



Universidade do Minho

Escola de Engenharia

Florbela Maria Cruz Domingues Correia

**Doenças Respiratórias Crónicas
- modelo estatístico para o controlo
individual dos doentes -**

Abril de 2010



Universidade do Minho

Escola de Engenharia

Florabela Maria Cruz Domingues Correia

**Doenças Respiratórias Crónicas
- modelo estatístico para o controlo
individual dos doentes -**

Tese de Doutoramento em Engenharia Industrial
Área de Conhecimento Métodos Numéricos e Estatísticos

Trabalho efectuado sob a orientação do
Professor Doutor Pedro Nuno Oliveira

Abril de 2010

Humani nihil a me alienum puto

- nada do que é humano considero estranho a mim

(Terêncio, poeta latino)

A meus Pais e Irmãos

Ao Alexandre e ao Simão, com muito carinho

Agradecimentos

Ao longo de todo o tempo em que desenvolvi este trabalho de investigação, muitos foram aqueles – colegas e amigos – que, com o seu interesse e palavras de incentivo, me apoiaram e estimularam na persecução do objectivo a que me propus.

A todos, sem excepção, aqui deixo público testemunho do meu profundo agradecimento.

Não me sendo possível elencar exaustivamente todas as pessoas, não posso, nem quero, deixar de a algumas fazer particular referência.

Antes de mais, ao Professor Doutor Pedro Nuno Oliveira, meu orientador, penhoradamente agradeço a disponibilidade e incansável solicitude que sempre me dispensou nas incontáveis horas passadas em inúmeras reuniões. O interesse, exigência e rigor com que acompanhou e orientou esta dissertação, aliados ao seu saber e às preciosas sugestões de reflexão e pesquisa, muito contribuíram para a realização e conclusão deste trabalho.

Ao Dr. Rui Nêveda, médico do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo, agradeço a cedência da base de dados que constituiu o suporte desta investigação, bem como o entusiasmo contagiante com que sempre encarou a temática em estudo. Agradeço também o tempo despendido nas reuniões de trabalho que realizámos, e que me proporcionaram o esclarecimento sobre a terminologia e outros elementos de natureza técnico-médica.

Por último, porque os últimos são os primeiros, agradeço com especial carinho à minha família:

- À minha Mãe amiga, pela alegria que sempre me inculuiu e pelo ânimo e apoio que sempre me soube dar nos momentos oportunos;
- Ao meu Pai, pelo empenho e paciência postos na revisão do texto, não obstante a linguagem muitas vezes “árida” desta dissertação para uma pessoa das Ciências Humanas;
- Aos meus Irmãos, pela amizade e carinho constantes e incondicionais;
- Aos meus queridos Filhotes, por existirem e pela compreensão, embora nem sempre fácil, com que aceitaram a minha menor disponibilidade.

Sem todos eles este trabalho não teria sido possível ser realizado... e sem eles este trabalho não se “*justificaria realizar*”!...

Resumo

As Doenças Respiratórias Crónicas constituem hoje um sério problema de saúde pública pelas suas repercussões sócio-profissionais, decorrentes da diminuição da capacidade de trabalho e dos custos associados ao respectivo acompanhamento médico. Atendendo à relevância desta problemática, procurámos aplicar as técnicas de *SPC (Statistical Process Control)*, aos doentes do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo, com patologias associadas à insuficiência respiratória crónica, que foram acompanhados periodicamente, em consulta externa, desde Agosto 1995 a Julho de 2007.

Na prática clínica, tem-se verificado que as variações entre indivíduos poderão ser superiores às variações registadas num mesmo indivíduo [Winkel e Statland (1997), McLaren *et al.* (2000) e Queraltó (2004)], pelo que a abordagem clássica baseada no estudo de grupos poderá ser pouco sensível na avaliação do estado de saúde de cada doente em particular.

Assim, com o objectivo de realizarmos um acompanhamento individualizado dos doentes, construímos cartas de controlo uni e multivariadas, bi e unilaterais, para as variáveis consideradas como indicadores relevantes do estado da doença. Constatámos que muito particularmente as cartas multivariadas unilaterais podem representar uma poderosa ferramenta no controlo dos doentes, quando se pretende detectar alterações da média apenas num sentido.

Por outro lado, propusemos e construimos, para cada paciente, cartas de controlo com limites variáveis. De realçar que o doente é considerado como o seu próprio referencial e que estas cartas permitem o acompanhamento do doente em tempo real, assinalando não só o agravamento mas também o seu estado de melhoria, reajustando, pois, os valores de controlo para a nova situação em que o mesmo se encontra. A carta proposta agrega, numa só, a informação tradicionalmente fornecida pelo conjunto das cartas de controlo para a média e para a dispersão, pois regista a evolução da doença e a variabilidade que esta apresenta ao longo do tempo.

Por fim, recorreremos a uma metodologia recente, os chamados gráficos Biplot, com o intuito de verificar as similitudes e dissemelhanças entre doentes com diferentes patologias, quais as diferenças que surgem em função das variáveis em estudo e como variam as respostas individuais dentro de cada grupo patológico. A interpretação do gráfico HJ-Biplot permitiu reforçar os indicadores assumidos pelos médicos para os grupos patológicos e está de acordo com a prática clínica em uso.

Palavras-chave: Doentes Respiratórios Crónicos; Valores Individuais; Cartas de Controlo; Limites de Controlo Variáveis; *Bootstrap*; Biplot

Abstract

Chronic Respiratory Diseases constitute, today, a public health problem because of their social and professional repercussions that result in a diminished working capacity, associated with increasing treatment and care costs. Due to the relevance of Respiratory Diseases, we have use SPC (Statistical Process Control) techniques in order to control and monitor a set of chronic respiratory patients from an Hospital in Northwest Portugal (Centro Hospitalar do Alto Minho, Viana do Castelo). This set of patients has been periodically follow up, from August 1995 till July 2007.

In clinical practice, it has been observed that the variations between individuals might be larger than the registered variations in an individual [Winkel and Statland (1997), McLaren *et al.* (2000) and Queraltó (2004)]; therefore, the classic approach based on the study of groups might be less sensitive to the evaluation of the health status of each particular patient.

Thus, with the aim of developing an individualized patient follow up we have built control charts, uni and multivariate, one and two sided, for the relevant variables on the study of the disease. We have observed that, in particular, when the aim is to detect changes on the mean solely in one direction, which is the case of the patients under study, that the one sided multivariate charts can be a powerful tool in the control of those patients.

On the other hand, we have proposed and developed, for each patient, control charts with variable limits. It should be noted that each patient is

considered as his own reference and that these charts permit the follow up of the patients on real time, signaling, not only worsening or improving episodes of the patient's health status, but, moreover, adjusting the control values to the new phase of the patient evolution. Therefore, the proposed chart aggregates, in a single chart, the traditional information provided by the control charts for the mean and the dispersion, since it does register the evolution of the disease as well as the exhibited variability throughout the time.

Lastly, we have used a recent methodology, the so called Biplot graphical representation, with the aim of identifying similarities and dissimilarities between patients with several pathologies, which differences emerge as a function of the variables under study, and how these vary within each pathological group. The interpretation of the HJ-Biplot reinforces the indicators used by medical doctors for the pathological groups and is in accordance to the clinical practice.

Key words: Chronic Respiratory Patients, Individual values, Control Charts, Variable Control Limits, *Bootstrap*, Biplot

Índice

Capítulo 1

Introdução: Razões e Objectivos da Investigação, Estrutura da Dissertação e Proposição Conclusiva.....	1
1.1 Razões da Investigação e Objectivos.....	2
1.2 Estrutura da Dissertação.....	3
1.3 Proposição Conclusiva.....	5

Capítulo 2

Doenças Respiratórias Crónicas e caracterização da Base de Dados em estudo.....	9
2.1 Doenças Respiratórias Crónicas.....	10
2.1.1 DPOC (Doença Pulmonar Obstrutiva Crónica).....	14
2.1.2 SAS (Síndrome da Apneia do Sono).....	21
2.1.3 SHO (Síndrome da Hipoventilação por Obesidade).....	24
2.1.4 CIFOESCOLIOSE.....	26
2.1.5 SEQTP (Sequelas de Tuberculose Pulmonar).....	27
2.1.6 DNM (deficiência respiratória provocada por Doenças Neuromusculares).....	29
2.2 Análise Descritiva da Base de Dados.....	30
2.3 Síntese	49

Capítulo 3

Cartas de Controlo de Variáveis.....	53
3.1 Breve apresentação das Cartas de Controlo.....	58
3.1.1 Carta de Shewhart: considerações gerais.....	59
3.1.2 Carta de Shewhart: escolha de Limites de Controlo.....	62
3.1.3 Carta de Shewhart de Variáveis.....	65
3.1.4 Carta EWMA.....	75
3.1.5 Carta MA (modificada).....	79
3.1.6 Carta Q.....	80
3.2 Análise da performance das cartas em estudo.....	83
3.2.1 Valores de ARL (com $n=5$).....	86
3.2.2 Valores de ARL (com $n=1$).....	99
3.3 Síntese.....	108

Capítulo 4

Aplicação das Cartas de Controlo a dados médicos: uma abordagem uni e multi-variada, bi e uni-lateral.....	111
4.1 Construção de Cartas X de Shewhart para dois doentes respiratórios crónicos.....	113
4.2 Cartas Multivariadas T^2	118
4.3 Interpretação das Cartas Multivariadas T^2	122

4.4	Cartas Multivariadas para os Doentes em estudo.....	128
4.5	Cartas Unilaterais.....	131
4.6	Cartas Unilaterais para os Doentes em estudo.....	134
4.7	Cartas Multivariadas Unilaterais.....	138
4.8	Decomposição da estatística T^2 em Componentes Ortogonais....	141
4.9	Síntese.....	145

Capítulo 5

	Cartas de Controlo com Limites Variáveis.....	147
5.1	Cartas de Controlo com Limites Variáveis- metodologia.....	150
5.2	Cartas de Controlo com Limites Variáveis – resultados.....	154
5.3	Técnica de reamostragem de <i>Bootstrap</i>	160
5.3.1	Metodologia <i>Bootstrap</i>	162
5.3.2	Estudo da Normalidade das amostras <i>Bootstrap</i>	165
5.3.3	Construção dos Intervalos de Confiança <i>Bootstrap</i>	177
5.3.4	Análise do efeito “ <i>Janela Temporal</i> ” na Metodologia <i>Bootstrap</i>	180
5.4	Comparação entre Limites Variáveis e Intervalo de Confiança <i>Bootstrap</i>	185
5.5	Trajectórias <i>Bootstrap</i> dos Limites Variáveis.....	188
5.6	Síntese.....	192

Capítulo 6

Métodos Biplot e sua aplicação aos dados em estudo.....	195
6.1 Fundamentação teórica dos Biplot e interpretação do gráfico HJ-Biplot.....	197
6.2 Análise da Base de Dados.....	206
6.3 Síntese.....	212

Capítulo 7

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros.....	213
--	-----

Anexos

Anexo A Cartas de Shewhart e Cartas de Controlo com Limites Variáveis para os Doentes da Base de Estudo com mais de 15 registos Hospitalares.....	223
--	-----

Bibliografia	241
---------------------------	-----

Índice de Figuras

Capítulo 2

Figura 2.1	Exemplos de espirômetros disponíveis no mercado.....	11
Figura 2.2	Percentagem de doentes por grupo.....	33
Figura 2.3	Número de Homens e Mulheres, dentro de cada grupo de doentes.....	33
Figura 2.4	Distribuição percentual das patologias, em função do sexo.....	33
Figura 2.5	Caixa-de-bigodes para a variável Idade (em anos), para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos.....	36
Figura 2.6	Caixa-de-bigodes para a variável Idade (em anos), para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos.....	37
Figura 2.7	Caixa-de-bigodes para a variável PaO ₂ (em mm Hg), para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos.....	38
Figura 2.8	Caixa-de-bigodes para a variável PaO ₂ (em mm Hg), para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos.....	39
Figura 2.9	Caixa-de-bigodes para a variável PaCO ₂ (em mm Hg), para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos.....	41
Figura 2.10	Caixa-de-bigodes para a variável PaCO ₂ (em mm Hg), para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos.....	41

Figura 2.11	Caixa-de-bigodes para a variável CVF%, para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos.....	43
Figura 2.12	Caixa-de-bigodes para a variável CVF%, para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos.....	43
Figura 2.13	Caixa-de-bigodes para a variável VEMS%, para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos.....	44
Figura 2.14	Caixa-de-bigodes para a variável VEMS%, para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos.....	45
Figura 2.15	Caixa-de-bigodes para a variável IMC (kg/m^2), para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos.....	46
Figura 2.16	Caixa-de-bigodes para a variável IMC (kg/m^2), para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos.....	47

Capítulo 3

Figura 3.1	Cartas de Shewhart para a variável PaO_2 , do doente D13.....	55
	a) Limites de controlo calculados com base nos dados do doente	
	b) Limites de controlo calculados com base nos dados do grupo	
Figura 3.2	Cartas de Shewhart para a variável PaO_2 , do doente D3... a) Limites de controlo calculados com base nos dados do doente b) Limites de controlo calculados com base nos dados do grupo	56
Figura 3.3	Carta de controlo tradicional.....	59
Figura 3.4	Divisão da carta de controlo em diferentes zonas.....	61

