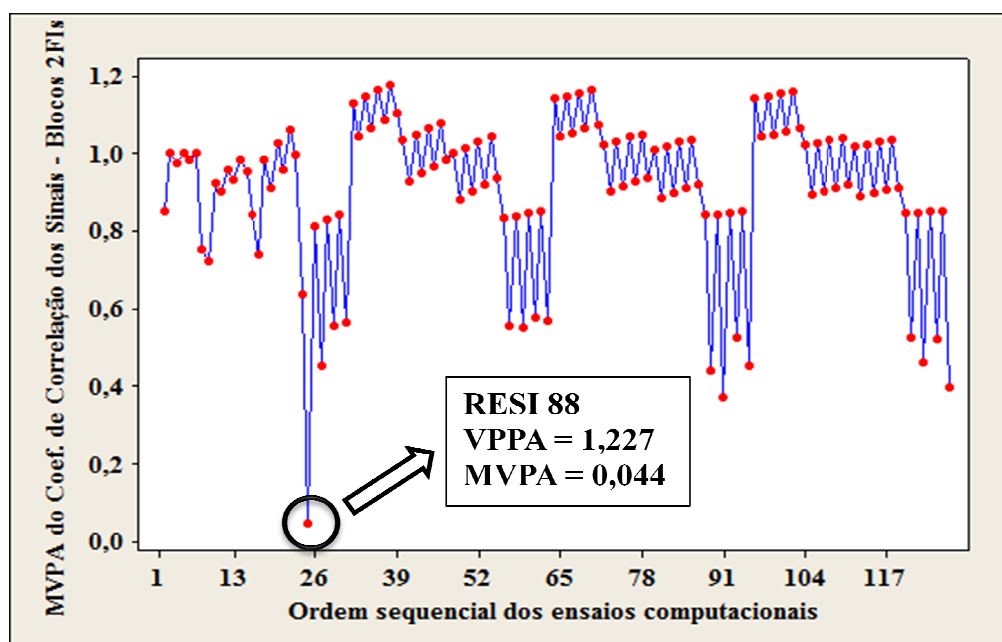


Figura 36 – MVPA dos coeficientes de correlação versus Ordem sequencial (Blocos de interações)

Construindo-se um histograma com os dados da Figura 36 obtém-se a Figura 37.

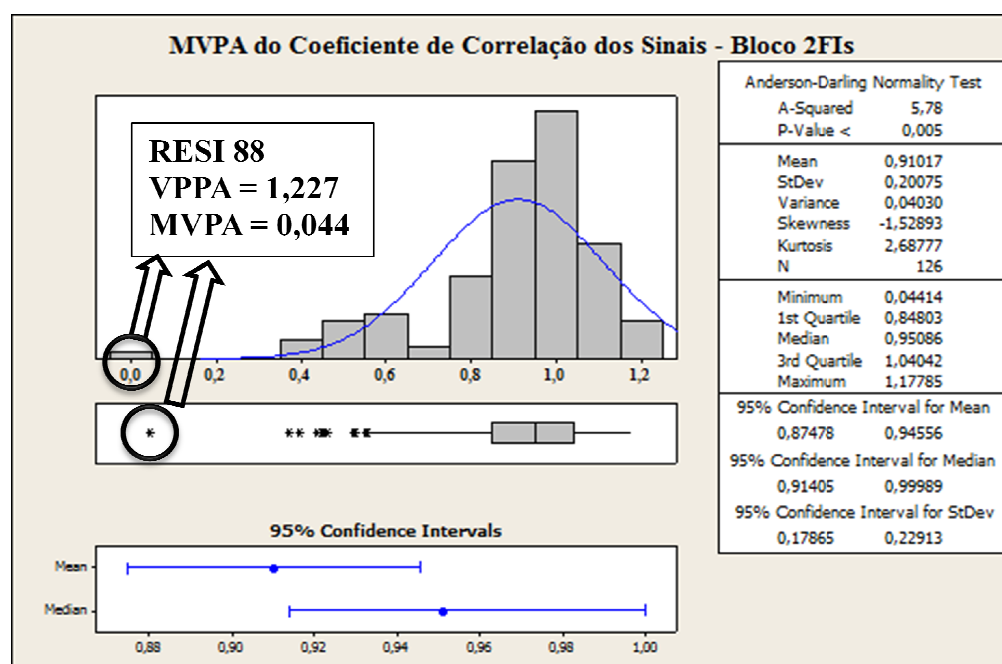


Figura 37 – Histograma do indicador MVPA dos coeficientes de correlação (Blocos de interações)

Analisando o gráfico da Figura 37, o qual foi construído com os mesmos dados que foram utilizados para se construir o gráfico da Figura 36, identifica-se que o RESI que se destaca como um ponto fora do padrão possui os termos significativos e não significativos corretos, ou seja, o RESI88. Portanto, independentemente do gráfico que se utiliza quando se acerta o modelo, o ponto que representa o RESI com os termos significativos e não significativos corretos, e que pertence ao indicador MVPA dos coeficientes de correlação dos sinais, tende a se destacar perante aos outros pontos. Isso pode ser verificado comparando o gráfico da Figura 36 e com o gráfico da Figura 37.

5.5 Considerações finais do capítulo

Este capítulo abordou uma discussão sobre a metodologia PBCA. O seu principal objetivo foi explorar graficamente as características intrínsecas que fazem o PBCA se destacar. Além disso, foi discutido a eficácia da metodologia e os cuidados que se deve ter ao remover do processo de análise os fatores classificados como não significativos.

O capítulo 6 apresenta uma conclusão sobre o trabalho de dissertação aqui apresentado, e em consonância com as solicitações de Magallanes e Olivieri (2010). Por fim, o mesmo aborda as sugestões para trabalhos futuros.

6 CONCLUSÃO

O presente trabalho visou o desenvolvimento de uma metodologia que procurasse validar a aplicação do arranjo Plackett-Burman como experimento de seleção, utilizando análise de resíduos e o coeficiente de correlação de Pearson conjuntamente. Através desse desenvolvimento, foi possível provar que a nova abordagem, a metodologia PBCA, que é baseada em análise de resíduos e análise do coeficiente de correlação, fornece uma clara estimativa dos efeitos principais e dos blocos de interações de um arranjo ortogonal, e uma boa chance de localizar as interações de segunda ordem de um arranjo não ortogonal. Outro ponto importante é que a estimativa dos fatores não é afetada pelas interações de segunda ordem, e que o arranjo é classificado como resolução IV. Na metodologia PBCA, podem-se analisar múltiplos parâmetros ao mesmo tempo, e isso requer um modesto número de cenários, duas vezes a quantidade de ensaios do arranjo selecionado, quando comparado com o Fatorial Completo. Não existe a necessidade de o experimentador restringir a análise e supor que alguns parâmetros tem mais influência que outros. Outro ponto a ser destacado é que a metodologia PBCA prova que o padrão dos resíduos está associado a ausência de termos na equação que descreve o processo. Essa ausência interfere diretamente na magnitude dos resíduos (amplitude), e na distribuição dos resíduos. Esse trabalho mostra que essa associação entre a ausência de termos e o padrão dos resíduos também ocorre no delineamento Fatorial Completo e no delineamento Fatorial Fracionado. Essa associação entre a ausência de termos na equação e o padrão dos resíduos é o que o PBCA traz de novo como contribuição. Por fim, pode-se afirmar que a metodologia PBCA surge como uma resposta à solicitação dos pesquisadores Magallanes e Olivieri (2010).

6.1 Sugestões para trabalhos futuros

Durante o desenvolvimento da metodologia foram percebidas diversas possibilidades em se realizar trabalhos futuros que apliquem outros métodos já conhecidos e que também comparem com a metodologia PBCA. A seguir são apresentadas algumas considerações:

Como sugestão para trabalhos futuros, recomenda-se considerar a aplicação dos descritores de Hjorth nos sinais gerados pelos resíduos com objetivo de se conhecer o comportamento das características dos mesmos de uma forma dinâmica. Conforme elucidado por Coyle *et al.* (2006), Hjorth apresenta uma metodologia que envolve o uso de informação do domínio do tempo a partir do sinal para ser aplicado na análise de sinais EEG (sinais

obtidos a partir do cérebro). O método de Hjorth produz três características denominadas de Atividade, Mobilidade e Complexidade que poderiam caracterizar séries temporais de uma forma geral. São elas:

- ✓ Atividade que se traduz como a potência média no domínio do tempo, isto é, a variância.
- ✓ Mobilidade que é obtido através do cálculo da variância da curva (do Inglês, *Variance of the slope*).
- ✓ Complexidade que é a mobilidade de $dx(t)/dt$ dividido pela mobilidade de $x(t)$.