Figura 3.5	Esquema das experiências realizadas para determinação de ARL, usando dados amostrais no caso <i>KK</i>	87
Figura 3.6	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ . Caso <i>KK</i> , considerando $n=5$ e $w=0$	89
Figura 3.7	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ . Caso <i>KK</i> , considerando $n=5$ e $w=10$	90
Figura 3.8	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ . Caso <i>KK</i> , considerando $n=5$ e $w=100$	90
Figura 3.9	Esquema das experiências realizadas para determinação de ARL, usando dados amostrais no caso <i>UU</i>	92
Figura 3.10	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso <i>UU</i> , considerando $n=5$ e $m=10$ a) $w=0$ b) $w=10$ c) $w=100$	97
Figura 3.11	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso <i>UU</i> , considerando $n=5$ e $m=100$ a) $w=0$ b) $w=10$ c) $w=100$	98
Figura 3.12	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, apresentado pela carta Q, em função da constante $m+w$	99
Figura 3.13	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso <i>KK</i> , com $n=1$ e $w=0$	102
Figura 3.14	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso <i>KK</i> , com $n=1$ e $w=10$	102
Figura 3.15	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso <i>KK</i> , com $n=1$ e $w=100$	102
Figura 3.16	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso <i>UU</i> , com $n=1$ e $m=10$ a) $w=0$ b) $w=10$ c) $w=100$	105

Figura 3.17	Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso UU , com $n=1$ e $m=100$	107
	a) $w=0$	
	b) $w=10$	
	c) $w=100$	

Capítulo 4

Figura 4.1	Cartas de Shewhart para o doente A.....	115
	a) Variável PaO_2	
	b) Variável PaCO_2	
	c) Variável IMC	
Figura 4.2	Cartas de Shewhart para o doente B.....	116
	a) Variável PaO_2	
	b) Variável PaCO_2	
	c) Variável IMC	
Figura 4.3	Carta T^2 para o doente A, com as variáveis PaO_2 e PaCO_2	128
Figura 4.4	Carta T^2 para o doente A, com as variáveis PaO_2 , PaCO_2 e IMC.....	129
Figura 4.5	Carta T^2 para o doente B, com as variáveis PaO_2 e PaCO_2	130
Figura 4.6	Carta T^2 para o doente B, com as variáveis PaO_2 , PaCO_2 e IMC.....	130
Figura 4.7	Cartas de controlo unilateral para o doente A.....	135
	a) Variável PaO_2	
	b) Variável PaCO_2	
	c) Variável IMC	
Figura 4.8	Cartas de controlo unilateral para o doente B.....	136
	a) Variável PaO_2	
	b) Variável PaCO_2	
	c) Variável IMC	
Figura 4.9	Carta multivariada T^2 unilateral para o doente A, com as variáveis PaO_2 e PaCO_2	139
Figura 4.10	Carta multivariada T^2 unilateral para o doente A, com as variáveis PaO_2 , PaCO_2 e IMC.....	139

Figura 4.11	Carta multivariada T^2 unilateral para o doente B, com as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$	140
Figura 4.12	Carta multivariada T^2 unilateral para o doente B, com as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$ e IMC.....	141
Capítulo 5		
Figura 5.1	Variável $PaCO_2$ para o doente B.....	152
Figura 5.2	Carta de controlo com limites variáveis para a variável $PaCO_2$ (doente B).....	153
Figura 5.3	Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2 (doente B).....	155
Figura 5.4	Carta de controlo com limites variáveis para a variável $PaCO_2$ (doente B).....	155
Figura 5.5	Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2 (doente A).....	156
Figura 5.6	Carta de controlo com limites variáveis para a variável $PaCO_2$ (doente A).....	157
Figura 5.7	Variável $PaCO_2$ para doente A.....	158
Figura 5.8	Carta de controlo com limites variáveis para a variável $PaCO_2$ (doente D15).....	159
Figura 5.9	Estudo da normalidade das amostras <i>Bootstrap</i> construídas para o doente A, para cada instante $t > 10$	165
Figura 5.10	Estudo da normalidade das amostras <i>Bootstrap</i> construídas para o doente B, para cada instante $t > 10$	171
Figura 5.11	Comparação, para a variável PaO_2 do doente A, dos intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> construídos pelas diferentes metodologias.....	178
	a) Intervalo de confiança (valor crítico t)	
	b) Intervalo deconfiança (percentil)	

Figura 5.12	Comparação, para a variável PaCO ₂ do doente A, dos intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> construídos pelas diferentes metodologias.....	179
	a) Intervalo de confiança (valor crítico <i>t</i>)	
	b) Intervalo deconfiança (percentil)	
Figura 5.13	Comparação, para a variável PaO ₂ do doente B, dos intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> construídos pelas diferentes metodologias.....	179
	a) Intervalo de confiança (valor crítico <i>t</i>)	
	b) Intervalo deconfiança (percentil)	
Figura 5.14	Comparação, para a variável PaCO ₂ do doente B, dos intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> construídos pelas diferentes metodologias.....	180
	a) Intervalo de confiança (valor crítico <i>t</i>)	
	b) Intervalo deconfiança (percentil)	
Figura 5.15	Cartas de controlo com intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> , para a variável PaO ₂ do doente A, em função da “ <i>janela temporal</i> ” utilizada no cálculo dos limites variáveis.....	181
	a) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 5 observações (“ <i>janela temporal</i> ” <i>j</i> =5)	
	b) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 10 observações (“ <i>janela temporal</i> ” <i>j</i> =10)	
	c) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 15 observações (“ <i>janela temporal</i> ” <i>j</i> =15)	
	d) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 20 observações (“ <i>janela temporal</i> ” <i>j</i> =20)	
Figura 5.16	Cartas de controlo com intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> , para a variável PaCO ₂ do doente A, em função da “ <i>janela temporal</i> ” utilizada no cálculo dos limites variáveis.....	182
	a) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 5 observações (“ <i>janela temporal</i> ” <i>j</i> =5)	
	b) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 10 observações (“ <i>janela temporal</i> ” <i>j</i> =10)	
	c) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 15 observações (“ <i>janela temporal</i> ” <i>j</i> =15)	
	d) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 20 observações (“ <i>janela temporal</i> ” <i>j</i> =20)	

Figura 5.17	Cartas de controlo com intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> , para a variável PaO ₂ do doente B, em função da “ <i>janela temporal</i> ” utilizada no cálculo dos limites variáveis.....	183
	<ul style="list-style-type: none"> a) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 5 observações (“<i>janela temporal</i>” $j=5$) b) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 10 observações (“<i>janela temporal</i>” $j=10$) c) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 15 observações (“<i>janela temporal</i>” $j=15$) d) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 20 observações (“<i>janela temporal</i>” $j=20$) 	
Figura 5.18	Cartas de controlo com intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> , para a variável PaCO ₂ do doente B, em função da “ <i>janela temporal</i> ” utilizada no cálculo dos limites variáveis.....	184
	<ul style="list-style-type: none"> a) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 5 observações (“<i>janela temporal</i>” $j=5$) b) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 10 observações (“<i>janela temporal</i>” $j=10$) c) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 15 observações (“<i>janela temporal</i>” $j=15$) d) Intervalos de confiança <i>Bootstrap</i> calculados com base nas últimas 20 observações (“<i>janela temporal</i>” $j=20$) 	
Figura 5.19	Cartas de controlo com limites <i>Bootstrap</i> e limites variáveis, para o doente A.....	186
	<ul style="list-style-type: none"> a) Variável PaO₂ b) Variável PaCO₂ 	
Figura 5.20	Cartas de controlo com limites <i>Bootstrap</i> e limites variáveis, para o doente B.....	187
	<ul style="list-style-type: none"> a) Variável PaO₂ b) Variável PaCO₂ 	
Figura 5.21	Exemplo de dez trajectórias <i>Bootstrap</i> , para o doente A...	189
Figura 5.22	Trajectórias <i>Bootstrap</i> , para o doente A.....	190
	<ul style="list-style-type: none"> a) Variável PaO₂ b) Variável PaO₂ 	
Figura 5.23	Trajectórias <i>Bootstrap</i> , para o doente B.....	191
	<ul style="list-style-type: none"> a) Variável PaO₂ b) Variável PaO₂ 	

Capítulo 6

Figura 6.1	Representação Biplot de uma matriz X do tipo (7×3)	198
Figura 6.2	Gráfico HJ-Biplot para os dados da Tabela 6.1.....	206
Figura 6.3	Gráfico HJ-Biplot, para as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$, IMC, CVF% e VEMS%, considerando os 24 doentes em análise.....	208
Figura 6.4	Representação das observações dos doentes A, B e D1, no gráfico HJ-Biplot.....	211
Figura 6.5	Evolução da patologia, para cada doente, em função das variáveis representadas no gráfico Biplot.....	211

Anexo A

Figura A.1	Cartas de controlo para o doente D1.....	225
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO_2	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2	
	c) Carta de Shewhart para a variável $PaCO_2$	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável $PaCO_2$	
Figura A.2	Cartas de controlo para o doente D2.....	226
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO_2	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2	
	c) Carta de Shewhart para a variável $PaCO_2$	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável $PaCO_2$	
Figura A.3	Cartas de controlo para o doente D3.....	227
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO_2	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2	
	c) Carta de Shewhart para a variável $PaCO_2$	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável $PaCO_2$	

Figura A.4	Cartas de controlo para o doente D4.....	228
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.5	Cartas de controlo para o doente D5.....	229
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.6	Cartas de controlo para o doente D6.....	230
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.7	Cartas de controlo para o doente D7.....	231
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.8	Cartas de controlo para o doente D8.....	232
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.9	Cartas de controlo para o doente D9.....	233
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	

Figura A.10	Cartas de controlo para o doente D10.....	234
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.11	Cartas de controlo para o doente D11.....	235
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.12	Cartas de controlo para o doente D12.....	236
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.13	Cartas de controlo para o doente D13.....	237
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.14	Cartas de controlo para o doente D14.....	238
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	
Figura A.15	Cartas de controlo para o doente D15.....	239
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO ₂	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO ₂	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO ₂	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO ₂	

Figura A.16	Cartas de controlo para o doente D16.....	240
	a) Carta de Shewhart para a variável PaO_2	
	b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2	
	c) Carta de Shewhart para a variável PaCO_2	
	d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO_2	

Índice de Tabelas

Capítulo 2

Tabela 2.1	Classificação da DPOC por gravidade (Circular Normativa DGS, 2005).....	17
Tabela 2.2	Interpretação do IMC.....	25
Tabela 2.3	Número de doentes em análise, distribuídos por patologias e sexo.....	32
Tabela 2.4	Valores para a variável Idade (em anos).....	35
Tabela 2.5	Valores para a variável PaO ₂ (mm Hg).....	38
Tabela 2.6	Valores para a variável PaCO ₂ (mm Hg).....	40
Tabela 2.7	Valores para a variável CVF%.....	42
Tabela 2.8	Valores para a variável VEMS%.....	44
Tabela 2.9	Valores para a variável IMC (kg/m ²).....	46
Tabela 2.10	Valores apresentados pelos doentes na primeira consulta, discriminados por sexo.....	48

Capítulo 3

Tabela 3.1	Cartas Shewhart de variáveis.....	67
Tabela 3.2	Limites de controlo das cartas de <i>Shewhart</i> , no caso <i>KK</i>	70
Tabela 3.3	Limites de controlo das cartas de <i>Shewhart</i> , no caso <i>UU</i>	73

Tabela 3.4	Valor da estatística Q	82
Tabela 3.5	Valores das constantes utilizadas no cálculo dos limites de controlo.....	86
Tabela 3.6	Valores de ARL e SRL para o controlo da média do processo, para o caso KK usando dados amostrais ($n=5$).....	88
Tabela 3.7	Comparação das cartas Shewhart e EWMA com as cartas MA.....	91
Tabela 3.8	Valores de ARL e SRL para o controlo da média do processo no caso UU , usando dados amostrais; (parâmetros estimados usando $m=10$ amostras).....	94
Tabela 3.9	Valores de ARL e SRL para o controlo da média do processo no caso UU , usando dados amostrais; (parâmetros estimados usando $m=100$ amostras).....	95
Tabela 3.10	Valores de ARL e SRL para o controlo da média do processo, usando observações individuais, no caso KK ...	101
Tabela 3.11	Valores de ARL e SRL para o controlo da média do processo, usando observações individuais, no caso UU (parâmetros estimados usando $m=10$ observações).....	104
Tabela 3.12	Valores de ARL e SRL para o controlo da média do processo, usando observações individuais, no caso UU (parâmetros estimados usando $m=100$ observações).....	106

Capítulo 4

Tabela 4.1	Coefficientes de correlação para as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$ e IMC.....	117
Tabela 4.2	Decomposição da estatística T^2 da Figura 4.9, em componentes ortogonais.....	142

Tabela 4.3	Decomposição da estatística T^2 da Figura 4.10, em componentes ortogonais.....	143
Tabela 4.4	Decomposição da estatística T^2 da Figura 4.11, em componentes ortogonais.....	144
Tabela 4.5	Decomposição da estatística T^2 da Figura 4.12, em componentes ortogonais.....	145

Capítulo 6

Tabela 6.1	Matriz X	203
Tabela 6.2	Número de doentes em análise, distribuídos por patologias.....	207

Capítulo 1

Introdução: Razões e Objectivos da Investigação, Estrutura da Dissertação e Proposição Conclusiva

Apesar do contributo inquestionável que a Estatística pode dar no campo da medicina, verifica-se, ainda, alguma resistência na sua utilização por parte de alguns profissionais de saúde, principalmente aqueles que mais próximos estão da prática diária e mais distantes se encontram do trabalho dito científico.

É pois imperativo que estes profissionais compreendam que a utilização da Estatística lhes pode permitir tomar consciência da variabilidade dos dados com que lidam, dia-a-dia, no acompanhamento dos doentes, bem como

favorece, também, um melhor entendimento e eventual controlo dessa variabilidade, com o conseqüente suporte para a tomada de decisões.

De facto, embora o acompanhamento dos doentes, de um modo geral, seja feito com base na experiência médica, suportada nos valores de referência para a população, é cada vez mais consensual que o uso de intervalos de referência para cada indivíduo, calculados a partir dos seus valores passados, é uma metodologia mais sensível na detecção de alterações do estado de saúde do próprio doente [Winkel e Statland (1997), McLaren *et al.* (2000) e Queraltó (2004)].

1.1 Razões da Investigação e Objectivos

Assim, pretendemos com este trabalho de investigação dar o nosso contributo para que os médicos e outros profissionais de saúde possam reconhecer, nas diferentes metodologias da Estatística, ferramentas relevantes para a prática clínica e para as tomadas de decisão durante o acompanhamento e tratamento dos doentes.

Com este intuito e dado que as doenças respiratórias crónicas constituem um inquestionável problema de saúde pública, pelas conseqüências ao nível da morbidade e mortalidade, e concomitantemente se encontram (essas doenças) sub-diagnosticadas e insuficientemente controladas e tratadas (Circular Normativa da DGS, 2005), propomo-nos aplicar as técnicas do *SPC* (*Statistical Process Control*), muito particularmente as Cartas de Controlo, no

acompanhamento e monitorização dos doentes respiratórios crónicos que vêm sendo acompanhados, em consulta externa, no Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo.

Esta investigação afigurou-se-nos interessante, actual e pertinente: interessante por permitir aliar a área da saúde a métodos estatísticos tradicionalmente associados à área industrial; a actualidade e pertinência prendem-se com o contributo que um trabalho desta natureza pode dar aos médicos no “combate” a um problema de saúde pública, reconhecido a nível mundial, como é o caso dos doentes respiratórios crónicos.

1.2 Estrutura da Dissertação

Esta dissertação desdobra-se em sete capítulos, sendo este o primeiro, em que, em jeito de introdução, descrevemos a motivação, os objectivos e a metodologia estruturante do trabalho desenvolvido. De igual modo, apresentamos os contributos advenientes desta investigação e que são de interesse, designadamente, para os profissionais de saúde e para os doentes.

Assim:

No Capítulo 2 apresentamos uma sinopse sobre as doenças respiratórias crónicas (objecto de estudo), bem como uma análise descritiva da base de dados com que trabalhámos ao longo da investigação. Fazemos ainda

referência a trabalhos de investigação anteriormente desenvolvidos, quer ao nível da medicina e das doenças respiratórias, quer ao nível das diferentes aplicações das Cartas de Controlo.

No Capítulo 3 fazemos uma revisão sobre a teoria das cartas de controlo para variáveis, bem como expomos os resultados da comparação da performance apresentada pelas diferentes cartas, sob as mesmas condições experimentais, com o intuito de identificar qual ou quais as que melhor se adequam aos dados em estudo.

Tendo constatado que as cartas tradicionais de Shewhart são as que melhor se adaptam à tipologia dos dados em análise, mostramos no Capítulo 4 a aplicação destas cartas no controlo das variáveis PaO_2 (Pressão parcial Arterial de Oxigénio), $PaCO_2$ (Pressão parcial Arterial de Dióxido de Carbono) e IMC (Índice de Massa Corporal), para dois dos doentes em análise. Apresentamos, igualmente, o estudo de cartas uni-laterais (uma vez que no caso presente não nos deparamos com o mesmo problema quando se regista um aumento ou uma diminuição significativa das variáveis em estudo) e de cartas multivariadas para os mesmos doentes. Toda esta análise foi, no entanto, realizada retrospectivamente.

E não obstante a utilidade da análise retrospectiva do doente, no sentido de caracterizar e conhecer todo o seu historial, os indicadores do estado de saúde do paciente são, porém, dinâmicos ao longo do tempo. Por este motivo, sob pena de não conseguirmos fazer o acompanhamento adequado da evolução da doença em cada doente, os limites das cartas de controlo devem sofrer uma constante actualização, tendo por referência o passado recente de cada indivíduo.

Por isso, no Capítulo 5, propomos a utilização de uma nova carta de controlo com limites variáveis, em que o doente se constitui como o seu próprio

referencial e em que a evolução, positiva ou negativa, da doença é devidamente assinalada, permitindo assim um melhor conhecimento do estado de saúde do paciente e, conseqüentemente, um adequado ajuste da terapia a ser utilizada em cada instante.

Por fim, no Capítulo 6 recorreremos a uma metodologia recente, como é o caso dos Métodos Biplot, com o intuito de verificar as similitudes e dissemelhanças entre doentes com diferentes patologias, quais as diferenças que surgem em função das variáveis em estudo e como variam as respostas individuais dentro de cada grupo patológico.

As conclusões da investigação apresentamo-las, em resumo, no Capítulo 7, onde deixamos também algumas sugestões quanto à realização de trabalhos futuros, uma vez que estamos convictos de que a união da estatística com a medicina se apresenta, na actualidade, como um campo “inesgotável” de potencialidades e, conseqüentemente, muito profícuo em termos de ciência, mas também da *praxis* clínica.

1.3 Proposição Conclusiva

A principal contribuição dada por este trabalho de investigação entendemos ser a proposta das Cartas de Controlo com Limites Variáveis, para acompanhamento dos doentes respiratórios crónicos. Estas cartas demonstraram adaptar-se muito bem à monitorização do doente, permitindo avaliar, em cada instante, a evolução do seu estado de saúde (tendo como

base de referência o seu passado recente), bem como a sua variabilidade. Pelo que esta carta agrega, numa só, a informação tradicionalmente fornecida pelo conjunto das cartas de controlo para a média e para a dispersão.

Por outro lado, a simplicidade das cartas propostas, que permite uma fácil aplicação e uma interpretação intuitiva, poderá ser uma mais-valia no objectivo pretendido que é o de levar os médicos e outros profissionais da saúde a encarem as metodologias e modelos estatísticos como ferramentas úteis de apoio às tomadas de decisão no tratamento individualizado dos seus doentes.

Entendemos, também, que este trabalho comporta contribuição positiva para:

- Realçar o facto de que as cartas MA (*Moving Average*) podem apresentar-se, dependendo das situações, como boas alternativas às cartas de Shewhart ou às cartas EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*), não obstante serem muito pouco referidas na literatura da especialidade;
- Validar a utilidade da aplicação das técnicas do *SPC* no controlo de doentes respiratórios crónicos, nomeadamente a utilização de cartas de controlo unilaterais multivariadas para uma análise retrospectiva e para o conhecimento global do histórico do doente;

e, finalmente,

- Caracterizar as patologias associadas aos doentes respiratórios crónicos, bem como identificar as diferenças existentes entre elas, recorrendo para isso à recente metodologia de representação gráfica Biplot.

Capítulo 2

Doenças Respiratórias Crônicas e caracterização da Base de Dados em estudo

A evolução da medicina e a crescente melhoria da qualidade de vida no mundo ocidental têm permitido um aumento da esperança de vida da população.

No entanto, as mudanças do estilo de vida em metrópoles populosas geradoras de *stress*, a obesidade associada ao sedentarismo e a erros alimentares, as alergias resultantes da poluição, o aumento do consumo de tabaco fazem, por sua vez, que se verifique, igualmente, um aumento no número de pessoas a sofrer de doenças crônicas.

Exemplo disso é o número de doentes com insuficiência respiratória crónica, que, nos últimos anos, tem vindo a agravar-se (Almeida, 2005).

Acontece, porém, que as doenças respiratórias crónicas são ainda sub-diagnosticadas e insuficientemente tratadas e controladas. Mas é consensual que constituem um problema de saúde pública pelas suas repercussões sócio-profissionais, decorrentes da diminuição da capacidade de trabalho e dos custos associados ao acompanhamento médico dos indivíduos portadores dessas doenças (Circular Normativa da DGS, 2005).

Assim, com este trabalho propomo-nos analisar os doentes do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo, com patologias associadas à insuficiência respiratória crónica, que foram acompanhados periodicamente, em consulta externa daquele estabelecimento hospitalar, desde Agosto 1995 até Julho de 2007.

2.1 Doenças Respiratórias Crónicas

As patologias associadas à insuficiência respiratória crónica que os doentes em estudo apresentam são:

DPOC – Doença Pulmonar Obstrutiva Crónica;

SAS – Síndrome da Apneia do Sono;

SHO – Síndrome da Hipoventilação por Obesidade;

CIFOESCOLIOSE – desvios da coluna vertebral;

SEQTP – SEQuelas por Tuberculose Pulmonar;

DNM – Doenças NeuroMusculares;

podendo ainda ocorrer casos de complicações associadas como sejam os de doentes com DPOC+SAS ou SHO+SAS.

A detecção de doenças respiratórias faz-se, frequentemente, através do recurso a exame da função pulmonar. Este exame consiste na realização de um teste que permite verificar a quantidade de ar que o pulmão consegue reter bem como a rapidez com que o ar é expirado (www.msdbrazil.com). Estas medidas obtêm-se mediante um aparelho designado espirômetro (Figura 2.1), que é constituído por um instrumento de registo, a que se liga, por um tubo, uma peça bucal.



Figura 2.1 – Exemplos de espirômetros disponíveis no mercado

Sobre esta, o indivíduo em exame da função pulmonar, depois de inspirar profundamente, expira de seguida vigorosamente (com toda a força e rapidez que lhe é possível), sendo assim registados o volume de ar inspirado e/ou expirado, bem como a duração da respectiva respiração. Frequentemente, estes testes são repetidos após a administração de algum

dos fármacos que dilatam as vias aéreas pulmonares (os chamados broncodilatadores), com o intuito de se verificar se se registam melhorias.

Graças a esta técnica foram registados os dados referentes às variáveis CVF (Capacidade Vital Forçada – que corresponde ao volume total de ar que se consegue expelir numa expiração) e VEMS (Volume Expiratório Máximo forçado no 1º Segundo - que corresponde à quantidade de ar que se consegue expelir, num segundo, numa expiração forçada).

As mensurações do volume pulmonar reflectem a rigidez ou a elasticidade dos pulmões e da caixa torácica. Os valores encontram-se anormalmente baixos em distúrbios como a fibrose pulmonar e os desvios da coluna vertebral. Os distúrbios que causam perda de elasticidade dos pulmões ou que reduzem o movimento da caixa torácica são denominados distúrbios restritivos, como são os casos dos doentes com CIFOESCOLIOSE ou com SEQTP. As medidas registadas para o fluxo de ar manifestam o grau de estreitamento ou obstrução das vias aéreas. Valores anormais encontram-se em distúrbios como a bronquite, o enfisema e a asma, que são denominados distúrbios obstrutivos. Essa é também a situação que se verifica nos doentes com DPOC (www.msd-brazil.com).

Por sua vez, as doenças respiratórias crónicas afectam igualmente a capacidade de transferências gasosas entre os pulmões e a corrente sanguínea, originando nos seus portadores insuficiência respiratória.

Pode definir-se Insuficiência Respiratória (IR) como a incapacidade do aparelho respiratório para manter as trocas gasosas em níveis adequados. Desta incapacidade resulta uma má captação e deficiente transporte periférico de oxigénio (O₂) e/ou uma deficiente eliminação de dióxido de carbono (CO₂).

Na prática clínica, a dificuldade associada à IR consiste em estabelecer um limite exacto para os níveis considerados normais para a pressão arterial parcial de oxigénio (PaO_2) e para a pressão arterial parcial de dióxido de carbono (PaCO_2).

Sabe-se hoje que os níveis de PaO_2 variam em razão inversa da idade, isto é, à medida que a idade avança a PaO_2 diminui. Assim, se até à idade de 39 anos o limite inferior da PaO_2 normal oscila pelos 80 mm Hg (milímetros de mercúrio), já a partir dos 40 anos o referido limite desce, aproximadamente para os 70 mm Hg. Por sua vez, a PaCO_2 não varia com a idade, podendo afirmar-se, com elevada margem de segurança, que um valor de PaCO_2 superior a 45 mm Hg é sempre patológico.