Outra possibilidade seria a aplicação do método de análise de *Wavelet* e compará-lo aos resultados apresentados pela metodologia PBCA. Como exemplo a ser citado, os pesquisadores Yang *et al.* (2006, 2010) realizam uma comparação entre o método de análise de *Wavelet* e o método de análise do coeficiente de correlação do sinal. Em outro trabalho, publicado pelos pesquisadores Yang e Ume (2010), eles apresentam uma comparação entre os métodos de análise do coeficiente de correlação, análise modal de elementos finitos e análise de *Wavelet*.

6.2 Considerações finais do trabalho

O delineamento Plackett-Burman não é um arranjo para identificar interações, porém, a presente dissertação conseguiu propor um método que auxilia o Plackett-Burman a localizar as interações.

O objetivo principal proposto para o trabalho foi o de propor um algoritmo que identifique a partir de análise de sinais, os efeitos principais e / ou interações em um processo. Além disso, essa contribuição se aplica também ao arranjo Fatorial Completo e ao arranjo Fatorial Fracionado.

O trabalho demonstra também que o delineamento Plackett-Burman pode levar o experimentador a cometer o erro tipo II quando utiliza o arranjo que é classificado como Resolução III. Isso ocorre porque nos delineamentos classificados como Resolução III os efeitos das interações de segunda ordem estão confundidos com os efeitos dos fatores principais. E quando isso ocorre, os valores da amplitude dos resíduos aumentam de acordo com os valores dos efeitos das interações que ficaram ausentes do processo de modelagem da equação.

Em geral, pode-se afirmar que esta dissertação identificou os fatores e as interações tratando os resíduos como sinais e que descobriu padrões nesses sinais que indicam a ausência de termos e / ou interações. Logo, o padrão dos resíduos está associado à ausência de termos e / ou interações na equação, e essa ausência interfere diretamente na amplitude dos resíduos, na normalidade dos resíduos e na distribuição dos resíduos.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AHMED, A.; ABDO, A.; SALIM, N. ***Ligand-based Virtual screening using Fuzzy Correlation Coefficient***. International Journal of Computer Applications, Vol. 19, N 9, 2011, 0975 – 8887.
- BERES, D. L.; HAWKINS, D. M. ***Plackett–Burman techniques for sensitivity analysis of many-parametered models***. International Journal on Ecological Modelling and Systems Ecology, Vol. 141, Issues 1-3, 2001, 171-183.
- BOX, G. E. P.; HUNTER, W. G.; HUNTER, J. S. ***Statistics for Experimenters: an Introduction to Design, Data Analysis, and Model Building***. Wiley, New York, 1978, p. 653.
- BOX, G. E. P.; WILSON, K. B. ***On the Experimental Attainment of Optimum Conditions***. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), Vol. 13, N 1, 1951, 1-45.
- CARIBONIA, J.; GATELLI, D.; LISKAA, R.; SALTELLI, A. ***The role of sensitivity analysis in ecological modelling***. International Journal on Ecological Modelling and Systems Ecology, Vol. 203, Issues 1-2, 24, 2007, 167-182.
- CHATTERJEE, S.; BERTRAM, P. ***Regression analysis by example***. New York: John Wiley & Sons, Inc. 1991.
- CHAPIN III, F. S.; RUPP, T. S.; STARFIELD, A. M.; DEWILDE, L.; ZAVALETA, E. S.; FRESCO, N.; et al. ***Planning for resilience: modeling change in human–fire interactions in the Alaskan boreal forest***. Frontiers in Ecology and the Environment, Vol. 1, N 5, 2003, 255-261.
- CHIPMAN, H. ***Bayesian Variable Selection with Related Predictors***. Canadian Journal of Statistics, Vol. 24, Issue 1, 1996, 17–36.
- CHIPMAN, H.; HAMADA, M.; WU, C. F. J. ***A Bayesian Variable Selection Approach for Analyzing Designed Experiments with Complex Aliasing***. Technometrics, Vol. 39, N 4, 1997, 372-381.
- CHUNG, C. A. ***Simulation modeling handbook: a practical approach***. CRC Press, Florida, 2004, 574p.
- CONFALONIERI, R.; BELLOCCHI, G.; BREGAGLIO, S.; DONATELLI, M.; ACUTIS, M. ***Comparison of sensitivity analysis techniques: A case study with the rice model WARM***. International Journal on Ecological Modelling and Systems Ecology, Vol. 221, Issue 16, 2010, 1897-1906.
- COYLE, D.; MCGINNITY, T. M.; PRASAD, G. ***Creating a Nonparametric Brain-Computer Interface with Neural***. Engineering in Medicine and Biology Society. EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE, 2006, 2183 – 2186.
- DIAMOND, N. T. ***Some Properties of a Foldover Design***. Australian & New Zealand Journal of Statistics, Vol. 37, Issue 3, 1995, 345–352.