Assim, e de um modo geral, podemos dizer que estamos em presença de um doente com IR sempre que a PaO_2 for inferior a 70 mm Hg. Se o valor da PaCO_2 não for superior a 45 mm Hg designamo-la por *Insuficiência Respiratória Parcial*. Se associado a um valor de PaO_2 inferior a 70 mm Hg registarmos para a PaCO_2 um valor superior a 45 mm Hg, diremos então que estamos em presença de uma *Insuficiência Respiratória Global* [Azevedo, (2004) e Marques (2008)].

Esta definição não é, contudo, unânime. De facto, existem referências aonde se considera existir IR parcial se PaO_2 é menor que 60 mm Hg e que a IR global manifesta-se quando $\text{PaO}_2 < 60$ mm Hg e, simultaneamente, $\text{PaCO}_2 > 50$ mm Hg (veja-se <http://www.medipedia.pt> e <http://portalcodgdh.min-saude.pt>).

Esta constatação reforça a dificuldade que muitas vezes os médicos encontram na definição dos limites que permitam diferenciar entre o estado patológico e o estado normal de um indivíduo.

Para reconhecer o nível de IR no doente é, pois, necessário realizar exames que permitam identificar a concentração de O_2 e CO_2 no organismo. Dada a

dificuldade em realizar uma medição directa da capacidade de difusão do oxigénio, leva-se o indivíduo a inalar uma pequena quantidade de monóxido de carbono (CO), sustentando a respiração durante cerca de 10 segundos. De seguida, faz-se a expiração para um detector de CO. Caso os pulmões se encontrem normais, o monóxido de carbono é muito bem absorvido. Se o teste revelar a presença de CO, isto significa que a troca de oxigénio entre os pulmões e a corrente sanguínea é anormal. Esta capacidade de difusão anormal é característica de indivíduos com fibrose pulmonar, enfisema e distúrbios que afectam os vasos sanguíneos dos pulmões, como é o caso dos doentes com DPOC (www.msd-brazil.com).

2.1.1 DPOC (Doença Pulmonar Obstrutiva Crónica)

De entre os doentes que nos propomos estudar, merecem particular destaque os que apresentam a Doença Pulmonar Obstrutiva Crónica (DPOC), por esta ser já, a nível mundial, a quarta principal causa de morte (após as doenças cardíacas, doenças cerebrovasculares, as pneumonias, compartilhando o referido lugar com a SIDA), prevendo-se que em 2020 ocupe o terceiro lugar [GOLD (1998), Cardoso (2005) e Barbara (2009)].

Por outro lado, esta doença apresenta-se como uma das principais causas de morbilidade crónica e perda de qualidade de vida dos doentes, sendo responsável por uma elevada frequência de consultas médicas e de serviços de urgência, bem como por um significativo número de internamentos hospitalares e de oxigenoterapia e ventiloterapia domiciliárias de longa duração (Circular Normativa DGS, 2005). Em Portugal estima-se que sofra

de DPOC cerca de 5,4% da população entre os 35 e os 69 anos (www.sppneumologia.pt).

Atenta a esta situação preocupante, a Direcção-Geral da Saúde criou, em 2005, o Programa Nacional de Prevenção e Controlo da Doença Pulmonar Obstrutiva Crónica (Circular Normativa DGS, 2005), com vista a desenvolver estratégias de intervenção, de formação e de recolha e análise de informação, no sentido de obter, de forma mais rápida, evidentes ganhos em saúde respiratória e na qualidade de vida dos doentes.

Por sua vez, o relatório do *Workshop* realizado pela *U S National Heart, Lung and Blood Institute* e a Organização Mundial de Saúde, no âmbito da iniciativa GOLD (*Global initiative for chronic Obstructive Lung Disease*) apresentou, em 1998, um plano de controlo da DPOC que incluía quatro componentes, a saber:

1. Avaliação e monitorização da doença;
2. Redução dos factores de risco;
3. Controlo da estabilidade da DPOC;
4. Controlo das exacerbações.

O trabalho que nos propomos levar a cabo vai ao encontro dos objectivos propostos nos pontos 1, 3 e 4.

É pois neste contexto que nos propomos aplicar as técnicas de *SPC* e as cartas de controlo ao acompanhamento e monitorização dos valores apresentados pelos doentes.

No relatório da GOLD (1998), define-se DPOC como “*um estado patológico caracterizado por uma limitação do débito aéreo que não é totalmente*

reversível. A limitação ventilatória é, geralmente, progressiva e está associada a uma resposta inflamatória anómala dos pulmões à inalação de partículas ou gases nocivos".

Esta obstrução persistente das vias aéreas é causada por um enfisema ou pela bronquite crónica. O enfisema consiste na dilatação dos pequenos sacos aéreos dos pulmões (alvéolos) e na destruição de suas paredes, pelo que o estreitamento das vias aéreas é estrutural e permanente. A bronquite crónica, por sua vez, é uma inflamação permanente dos brônquios e caracteriza-se por uma tosse persistente que produz escarro e que não está associada a uma causa clínica perceptível como, por exemplo, o cancro do pulmão. Na bronquite crónica, as glândulas brônquicas dilatam e causam uma secreção excessiva de muco. Ocasionalmente, a gravidade do edema e da obstrução por muco pode variar e melhorar em resposta à administração de broncodilatadores. Portanto, estes componentes da obstrução do fluxo de ar são parcialmente reversíveis (www.msd-brazil.com).

Um diagnóstico de DPOC deve considerar-se em qualquer doente que apresente sintomas de tosse, produção de expectoração, dispneia e/ou uma história de exposição a factores de risco desta doença, como sejam fumo de tabaco, exposição significativa a poeiras profissionais e/ou a produtos químicos, poluição do ar ou, ainda, a uma deficiência hereditária, embora rara, de alfa-1-antitripsina (GOLD, 1998). Os doentes com DPOC esvaziam mais lentamente o ar dos pulmões, e quanto menor for a quantidade de ar eliminada em relação ao tempo, mais grave é a fase da doença.

O diagnóstico desta doença é confirmado através da realização da espirometria que é, assim, um exame incontornável. A presença de um VEMS pós-broncodilatador menor que 80% do valor previsto, em combinação com um VEMS/CVF inferior a 70% confirma a presença de uma limitação do débito aéreo que não é totalmente reversível (GOLD, 1998).

Por razões pedagógicas, a doença é classificada de forma simples e pragmática em quatro fases (veja-se Tabela 2.1), funcionando estas apenas como um indicador genérico da abordagem a fazer para controlar a doença.

Tabela 2.1 – Classificação da DPOC por gravidade (Circular Normativa DGS, 2005)

Fase	Características
I: DPOC ligeira	<ul style="list-style-type: none"> • VEMS/CVF < 70% • VEMS ≥ 80% predito • com ou sem sintomas crónicos (tosse, produção de expectoração)
II: DPOC moderada	<ul style="list-style-type: none"> • VEMS/CVF < 70% • 50% ≤ VEMS < 80% predito • com ou sem sintomas crónicos (tosse, produção de expectoração, dispneia)
III: DPOC grave	<ul style="list-style-type: none"> • VEMS/CVF < 70% • 30% ≤ VEMS < 50% predito • com ou sem sintomas crónicos (tosse, produção de expectoração, dispneia)
IV: DPOC muito grave	<ul style="list-style-type: none"> • VEMS/CVF < 70% • VEMS < 30% predito ou VEMS < 50% predito e insuficiência respiratória ou • sinais clínicos de insuficiência cardíaca direita

Os valores de VEMS dizem todos respeito ao VEMS pós-broncodilatador.

Fase I: DPOC ligeira

Caracteriza-se por uma limitação ligeira do débito aéreo (a espirometria revela uma relação VEMS/CVF < 70% e um VEMS ≥ 80% do predito). Em regra, mas nem sempre, verifica-se tosse crónica e produção de expectoração. Nesta fase, o indivíduo pode não estar consciente de que a sua função pulmonar é anómala.

Fase II: DPOC moderada

Caracterizada por uma agravamento da limitação ventilatória ($50\% \leq \text{VEMS} < 80\%$ predito) e geralmente por progressão dos sintomas, desenvolvendo-se tipicamente dispneia em situação de esforço. Nesta fase é habitual os doentes procurarem ajuda médica, devido à dispneia ou a uma exacerbação da doença.

Fase III: DPOC grave

Nesta fase as exacerbações registam-se especialmente em doentes com $30 \leq \text{VEMS} < 50\%$ do predito. A presença de exacerbações repetidas tem impacto negativo na qualidade de vida dos doentes e requer um controlo apropriado.

Fase IV: DPOC muito grave

É caracterizada por uma limitação ventilatória grave ($\text{VEMS} < 30\%$ do predito) ou presença de insuficiência respiratória ou sinais clínicos de falência do lado direito do coração. Os doentes podem sofrer de DPOC

muito grave (Fase IV), mesmo com VEMS > 30% do predito, sempre que estiverem presentes estas complicações. Nesta fase, a qualidade de vida é prejudicada consideravelmente e as exacerbações podem colocar em risco a vida do doente.

Uma quinta fase (Fase 0), considerada fase de risco e caracterizada por tosse crónica e produção de expectoração, mas com função pulmonar normal, deixou entretanto de ser considerada como uma das fases da doença DPOC, pois não existem evidências de que estes indivíduos evoluam para a Fase I.

Dado que o tabagismo é identificado como a principal causa da doença pulmonar obstrutiva crónica (cerca de 10 a 15% dos tabagistas desenvolvem DPOC), o tratamento primordial consiste na interrupção do vício (www.msd-brazil.com).

De facto, estudos científicos têm demonstrado que a cessação tabágica é a única medida que contraria, efectivamente, a evolução da DPOC e é aquela que tem melhor relação custo/benefício na redução do risco de desenvolver DPOC e na detenção da progressão da doença.

Por isso, se o indivíduo parar de fumar quando a obstrução do fluxo de ar é leve ou moderada, ocorrerá um retardamento na progressão da dificuldade respiratória incapacitante. Aliás, qualquer que seja a fase da doença, a interrupção do tabagismo produz sempre benefícios.

É, pois, mais fácil prevenir a DPOC do que tratá-la. Daí, que no âmbito do Programa Nacional de Prevenção e Controlo da Doença Pulmonar

Obstrutiva Crónica uma das principais estratégias de intervenção é a criação e desenvolvimento de consultas anti-tabágicas, no sentido de incentivar e ajudar jovens e adultos a abandonar o tabagismo ou a evitar o início desse hábito (Circular Normativa DGS, 2005).

Por sua vez, a oxigenoterapia de longa duração tem-se evidenciado como a segunda medida que melhor contraria a evolução natural da DPOC (Rodrigues e Cardoso, 1999).

De facto, constatou-se que a administração a longo prazo de oxigénio, mais de 15 horas por dia, a doentes com insuficiência respiratória crónica, lhes faz aumentar a sobrevivência (www.msd-brazil.com e Circular Normativa DGS, 2005).

A partir da década de 80 do século passado, o uso da ventilação não-invasiva com pressão positiva contínua das vias aéreas (CPAP) foi utilizada, com benefícios, nos pacientes que apresentavam insuficiência respiratória aguda, por descompensação da DPOC (www.interfisio.com.br). Entretanto, estudos realizados posteriormente apontam a ventilação não-invasiva com dois níveis de pressão [BiPAP: IPAP (pressão inspiratória positiva das vias aéreas) vs EPAP (pressão expiratória positiva das vias aéreas)] como uma alternativa, mais eficaz, para a resolução do problema respiratório apresentado por esses doentes (Azeredo *et al.*, 2002).

Por último, verifica-se que na DPOC o recurso à farmacoterapia (em particular aos broncodilatadores) deve ser usado, unicamente, para reduzir os sintomas e as complicações da doença, não existindo evidência de que altere o inevitável declínio, a longo prazo, da função respiratória (Circular Normativa DGS, 2005).

Assim, a DPOC é, regra geral, uma doença evolutiva, sendo de prever que a função pulmonar dos doentes venha a agravar-se com o tempo, mesmo nos

casos em que os cuidados prestados são de qualidade. Por isso, os sintomas e as medições objectivas da limitação ventilatória devem ser monitorizados para acompanhar e controlar o desenvolvimento de complicações, de modo a determinar a altura em que se deve adaptar a terapêutica - este é, pois, um dos objectivos a que nos propomos no nosso trabalho.

2.1.2 SAS (Síndrome da Apneia do Sono)

A Síndrome da Apneia do Sono define-se como a cessação do fluxo respiratório durante o sono, por mais de 10 segundos e mais de cinco vezes por hora, em resultado do colapso das vias respiratórias superiores, na zona do palato e da base da língua, durante a inspiração (www.clinar.com.br e <http://saude.sapo.pt>).

As consequências directas desta síndrome consistem numa grave alteração do padrão do sono, com uma incapacidade em se atingir as fases restauradoras do mesmo, provocando no doente sonolência durante o dia, quer no emprego, quer a conduzir ou a desempenhar quaisquer outras actividades, podendo ainda originar cefaleias, irritabilidade e instabilidade do humor. Nas situações mais graves, pode mesmo provocar deterioração intelectual, com alterações da atenção, memória e raciocínio e, ainda, impotência sexual (<http://saude.sapo.pt>).

Por outro lado, em resultado da incorrecta oxigenação do sangue ocorrida durante a noite, poderão ser induzidos graves problemas, como o aumento

do trabalho cardíaco, hipertensão arterial, arritmias cardíacas, aumento significativo do risco de enfarte agudo do miocárdio e alterações hormonais.

Assim, quer as alterações comportamentais, quer as consequências para a saúde do doente são extremamente nefastas, podendo colocá-lo em risco de vida. No entanto, esta doença não está adequadamente diagnosticada e tratada em cerca de 95% dos casos (www.clinar.com.br).

Além disso, cerca de 35% das pessoas que têm roncopatia sofrem de SAS. Mais conhecida pelo termo "ressonar", a roncopatia consiste no barulho produzido pela vibração das vias aéreas superiores, durante a passagem do ar, em resultado da diminuição ou estreitamento dessas mesmas vias aéreas. Este é um problema que afecta geralmente os adultos do sexo masculino, de meia-idade, obesos, sedentários e com pescoço curto (www.vivasaudavel.pt).

De facto, o excesso de peso, a idade, o baixo tónus muscular – que é agravado pelo consumo de álcool à noite, de sedativos e falta de exercício físico –, bem como as alterações craniofaciais e do fluxo nasal são alguns dos factores que facilitam o aparecimento da apneia do sono (<http://saude.sapo.pt>).

O teste para a apneia do sono consiste na instalação de um eléctrodo num dedo ou no lóbulo de uma orelha para medir a concentração de O₂ no sangue, de outro eléctrodo em uma das narinas para medir o fluxo do ar e de um terceiro eléctrodo (ou medidor) sobre o tórax para medir os movimentos respiratórios (www.msd-brazil.com).

Uma vez confirmado o diagnóstico de SAS através do estudo polissonográfico, é calculado o Índice de Apnéia/Hipopnéia (IHA), o qual determina a gravidade da patologia. Geralmente, considera-se como normal um IHA inferior a 5 eventos/hora; Um IHA entre 6-15 é considerado SAS leve

ou ligeiro; IHA entre 16-30 como moderado ou mediano e acima de 30 como SAS grave (www.clinar.com.br). Actualmente estes doentes, depois de diagnosticados, podem fazer tratamentos, recorrer à oxigenoterapia nocturna ou a cirurgias. Uma vez mais, a terapêutica medicamentosa tem um modesto contributo no tratamento da apnéia do sono.

Na terapêutica aplicada a estes doentes tem-se por objectivo tentar ganhar espaço na faringe que se encontra obstruída, de modo a melhorar/facilitar a respiração. Assim, combater a obesidade mediante perda de peso, combater o sedentarismo e evitar o consumo de álcool antes de dormir são medidas gerais que ajudam no combate à SAS.

Uma outra alternativa é o recurso à cirurgia, que consiste na remoção parcial do véu do palato (“céu-da-boca”) seguida de reconstrução, numa técnica cirúrgica que se designa por uvulopalatoplastia (UPP) (Neto e Tavares, 1998). Esta cirurgia corrige sobretudo a roncopatia, mas não elimina a apneia (www.saudenainternet.pt).

Contudo, Sullivan, Issa e Berthon (1981), publicaram o resultado de pacientes portadores de SAS tratados com a prótese ventilatória de CPAP, iniciando, assim e desde então, o método mais comum e eficiente para o tratamento desta doença (www.clinar.com.br). Este tratamento médico consiste na colocação de um aparelho durante a noite, em forma de máscara nasobucal ou sonda nasal, que cria um fluxo de ar contínuo nas vias aéreas superiores, impedindo o seu colapso, principalmente na fase inspiratória (<http://saude.sapo.pt>). Tem a desvantagem de ter que ser usada ao longo de toda a vida do doente. Em casos em que se verifica a necessidade de pressões muito elevadas, a utilização do BiPAP será a mais indicada.

Existem igualmente outras doenças que provocam excessiva sonolência diurna, um dos principais sintomas dos doentes SAS, e que, conseqüentemente, podem originar uma classificação errônea da doença. É o caso da patologia SHO.

2.1.3 SHO (Síndrome da Hipoventilação por Obesidade)

A Síndrome da Hipoventilação por Obesidade surge em doentes obesos que, por isso, desenvolvem hipoxemia (hipersonolência) e hipercapnia diurna (podendo associar-se ou não à presença de apneias obstrutivas durante o sono).

Um dos indicadores mais utilizados para estabelecer os limites de normalidade do peso para uma determinada altura é o Índice de Massa Corporal (IMC). Este índice, obtido a partir do quociente entre o peso (em kg) e o quadrado da altura (registada em metros) mede o grau de obesidade de um adulto.

Na Tabela 2.2 apresenta-se a interpretação do IMC em função dos seus valores (www.nutriweb.org.br):

Tabela 2.2 – Interpretação do IMC

IMC (kg/m ²)	Interpretação
Menos de 20	Magro
[20, 25[Normal
[25, 30[Acima do peso
[30, 35[Obeso
Acima de 35 (Superior a 40)	Muito obeso (Obesidade mórbida)

Uma vez mais, o recurso ao CPAP tem-se mostrado, de um modo geral, eficaz no controlo das alterações do sono e na correcção da insuficiência respiratória diurna dos doentes com SHO.

Contudo, e mais recentemente, estudos realizados demonstraram uma melhoria de PaCO₂ e PaO₂ diurna ao fim de 3 meses de tratamento com BiPAP, em casos em que o CPAP não se tinha mostrado eficaz.

Assim, deve iniciar-se o tratamento com CPAP ou CPAP+O₂ e, se não se obtiver resposta, deverá introduzir-se o BiPAP (IPAP/EPAP), seguindo o algoritmo de Sanders, isto é, aumenta-se a EPAP progressivamente até à correcção das apneias, seguida de um incremento da IPAP para correcção da dessaturação.

As restantes patologias em estudo formam o designado grupo de doentes restritivos, uma vez que a insuficiência respiratória destes doentes é o

resultado de complicações ao nível de alterações posturais, deformidades torácicas, deficiências musculares entre outras.

2.1.4 CIFOESCOLIOSE

A Cifoescoliose é uma deformidade óssea do tórax causada pela curvatura posterior (cifose) e/ou curvaturas laterais (escoliose) acentuadas da coluna vertebral. Frequentemente estas duas deformidades ocorrem em conjunto como resultado dos efeitos compensatórios da coluna vertebral em resposta à curva lateral primária da escoliose.

Muitas vezes de origem desconhecida, a cifose pode ocorrer em crianças, adolescentes ou adultos em resultado de uma doença ou problema congénito. A cifose no adolescente pode ocorrer em virtude do crescimento retardado ou de um distúrbio vertebral durante períodos de crescimento rápido. A cifose pode ainda surgir devido a infecção, inflamação, degeneração de disco, osteoporose das vértebras, doenças endócrinas, artrite, doença de Paget, poliomielite, fracturas por compressão das vértebras, cancro, tuberculose ou postura incorrecta.

Por sua vez, a escoliose pode resultar de uma deformação congénita, geralmente relacionada com um defeito nas vértebras ou costelas, ou de um distúrbio paralítico ou músculo-esquelético causado por uma paralisia muscular devida a, por exemplo, paralisia cerebral ou distrofia muscular. Contudo, a causa mais comum é o distúrbio idiopático, que pode ter origem genética. A maioria dos casos ocorre em meninas e torna-se perceptível

durante a fase de crescimento rápido da puberdade. Um sintoma da escoliose surge quando se verifica um ombro mais elevado do que o outro. Na presença de cifoescoliose grave (curvas maiores que 60 graus) aparecem problemas respiratórios.

2.1.5 SEQTP (Sequelas de Tuberculose Pulmonar)

A Tuberculose é uma das doenças infecciosas mais documentadas e das mais antigas de que se tem registo. Contudo, ainda hoje, mais de cem anos após Robert Koch, em 1882, ter identificado o agente causador da doença, mantém-se como uma das infecções crónicas de maior índice de morbilidade e mortalidade.

Embora tivesse sido considerada sob controlo, sendo uma doença contagiosa que se transmite de pessoa para pessoa e que atinge sobretudo os pulmões (podendo no entanto atingir outros órgãos e outras partes do corpo, como os gânglios, os rins, os ossos, os intestinos e as meninges), a tuberculose ressurgiu em meados da década de 80 do século passado de forma preocupante, sobretudo devido à disseminação do vírus da Síndrome de Imunodeficiência Adquirida (SIDA), mas também graças ao empobrecimento das populações, aos movimentos migratórios, à toxicoddependência e, muito particularmente, às políticas de desinvestimento na luta antituberculosa.

De facto, morrem mais pessoas de tuberculose, em todo o mundo, do que de qualquer outra doença infecciosa durável. A tuberculose mata

aproximadamente dois milhões de pessoas por ano, 98% das quais em países em desenvolvimento.

De acordo com a Organização Mundial de Saúde (OMS), um terço da população mundial está infectada com o bacilo da tuberculose, pelo que esta doença continua a ser um importante problema de saúde pública.

Nos doentes com tuberculose tratados, dependendo da extensão das lesões pulmonares, várias sequelas podem permanecer, destacando-se:

- distúrbio ventilatório obstrutivo e/ou restritivo;
- infecções respiratórias de repetição;
- formação de bronquiectasias;
- hemoptise;
- atelectasias;
- empiemas.

Embora haja poucos estudos sobre pacientes com sequelas de tuberculose, desconhecendo-se o seu número e os custos governamentais com estes doentes, alguns autores descrevem o distúrbio ventilatório obstrutivo como o mais encontrado nos pacientes portadores de sequelas de tuberculose pulmonar. A intensidade deste distúrbio geralmente varia conforme a extensão da lesão. Por seu turno, o distúrbio ventilatório restritivo é o que predomina nos pacientes com sequelas de tuberculose pleural.

A tuberculose pulmonar pode comprometer as vias aéreas originando edema de mucosa, hipertrofia e hiperplasia das glândulas mucosas, aumento da secreção de muco e hipertrofia muscular lisa. Isto afecta o calibre das vias

aéreas, aumenta a sua resistência e diminui o fluxo aéreo. Por mecanismo de fibrose cicatricial há também redução da capacidade pulmonar total.

A tuberculose pleural leva ao espessamento da pleura através da pleurite tuberculosa. Assim, quanto mais tardio for o diagnóstico da tuberculose, piores serão os danos pulmonares e mais frequentes as co-morbilidades, com prejuízo da qualidade de vida do paciente.

2.1.6 DNM (deficiência respiratória provocada por Doenças Neuromusculares)

A denominação Doenças Neuromusculares aplica-se a um conjunto de mais de 40 patologias diferentes e engloba as doenças dos músculos (Miopatias), doenças dos nervos (Neuropatias) doenças dos cornos anteriores da medula (Atrofias Espinhais) e as perturbações da junção neuromuscular (Miastenias). Estas doenças são genéticas, hereditárias e progressivas e todas têm em comum a falta de força muscular (<http://www.apn.pt>).

Em consequência, os músculos respiratórios são frequentemente afectados, provocando dificuldades respiratórias. A fraqueza muscular atinge também os músculos da coluna vertebral, o que potencia o surgimento de escolioses que vão agravar ainda mais as dificuldades respiratórias. Assim, num grande número de casos de doenças neuromusculares, a falência respiratória é inevitável (Silva *et al.*, 2003).

Após a pesquisa realizada, no sentido de nos familiarizarmos com as doenças em estudo e a problemática a elas associadas, bem como com os factores que poderão ser indicadores do bem-estar ou mal-estar do doente, iniciámos o tratamento dos dados em estudo, efectuando uma análise descritiva dos mesmos, que apresentamos de seguida.

2.2 Análise Descritiva da Base de Dados

Como já referimos, o Programa Nacional de Prevenção e Controlo da DPOC define como objectivos, entre outros, reduzir o recurso à urgência hospitalar por agudização ou complicações respiratórias e racionalizar a prescrição e consumo de meios terapêuticos a utilizar no tratamento dos doentes com aquela patologia.

Com este estudo é nosso intento alargar estes objectivos às doenças respiratórias crónicas em geral, procurando desenvolver um modelo estatístico de análise que permita, ao longo do processo clínico de um qualquer doente, analisar, detectar, identificar e corrigir, com a maior brevidade, situações anormais e fora de controlo, o que permitirá um aumento da sua qualidade de vida.

Com este intuito, propomo-nos analisar os dados dos doentes do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo, com patologias associadas à

insuficiência respiratória crónica, que são acompanhados periodicamente em consulta externa daquele estabelecimento.

Neste ponto procuraremos caracterizar a população que com doenças respiratórias crónicas são assistidos naquele centro hospitalar.

Objecto desta análise foram 194 doentes (dos quais 149 homens), sendo o primeiro registo datado de Agosto de 1995 e a última consulta realizada em Julho de 2007.

Por indicação médica, os doentes foram divididos em grupos consoante as patologias apresentadas, a saber:

Doentes Puros – doentes que padecem de SAS (Síndrome da Apneia do Sono);

Doentes Obesos – doentes que apresentam a Síndrome da Hipoventilação por Obesidade (SHO), bem como os que associam a esta a Síndrome da Apneia do Sono (SHO+SAS);

Doentes Obstrutivos – grupo de doentes que apresentam a Doença Pulmonar Obstrutiva Crónica, associada ou não à Síndrome da Apneia do Sono (DPOC e DPOC+SAS)

e ainda

Doentes Restritivos – doentes que apresentam Sequelas de Tuberculose Pulmonar (SEQTP), Cifoescoliose ou Doença Neuromuscular (DNM).