DEJAEGER, B.; CAPRON, X.; HEYDEN, Y. V. ***Fixing Effects and Adding Rows (FEAR) method to estimate factor effects in supersaturated design constructed from Plackett-Burman designs.*** Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol. 85, Issue 2, 2007, 220-231.

DOWD, M. ***A Bio-Physical Coastal Ecosystem Model for Assessing Environmental Effects of Marine Bivalve Aquaculture.*** International Journal on Ecological Modelling and Systems Ecology, Vol. 183, Issues 2-3, 2005, 323-346.

FAULKNER, B. R.; LYON, W. G.; KHAN, F. A.; CHATTOPADHYAY, S. ***Modeling leaching of viruses by the Monte Carlo method.*** Water Research, Vol. 37, Issue 19, 2003, 4719-4729.

HAMADA, M.; WU, C. F. J. ***Analysis of Designed Experiments with Complex Aliasing.*** Journal of Quality Technology, Vol. 24, N 3, 1992, 130-137.

HINKELMANN, K.; KEMPTHORNE, O. ***Design and Analysis of Experiments: Advanced Experimental Design.*** Vol. 2, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2005.

HUSSEIN, H. S. ***Optimization of Plant-Bacteria Complex for Phytoremediation of Contaminated Soils.*** International Journal of Botany, Vol. 4, Issue 4, 2008, 437-443.

GEVREY, M.; DIMOPOULOS, I.; LEK, S. ***Two-way interaction of input variables in the sensitivity analysis of neural network models.*** International Journal on Ecological Modelling and Systems Ecology, Vol. 195, Issues 1-2, 2006, 43-50.

LENTH, R.V. ***Quick and Easy Analysis of Unreplicated Factorials.*** Technometrics, 31, 1989, 469-473.

LI, J.; FINE, J. P. ***Assessing the dependence of sensitivity and specificity on prevalence in meta-analysis.*** Biostatistics, Vol. 12, Issue 4, 2011, 710-722.

LIN, C. D.; MILLER, A.; SITTER, R. R. ***Folded over non-orthogonal designs.*** Journal of Statistical Planning and Inference, Vol. 138, Issue 10, 2008, 3107-3124.

LI, W.; LIN, D. K. J. ***Optimal Foldover Plans for Two-Level Fractional Factorial Designs.*** Technometrics, Vol. 45, N 2, 2003, 142-149.

LI, H.; MEE, R. W. ***Better Foldover Plans for Resolution III 2^{k-p} Designs.*** Technometrics, Vol. 44, N 3, 2002, 278-283.

MAGALLANES, J. F.; OLIVIERI, A. C. ***The effect of factor interactions in Plackett-Burman experimental designs Comparison of Bayesian-Gibbs analysis and genetic algorithms.*** Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Vol. 102, Issue 1, 2010, 8-14.

MCRAE, G. J.; TILDEN, J. W.; SEINFELD, J. H. ***Global sensitivity analysis-a computational implementation of the Fourier amplitude sensitivity test (FAST).*** Computers & Chemical Engineering, Vol. 6, Issue 1, 1982, 15-25.

MILLER, A.; SITTER R. R. Using *the Folded-Over 12-Run Plackett-Burman Design to Consider Interactions*. Technometrics, Vol. 43, N 1, 2001, 44-55.

MILLER, A.; SITTER, R. R. *Using Folded-Over Nonorthogonal Designs*. Technometrics, Vol. 47, N 4, 2005, 502-513.

MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; ANDERSON-COOK, C. M. *Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments*. Third Edition. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2009.

MONTGOMERY, D. C. *Design and Analysis of Experiments*. 7th Edition. John Wiley & Sons, Inc, 2009.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. *Applied Statistics and Probability for Engineers*. 3rd Edition. John Wiley & Sons, New York, 2003.

NEWHAM, L. T. H. *Catchment scale modelling of water quality and quantity*. Phd dissertation, The Australian National University, 2002.

PERIAGO, M. J.; RINCÓN, F.; JACOB, K.; GARCÍA-ALONSO, J.; ROS, G. *Detection of Key Factors in the Extraction and Quantification of Lycopene from Tomato and Tomato Products*. Journal of Agricultural and Food Chemistry, Vol. 55, Issue 22, 2007, 8825-9324.

PLACKETT, R. L.; BURMAN, J. P. *The design of optimum multifactorial experiments*. Biometrika, Vol. 33, Issue 4, 1946, 305-325.

ROMERO, J.; LÓPEZ, P.; RUBIO, C.; BATLLE, R.; NERÍN, C. *Strategies for single-drop microextraction optimisation and validation: Application to the detection of potential antimicrobial agents*. Journal of Chromatography A, Vol. 1166, Issues 1-2, 2007, 24-29.

SALTELLI, A.; CHAN, K.; SCOTT, M. *Sensitivity Analysis. Probability and Statistics Series*. John Wiley & Sons, New York, NY, USA, 2000, 475.

SCHEURER, D. L. *A Spatially-Explicit Framework for Investigating Patchiness Effects in Aquatic Ecosystems*. PhD dissertation, The Faculty of the Graduate School of the University of Maryland, College Park, 2006.

SHEN, H.; WAN, H. *Controlled sequential factorial design for simulation factor screening*. European Journal of Operational Research, Vol. 198, Issue 2, 2009, 511-519.

SMITH, S. W. *Digital Signal Processing: A Practical Guide for Engineers and Scientists*. Newnes (Elsevier Science), 2003, 11-34.

WEISBERG, S. *Applied Linear Regression*. 3rd Edition. Wiley Series in Probability and Statistics, 2005.

WU, W.; HALL, C. A. S.; SCATENA, F. N. *Modelling the impact of recent land-cover changes on the stream flows in northeastern Puerto Rico*. Hydrological Processes, Vol. 21, Issue 21, 2007, 2944-2956.

XU, C.; GERTNER G. ***Extending a global sensitivity analysis technique to models with correlated parameters***. Computational Statistics & Data Analysis, Vol. 51, Issue 12, 2007, 5579-5590.

XU, C.; GERTNER, G. Z. A ***general first-order global sensitivity analysis method***. Reliability Engineering & System Safety, Vol. 93, Issue 7, 2008a, 1060-1071.

XU, C.; GERTNER, G. Z. ***Uncertainty and sensitivity analysis for models with correlated parameters***. Reliability Engineering & System Safety, Vol. 93, Issue 10, 2008b, 1563-1573.

XU, C.; GERTNER, G. ***Understanding and comparisons of different sampling approaches for the Fourier Amplitudes Sensitivity Test (FAST)***. Computational Statistics & Data Analysis, Vol. 55, Issue 1, 2011, 184-198.

YANG, J.; ZHANG, L.; UME, I. C. ***Defect Detection of Flip Chip Solder Bump with Wavelet Analysis of Laser Ultrasound Signals***. Electronic Components and Technology Conference. Proceedings 56th, 2006, 614-620.

YANG, J.; UME, I. C.; ZHANG, L. ***Defect Detection of Flip Chip Solder Bumps With Wavelet Analysis of Laser Ultrasound Signals***. IEEE Transactions on Advanced Packaging, Vol. 33 Issue: 1, 2010, 19-29.

YANG, J.; UME, I. C. ***Laser Ultrasonic Technique for Evaluating Solder Bump Defects in Flip Chip Packages Using Modal and Signal Analysis Methods***. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, And Frequency Control, Vol. 57, N 4, 2010, 920-932.

YE, K. Q.; LI, W. ***Some Properties of Blocked and Unblocked Foldovers of 2^{k-p} Designs***. Statistica Sinica, Vol. 13, N 2, 2003, 403-408.

ZHANG, L.; UME, I. C.; GAMALSKI, J.; GALUSCHKI, K. P. ***Detection of flip chip solder joint cracks using correlation coefficient and auto-comparison analyses of laser ultrasound signals***. IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies, Vol. 29, Issue 1, 2006, 13-19.