Nesta conformidade, apresentamos de seguida, na Tabela 2.3, o referido número de doentes numa sinopse de distribuição por grupos, patologias e em função do sexo.

Tabela 2.3 – Número de doentes em análise, distribuídos por patologias e sexo

GRUPO	Total Doentes	Total Homens						
Doentes Puros	95	85						
Doentes Obesos	53	32	SHO		SHO+SAS			
			Total	Homens	Total	Homens		
			29	13	24	19		
Doentes Obstrutivos	18	11	DPOC		DPOC+SAS			
			Total	Homens	Total	Homens		
			17	10	1	1		
Doentes Restritivos	28	20	SEQTP		CIFOESCOLIOSE		DNM	
			Total	Homens	Total	Homens	Total	Homens
			8	7	18	11	2	2
Total	194	148						

Como podemos verificar adiante (Figura 2.2), a patologia mais frequente entre os doentes respiratórios crónicos do Centro Hospitalar do Alto Minho é a dos que apresentam a SAS (cerca de 49% dos doentes). Dentro deste grupo, a população afectada é maioritariamente do sexo masculino (89.5%). De seguida surgem os doentes obesos, que representam 27.3% dos doentes em estudo, sendo que o grupo de doentes obstrutivos é o menos representativo, com apenas 9.3% dos doentes em análise.

Em todos os grupos constata-se uma predominância de doentes do sexo masculino (Figura 2.3), verificando-se que, na base em análise, o grupo patológico com mais elementos do sexo feminino é o grupo de obesos (Figura 2.4), que representa quase 46% das doentes do sexo feminino de toda a população. No caso do sexo masculino, a patologia mais frequente é

a Síndrome da Apneia do Sono, que representa mais de 55% do total dos doentes-homens (Figura 2.4).

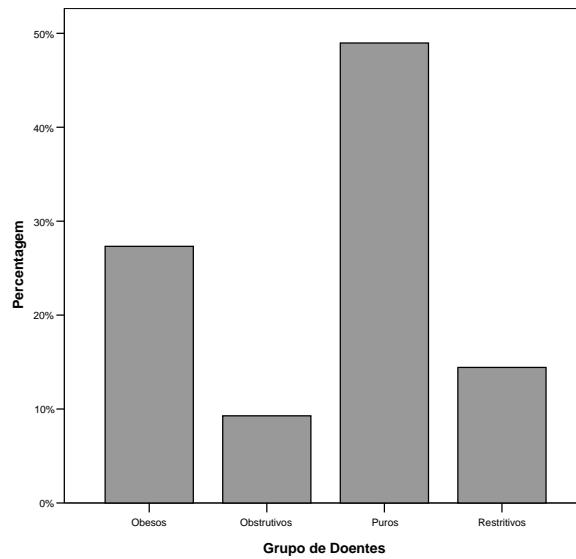


Figura 2.2 – Percentagem de doentes por grupo

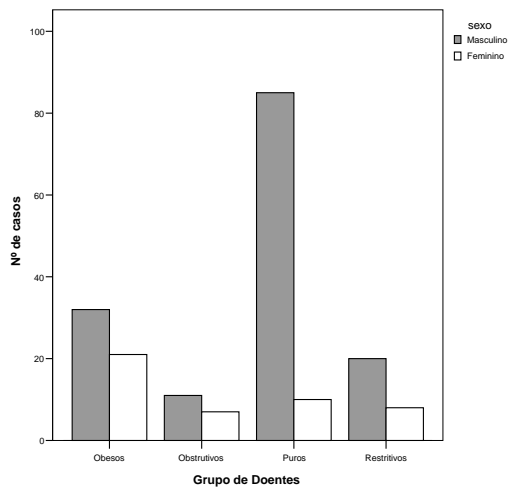


Figura 2.3 – Número de Homens e Mulheres, dentro de cada grupo de doentes

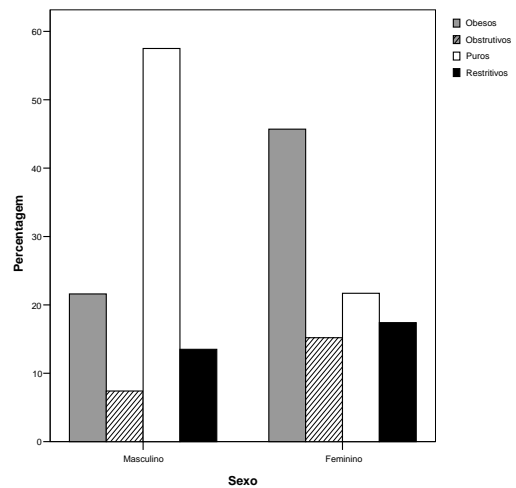


Figura 2.4 – Distribuição percentual das patologias, em função do sexo

O número de consultas registadas dos doentes em análise varia de um mínimo de uma até ao valor máximo de 35 consultas. O espaçamento entre consultas é, em média, de três ou quatro meses.

Por serem identificadas, pelos médicos, como as que melhor caracterizam o bem-estar/mal-estar do doente, para cada grupo foram estudadas as seguintes variáveis:

- Idade idade que os doentes apresentavam à data das consultas;
- PaO₂ pressão arterial parcial de O₂;
- PaCO₂ pressão arterial parcial de CO₂;
- CVF % percentagem do índice de capacidade de ventilação forçada;
- VEMS % percentagem do índice de ventilação expirada no primeiro segundo;
- IMC índice de massa corporal.

Como deixámos dito em 2.1, os valores de referência considerados normais pelos médicos são os seguintes:

- PaO₂ acima de 70 mm Hg (milímetros de mercúrio)
- PaCO₂ abaixo de 45 mm Hg (milímetros de mercúrio)
- VEMS % superior a 80%
- IMC entre 20-25 kg/m² (kilos por metro quadrado)

Na análise descritiva que fazemos a seguir, começámos por observar em pormenor os dados dos doentes relativamente aos valores que apresentavam na data da sua entrada no Hospital, isto é, os valores recolhidos na primeira consulta de acompanhamento, o que nos permite identificar o estado em que os doentes procuraram ajuda médica.

Pretendendo caracterizar a evolução da doença ao longo do tempo, analisámos seguidamente todas as observações. Contudo, porque o número de registos varia muito de paciente para paciente, começámos por calcular, para cada doente, o valor médio que esses registos apresentavam relativamente a cada variável. Posteriormente calculámos, dentro de cada grupo de patologias, as estatísticas de localização e dispersão, tomando como dados as médias apuradas em cada doente.

Assim, como pode verificar-se abaixo, na Tabela 2.4, a média das idades dos doentes em estudo à data da primeira consulta é de 57.7 anos, com um desvio-padrão de 13.2 anos. Quando a análise é feita considerando como observações a média de cada doente, regista-se um aumento da idade média para 58.5, com desvio-padrão igual a 13.0.

Tabela 2.4 – Valores para a variável Idade (em anos)

Estatísticas	Grupo de Doentes									
	Obesos		Obstrutivos		Puros		Restritivos		Global	
	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente
Média	56.8	58.2	67.9	69.23	56.7	57.1	56.1	57.3	57.1	58.5
Mediana	60	60.0	69	70.3	58	58.0	60	60.8	59	60.0
Mínimo	15	16	47	47	21	21	29	29	15	16
Máximo	77	78	82	83	85	85	79	79	85	85
Desvio-Padrão	14.8	14.6	9.4	9.5	11.9	11.8	13.8	13.3	13.2	13.0
Nº doentes	53		18		95		28		194	

Poderá parecer estranho que, num período de 11 anos de dados em análise, apenas se tenha registado, numa visão de conjunto, um aumento da média da idade de 0.8 anos. Tal situação prende-se com o facto de que os 194 doentes com registos válidos não terem sido, todos, acompanhados ao longo dos 11 anos.

Entretanto, nas Figuras 2.5 e 2.6 configuramos as respectivas caixas-de-bigodes para os diferentes grupos em análise.

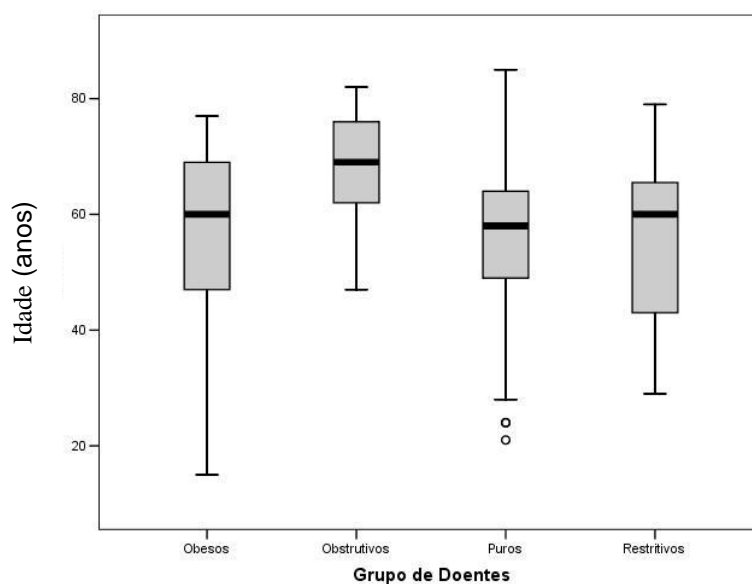


Figura 2.5 – Caixa-de-bigodes para a variável Idade (em anos), para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos

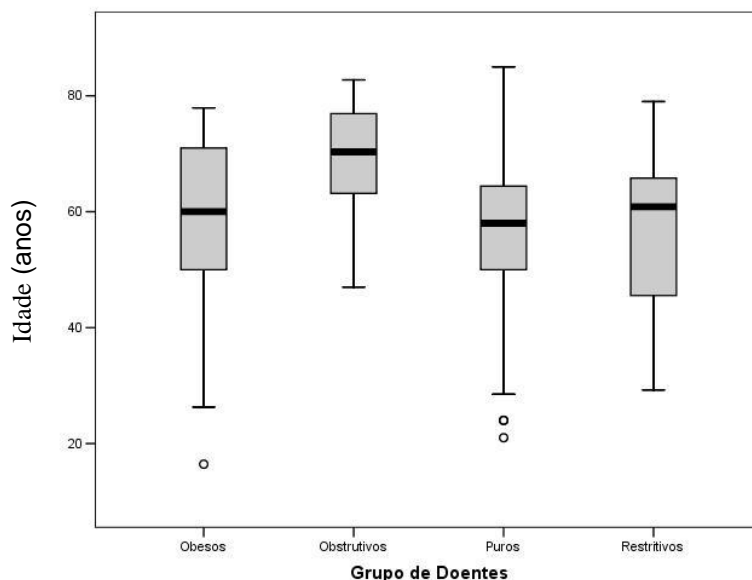


Figura 2.6 – Caixa-de-bigodes para a variável Idade (em anos), para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos

De salientar o facto de o doente mais jovem registado ter apenas 15 anos de idade e ser portador da patologia SHO, isto é, a patologia associada a problemas respiratórios por excesso de peso. Nos países ditos desenvolvidos a obesidade é cada vez mais generalizada e precoce, começando a atingir níveis preocupantes, quer ao nível da mortalidade, quer da morbilidade das crianças, jovens e adultos.

Relativamente à variável PaO_2 , a média global dos doentes na primeira consulta era de 72.6, com desvio-padrão de 15.8, passando para 77.2 e 12.8, respectivamente, quando a análise é feita considerando a média apresentada pelos diferentes doentes (Tabela 2.5.). Esta ocorrência é, pois, um bom indicador geral, porquanto permite concluir que se regista uma melhoria dos valores da variável PaO_2 , em resultado do acompanhamento e tratamento médico aplicado aos doentes.

Tabela 2.5 – Valores para a variável PaO₂ (mm Hg)

Estatísticas	Grupo de Doentes									
	Obesos		Obstrutivos		Puros		Restritivos		Global	
	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente
Média	62.4	72.5	58.9	62.7	84.0	85.2	61.9	68.1	72.6	77.2
Mediana	63.9	70.9	58.3	60.3	83.7	86.0	63.1	67.8	71.7	77.0
Mínimo	36.1	43.9	46.7	49.1	61.9	62.3	40.8	45.9	36.1	43.9
Máximo	83.6	95.2	77.0	79.6	115.0	107.7	98.7	93.4	115.0	107.7
Desvio-Padrão	11.7	10.4	7.8	8.9	11.3	9.7	11.8	9.5	15.8	12.8
Nº doentes	53		18		95		28		194	

Contudo, analisando pormenorizadamente a referida Tabela 2.5, bem como os gráficos das Figuras 2.7 e 2.8, constata-se existirem grandes disparidades quando a comparação é feita, quer entre grupos, quer entre doentes com a mesma patologia.

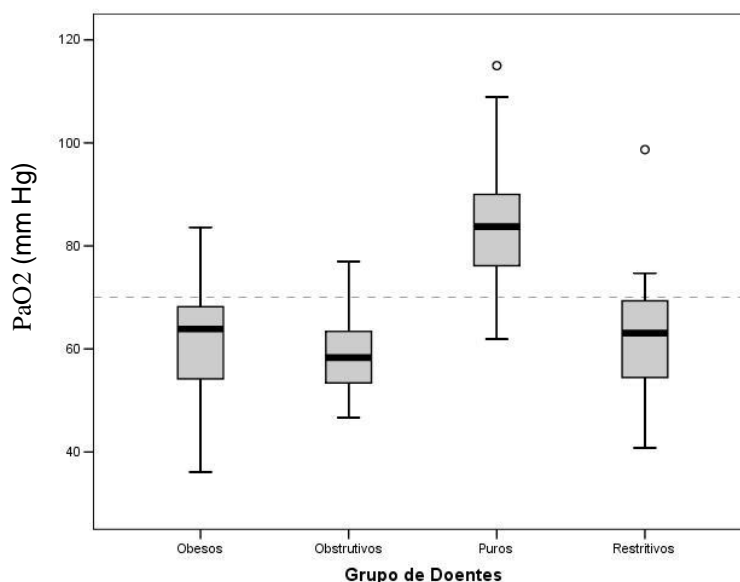


Figura 2.7 – Caixa-de-bigodes para a variável PaO₂ (em mm Hg), para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos

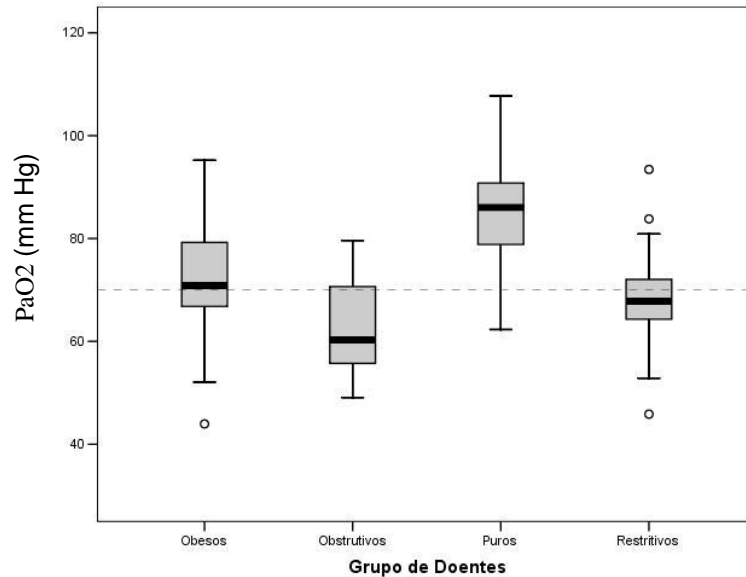


Figura 2.8 – Caixa-de-bigodes para a variável PaO₂ (em mm Hg), para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos

De facto, os doentes Obstrutivos são aqueles que apresentam pior valor de PaO₂ (58.9 e 62.7, respectivamente na primeira consulta e na média dos doentes) e os doentes SAS ou Puros os que registam melhor valor para esta variável (84.0 e 85.2).

Por sua vez, verifica-se existir dentro de cada grupo alguma dispersão que, no caso do grupo de doentes Obstrutivos, até parece agravar-se com o acompanhamento médico (o desvio-padrão passa de 7.8 para 8.9).

Esta constatação, que se repete de um modo geral para as outras variáveis, como veremos adiante, vem reforçar a ideia de que, como se tem verificado na prática clínica, as variações entre indivíduos poderão ser superiores às variações registadas num mesmo indivíduo.

Assim, uma observação que esteja na gama de valores de referência da população pode representar uma alteração clinicamente significativa, relativamente aos valores usuais do doente ou vice-versa.

Na Tabela 2.6 mostram-se os valores para a variável PaCO₂, podendo agora constatar-se que o grupo de doentes Restritivos é aquele que piores valores exhibe na primeira consulta, registando-se grandes variações para os valores desta variável quando em comparação, por exemplo, com os valores obtidos pelos doentes Puros.

Tabela 2.6 – Valores para a variável PaCO₂ (mm Hg)

Estatísticas	Grupo de Doentes									
	Obesos		Obstrutivos		Puros		Restritivos		Global	
	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente
Média	54.3	47.9	59.9	58.1	39.8	39.7	62.0	53.8	48.8	45.7
Mediana	52.6	46.8	56.9	54.9	39.3	39.1	63.3	51.9	46.2	43.3
Mínimo	39.0	39.0	44.7	40.9	27.4	30.2	39.3	44.0	27.4	30.2
Máximo	84.1	70.2	84.1	84.1	67.7	52.9	78.8	66.9	84.1	84.1
Desvio-Padrão	8.8	6.5	12.5	11.7	5.4	4.1	9.6	5.9	12.1	8.9
Nº doentes	53		18		95		28		194	

As Figuras 2.9 e 2.10, que plasman as caixas-de-bigodes correspondentes, permitem constatar essas diferenças, bem como analisar a evolução dos valores da variável ao longo do tempo e a dispersão existente entre os doentes de cada grupo.

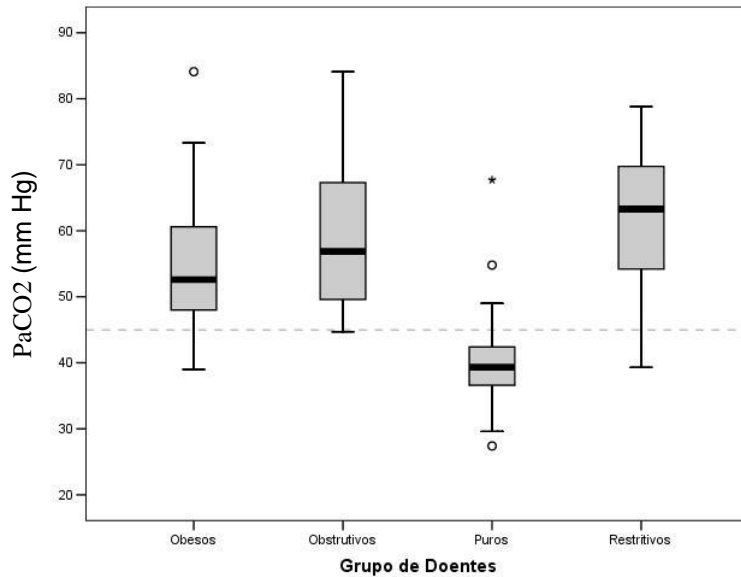


Figura 2.9 – Caixa-de-bigodes para a variável PaCO₂ (em mm Hg), para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos

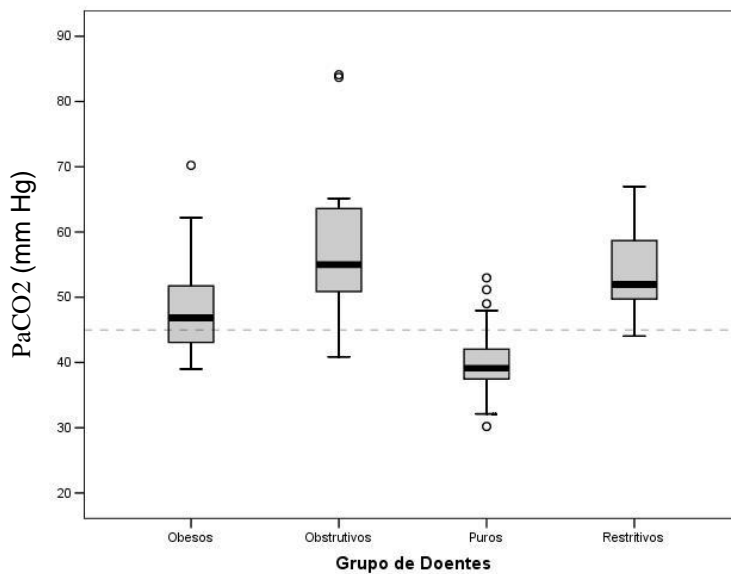


Figura 2.10 – Caixa-de-bigodes para a variável PaCO₂ (em mm Hg), para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos

Como era de esperar, dadas as características da patologia, o grupo de doentes Restritivos é aquele que revela piores valores da variável CVF% (Tabela 2.7), verificando-se, uma vez mais, enormes desigualdades entre grupos e grande dispersão dentro de cada grupo, muito particularmente no grupo de doentes Obesos e no grupo de doentes Puros (Figuras 2.11 e 2.12).

Tabela 2.7 – Valores para a variável CVF%

Estatísticas	Grupo de Doentes									
	Obesos		Obstrutivos		Puros		Restritivos		Global	
	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente
Média	63.7	67.9	52.4	52.4	90.5	90.7	39.4	40.4	73.6	73.9
Mediana	61.0	65.5	48.0	50.1	90.0	91.5	33.7	38.4	78.9	75.0
Mínimo	31.0	31.0	32.0	32.0	26.0	41.0	18.0	17.5	18.0	17.5
Máximo	102.0	104.4	82.0	88.0	129.0	136.3	82.0	87.2	129.0	136.3
Desvio-Padrão	17.6	16.4	15.1	14.4	18.2	17.2	16.2	15.9	25.7	24.9
Nº doentes	49		15		92		22		178	

De notar o facto de não se verificarem grandes alterações ao nível da variável CVF% em resultado do acompanhamento médico, embora os grupos de doentes Obstrutivos e Restritivos apresentem menor variabilidade, certamente em resultado desse acompanhamento.

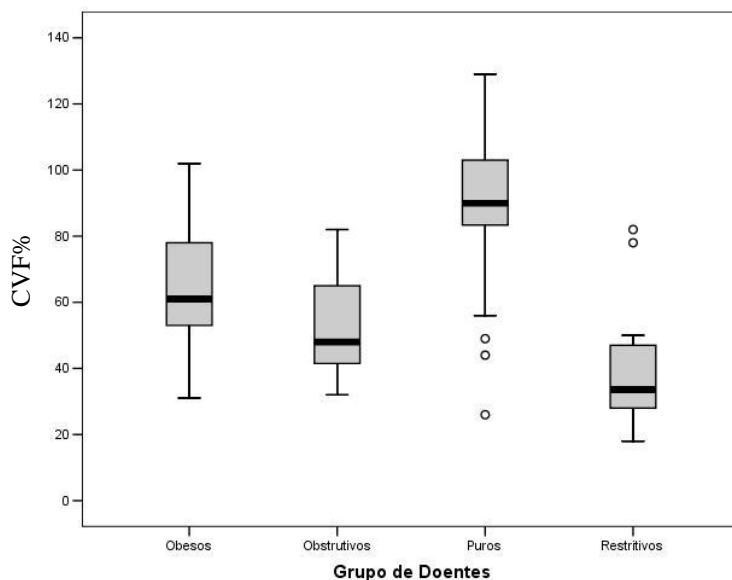


Figura 2.11 – Caixa-de-bigodes para a variável CVF%, para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos

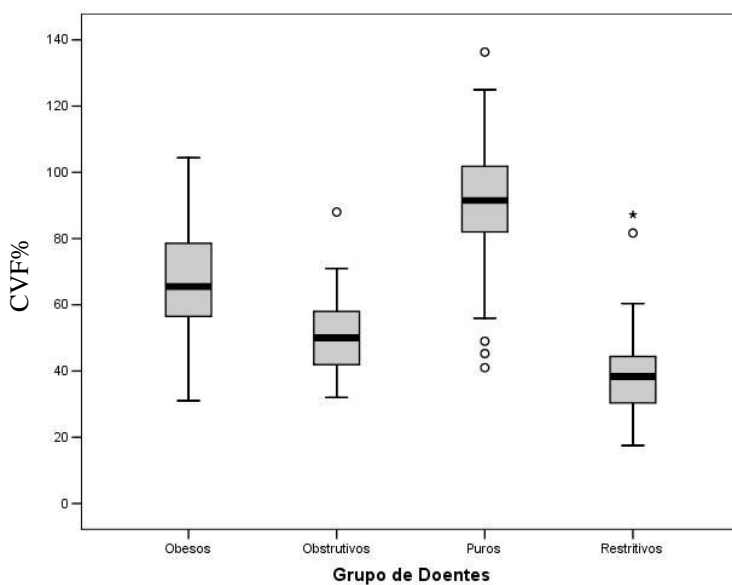


Figura 2.12 – Caixa-de-bigodes para a variável CVF%, para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos

Concomitantemente e de uma forma muito interligada com a variável CVF%, a variável VEMS% apresenta valores muito baixos para os grupos de doentes Obstrutivos e Restritivos e em grande contraste com os patenteados pelos grupos de doentes Puros e Obesos (vejam-se Tabela 2.8 e Figuras 2.13 e 2.14).