8 APÊNDICES

Apêndice A – Matriz das possíveis séries de resíduos para seis fatores

Tabela 19 – Primeira parte da matriz das possíveis séries de resíduos

RESI	Fatores					
	A	B	C	D	E	F
1	1	0	0	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0
3	1	1	0	0	0	0
4	0	0	1	0	0	0
5	1	0	1	0	0	0
6	0	1	1	0	0	0
7	1	1	1	0	0	0
8	0	0	0	1	0	0
9	1	0	0	1	0	0
10	0	1	0	1	0	0
11	1	1	0	1	0	0
12	0	0	1	1	0	0
13	1	0	1	1	0	0
14	0	1	1	1	0	0
15	1	1	1	1	0	0
16	0	0	0	0	1	0
17	1	0	0	0	1	0
18	0	1	0	0	1	0
19	1	1	0	0	1	0
20	0	0	1	0	1	0
21	1	0	1	0	1	0
22	0	1	1	0	1	0
23	1	1	1	0	1	0
24	0	0	0	1	1	0
25	1	0	0	1	1	0
26	0	1	0	1	1	0
27	1	1	0	1	1	0
28	0	0	1	1	1	0
29	1	0	1	1	1	0
30	0	1	1	1	1	0
31	1	1	1	1	1	0
32	0	0	0	0	0	1
33	1	0	0	0	0	1
34	0	1	0	0	0	1
35	1	1	0	0	0	1

Tabela 20 – Segunda parte da matriz das possíveis séries de resíduos

RESI	Fatores					
	A	B	C	D	E	F
36	0	0	1	0	0	1
37	1	0	1	0	0	1
38	0	1	1	0	0	1
39	1	1	1	0	0	1
40	0	0	0	1	0	1
41	1	0	0	1	0	1
42	0	1	0	1	0	1
43	1	1	0	1	0	1
44	0	0	1	1	0	1
45	1	0	1	1	0	1
46	0	1	1	1	0	1
47	1	1	1	1	0	1
48	0	0	0	0	1	1
49	1	0	0	0	1	1
50	0	1	0	0	1	1
51	1	1	0	0	1	1
52	0	0	1	0	1	1
53	1	0	1	0	1	1
54	0	1	1	0	1	1
55	1	1	1	0	1	1
56	0	0	0	1	1	1
57	1	0	0	1	1	1
58	0	1	0	1	1	1
59	1	1	0	1	1	1
60	0	0	1	1	1	1
61	1	0	1	1	1	1
62	0	1	1	1	1	1
63	1	1	1	1	1	1

Apêndice B – Matriz das possíveis séries de resíduos para sete blocos de interações de segunda ordem

Tabela 21 – Primeira parte da matriz das possíveis séries de resíduos

RESI	Blocos de Interações de segunda ordem						
	AB		AC		AE		BF
	CE	BE	AD	BC	AF	BD	
	CE	BE	EF	DF	DE	CF	CD
64	1	0	0	0	0	0	0
65	0	1	0	0	0	0	0
66	1	1	0	0	0	0	0
67	0	0	1	0	0	0	0
68	1	0	1	0	0	0	0
69	0	1	1	0	0	0	0
70	1	1	1	0	0	0	0
71	0	0	0	1	0	0	0
72	1	0	0	1	0	0	0
73	0	1	0	1	0	0	0
74	1	1	0	1	0	0	0
75	0	0	1	1	0	0	0
76	1	0	1	1	0	0	0
77	0	1	1	1	0	0	0
78	1	1	1	1	0	0	0
79	0	0	0	0	1	0	0
80	1	0	0	0	1	0	0
81	0	1	0	0	1	0	0
82	1	1	0	0	1	0	0
83	0	0	1	0	1	0	0
84	1	0	1	0	1	0	0
85	0	1	1	0	1	0	0
86	1	1	1	0	1	0	0
87	0	0	0	1	1	0	0
88	1	0	0	1	1	0	0
89	0	1	0	1	1	0	0
90	1	1	0	1	1	0	0
91	0	0	1	1	1	0	0
92	1	0	1	1	1	0	0
93	0	1	1	1	1	0	0
94	1	1	1	1	1	0	0
95	0	0	0	0	0	1	0
96	1	0	0	0	0	1	0

Tabela 22 – Segunda parte da matriz das possíveis séries de resíduos

RESI	Blocos de Interações de segunda ordem						
	AB		AC		AE		BF
	CE	BE	EF	DF	DE	CF	
97	0	1	0	0	0	1	0
98	1	1	0	0	0	1	0
99	0	0	1	0	0	1	0
100	1	0	1	0	0	1	0
101	0	1	1	0	0	1	0
102	1	1	1	0	0	1	0
103	0	0	0	1	0	1	0
104	1	0	0	1	0	1	0
105	0	1	0	1	0	1	0
106	1	1	0	1	0	1	0
107	0	0	1	1	0	1	0
108	1	0	1	1	0	1	0
109	0	1	1	1	0	1	0
110	1	1	1	1	0	1	0
111	0	0	0	0	1	1	0
112	1	0	0	0	1	1	0
113	0	1	0	0	1	1	0
114	1	1	0	0	1	1	0
115	0	0	1	0	1	1	0
116	1	0	1	0	1	1	0
117	0	1	1	0	1	1	0
118	1	1	1	0	1	1	0
119	0	0	0	1	1	1	0
120	1	0	0	1	1	1	0
121	0	1	0	1	1	1	0
122	1	1	0	1	1	1	0
123	0	0	1	1	1	1	0
124	1	0	1	1	1	1	0
125	0	1	1	1	1	1	0
126	1	1	1	1	1	1	0
127	0	0	0	0	0	0	1
128	1	0	0	0	0	0	1
129	0	1	0	0	0	0	1

Tabela 23 – Terceira parte da matriz das possíveis séries de resíduos

RESI	Blocos de Interações de segunda ordem						
	AB		AC		AE		BF
	CE	BE	AD	BC	AF	BD	
			EF	DF	DE	CF	CD
130	1	1	0	0	0	0	1
131	0	0	1	0	0	0	1
132	1	0	1	0	0	0	1
133	0	1	1	0	0	0	1
134	1	1	1	0	0	0	1
135	0	0	0	1	0	0	1
136	1	0	0	1	0	0	1
137	0	1	0	1	0	0	1
138	1	1	0	1	0	0	1
139	0	0	1	1	0	0	1
140	1	0	1	1	0	0	1
141	0	1	1	1	0	0	1
142	1	1	1	1	0	0	1
143	0	0	0	0	1	0	1
144	1	0	0	0	1	0	1
145	0	1	0	0	1	0	1
146	1	1	0	0	1	0	1
147	0	0	1	0	1	0	1
148	1	0	1	0	1	0	1
149	0	1	1	0	1	0	1
150	1	1	1	0	1	0	1
151	0	0	0	1	1	0	1
152	1	0	0	1	1	0	1
153	0	1	0	1	1	0	1
154	1	1	0	1	1	0	1
155	0	0	1	1	1	0	1
156	1	0	1	1	1	0	1
157	0	1	1	1	1	0	1
158	1	1	1	1	1	0	1
159	0	0	0	0	0	1	1
160	1	0	0	0	0	1	1
161	0	1	0	0	0	1	1
162	1	1	0	0	0	1	1

Tabela 24 – Quarta parte da matriz das possíveis séries de resíduos

RESI	Blocos de Interações de segunda ordem						
	AB		AC		AE		BF
	CE	BE	AD	BC	AF	BD	
	CE	BE	EF	DF	DE	CF	CD
163	0	0	1	0	0	1	1
164	1	0	1	0	0	1	1
165	0	1	1	0	0	1	1
166	1	1	1	0	0	1	1
167	0	0	0	1	0	1	1
168	1	0	0	1	0	1	1
169	0	1	0	1	0	1	1
170	1	1	0	1	0	1	1
171	0	0	1	1	0	1	1
172	1	0	1	1	0	1	1
173	0	1	1	1	0	1	1
174	1	1	1	1	0	1	1
175	0	0	0	0	1	1	1
176	1	0	0	0	1	1	1
177	0	1	0	0	1	1	1
178	1	1	0	0	1	1	1
179	0	0	1	0	1	1	1
180	1	0	1	0	1	1	1
181	0	1	1	0	1	1	1
182	1	1	1	0	1	1	1
183	0	0	0	1	1	1	1
184	1	0	0	1	1	1	1
185	0	1	0	1	1	1	1
186	1	1	0	1	1	1	1
187	0	0	1	1	1	1	1
188	1	0	1	1	1	1	1
189	0	1	1	1	1	1	1
190	1	1	1	1	1	1	1