Tabela 2.8 – Valores para a variável VEMS%

Estatísticas	Grupo de Doentes									
	Obesos		Obstrutivos		Puros		Restritivos		Global	
	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente
Média	61.2	63.3	29.9	31.9	87.7	87.8	34.6	34.8	68.9	68.5
Mediana	59.0	59.3	31.0	30.7	90.0	90.0	32.5	31.0	74.0	71.5
Mínimo	19.7	21.4	16.4	16.4	21.0	31.1	16.0	17.0	16.0	16.4
Máximo	102.0	158.4	50.0	82.0	133.0	136.0	92.0	92.7	133.0	158.4
Desvio-Padrão	20.5	22.9	9.6	15.1	21.3	20.3	17.7	16.9	29.4	29.6
Nº doentes	49		15		92		22		178	

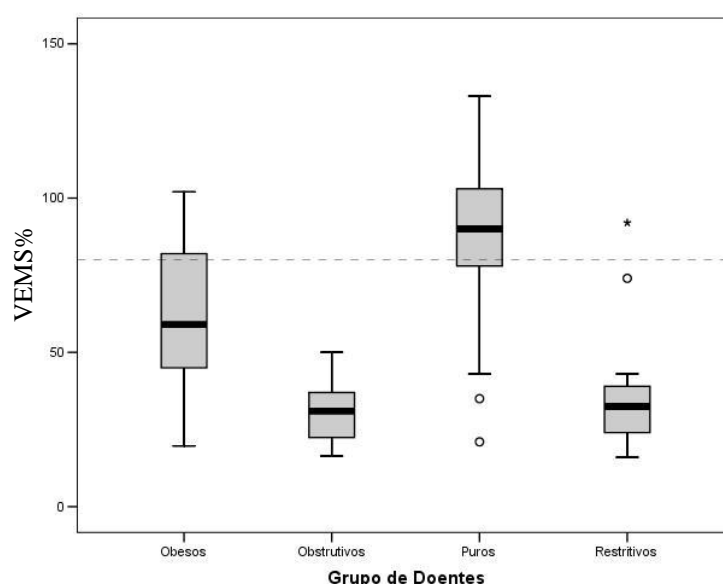


Figura 2.13 – Caixa-de-bigodes para a variável VEMS%, para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos

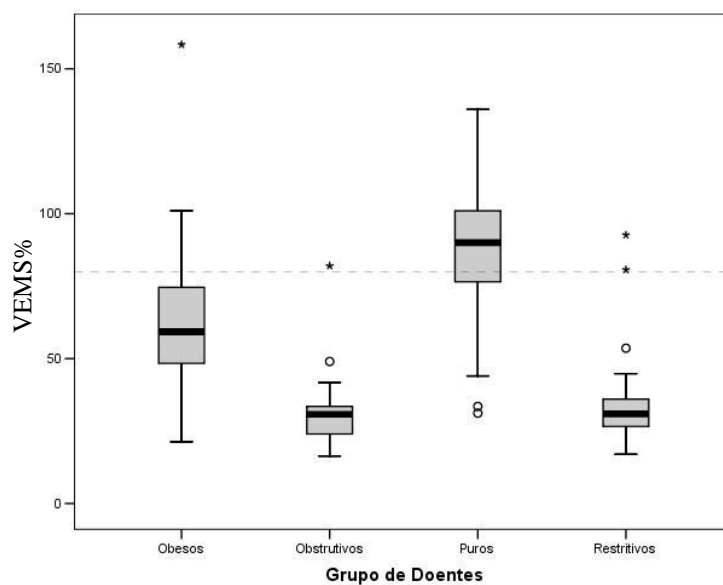


Figura 2.14 – Caixa-de-bigodes para a variável VEMS%, para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos

O excesso de peso é entendido pelos médicos como um factor perturbador do bem-estar destes doentes, pelo que se entende ser desejável que o valor do IMC varie entre os 20-25 kg/m².

Na Tabela 2.9 e nas Figuras 2.15 e 2.16 verifica-se que todos os grupos, em média, se encontram acima dos valores considerados normais, sendo que os piores valores, como esperado, se registam no grupo de doentes Obesos.

Tabela 2.9 – Valores para a variável IMC (kg/m^2)

Estatísticas	Grupo de Doentes									
	Obesos		Obstrutivos		Puros		Restritivos		Global	
	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente	1ª Cons.	Média Doente
Média	41.9	41.8	27.8	28.8	34.0	33.9	25.8	26.7	34.5	34.6
Mediana	42.0	41.8	27.9	28.1	33.3	33.3	25.1	25.5	33.7	33.8
Mínimo	23.5	23.5	17.9	20.3	23.2	24.9	16.7	18.5	16.7	18.5
Máximo	60.5	58.3	37.9	37.1	47.6	47.6	35.4	35.2	60.5	58.3
Desvio-Padrão	7.2	6.8	5.7	5.3	4.9	4.9	5.0	4.8	7.9	7.5
Nº doentes	53		18		94		27		192	

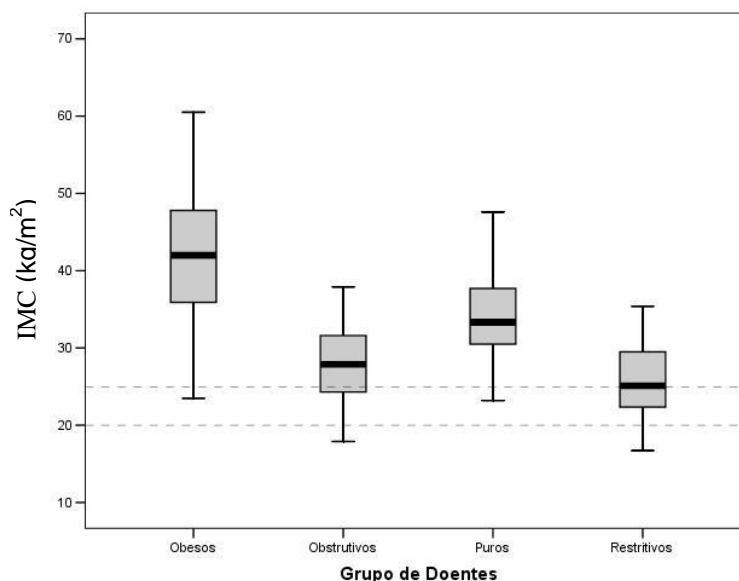


Figura 2.15 – Caixa-de-bigodes para a variável IMC (kg/m^2), para dados referentes à primeira consulta, em função dos grupos patológicos

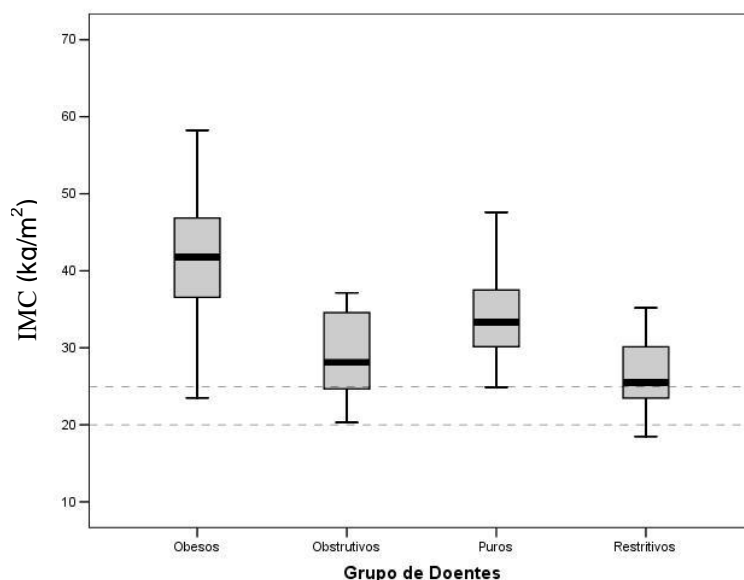


Figura 2.16 – Caixa-de-bigodes para a variável IMC (kg/m^2), para dados referentes à média de cada doente, em função dos grupos patológicos

Na Tabela 2.10 registamos os valores apresentados pelos doentes na primeira consulta, para as diferentes variáveis, discriminados por sexo.

Embora as médias das variáveis, quando consideramos a totalidade dos doentes, revelem diferenças estatisticamente significativas entre os sexos, se a análise é feita ao nível dos grupos, só se detectam diferenças assinaláveis na variável PaCO_2 para os doentes Obstrutivos e para as variáveis Idade e PaO_2 na patologia SAS (grupo de doentes Puros).

Tabela 2.10 – Valores apresentados pelos doentes na primeira consulta, discriminados por sexo

Variável	Estatística	Grupo de Doentes									
		Obesos		Obstrutivos		Puros		Restritivos		Global	
		Masculino	Feminino	Masculino	Feminino	Masculino	Feminino	Masculino	Feminino	Masculino	Feminino
Idade	Média	55.1	59.4	58.6	68.3	55.8	63.9	55.2	58.5	55.8	61.6
	Desvio -padrão	15.3	13.9	30.0	11.0	12.0	8.4	14.2	13.2	14.8	12.5
	Nº	32	21	11	7	85	10	20	8	148	46
	Diferença das médias	-4.3		-9.7		-8.1*		-3.3		-5.8*	
PaO ₂	Média	63.9	60.1	58.8	59.0	84.9	77.1	62.7	60.2	75.4	63.6
	Desvio -padrão	11.6	11.6	8.1	7.9	11.3	8.7	12.4	10.9	15.8	12.4
	Nº	32	21	11	7	85	10	20	8	148	46
	Diferença das médias	3.8		-0.2		7.8*		2.5		11.8*	
PaCO ₂	Média	53.9	54.9	53.8	69.7	39.5	42.7	63.3	58.8	46.9	55.2
	Desvio -padrão	8.8	8.9	8.1	12.4	5.2	6.8	9.8	8.9	11.5	12.2
	Nº	32	21	11	7	85	10	20	8	148	46
	Diferença das médias	-1.0		-15.9*		-3.2		4.5		-8.3*	
CVF%	Média	65.7	60.9	56.7	45.9	91.5	82.9	36.2	48.1	77.2	62.2
	Desvio -padrão	17.3	17.9	15.7	12.7	17.4	23.2	15.7	15.7	25.8	22.1
	Nº	29	20	9	6	82	10	16	6	136	42
	Diferença das médias	4.8		10.8		8.6		-11.9		15*	
VEMS%	Média	63.9	57.2	32.6	25.9	88.8	77.9	31.9	41.6	73.1	55.4
	Desvio -padrão	20.1	21.1	9.7	8.6	20.8	24.5	17.4	17.8	29.3	25.8
	Nº	29	20	9	6	82	10	16	6	136	42
	Diferença das médias	6.7		6.7		10.9		-9.7		17.7*	
IMC	Média	40.7	43.9	27.9	27.6	33.9	35.4	24.6	28.6	33.7	36.9
	Desvio -padrão	6.2	8.3	6.1	5.3	5.1	4.1	4.9	4.5	7.3	9.5
	Nº	32	21	11	7	84	10	19	8	146	46
	Diferença das médias	-3.2		0.3		-1.5		-4.0		-3.2*	

* Diferenças significativas, para um nível de significância de 5% (p -value < 0.05)

2.3 Síntese

Na sequência e em conformidade com a análise realizada, podemos dizer que, em síntese, constatamos que o grupo dos Doentes Puros é o que, de um modo geral, apresenta valores mais próximos dos valores de referência e em que se registam menores variações para a média das variáveis, quando se comparam os resultados obtidos para os valores da primeira consulta com os referentes à média de cada doente.

Nos restantes grupos verifica-se uma melhoria, em particular nas variáveis PaO_2 e $PaCO_2$, nos resultados obtidos com o registo de todas as consultas, o que indicia uma reacção positiva por parte dos doentes ao tratamento e acompanhamento médico.

Actualmente, a avaliação e o acompanhamento clínico dos doentes com insuficiência respiratória crónica são feitos com base na experiência clínica dos médicos assistentes, recorrendo aos valores de referência para a respectiva população.

Todavia, na prática clínica, tem-se verificado que as variações entre indivíduos poderão ser superiores às variações registadas num mesmo

indivíduo, pelo que a abordagem clássica baseada no estudo de grupos poderá ser pouco sensível na avaliação do estado de saúde de cada doente em particular.

De facto, Queraltó (2004) diz que a utilização convencional dos valores de referência para a população pode ser útil quando o médico possui muito pouca informação acerca do doente. Porém, em alguns casos, tal metodologia traduz-se num contributo pequeno para a tomada de decisão sobre um indivíduo em particular, pois existe já um consenso generalizado sobre as vantagens do estudo da variabilidade (considerando as discrepâncias e mudanças observadas) “dentro” de cada indivíduo em detrimento dos valores da população. Assim, empregando modelos de séries temporais auto-correlacionados de 1ª ordem e usando a média e a variância intra-pessoa, Queraltó (2004) construiu, a partir de poucas observações, intervalos de referência para cada indivíduo.

Winkel e Statland (1997) tinham já constatado que, muitas vezes, os valores fisiológicos registados em análises de sangue diárias a um indivíduo apresentam variações menores do que as medidas para o grupo, o que reforça a ideia, e que o estudo por eles realizado confirmou, de que o uso de intervalos de referência para cada indivíduo é uma metodologia mais sensível na detecção de alterações do estado de saúde de um indivíduo em particular.

De igual modo, McLaren *et al.* (2000), recorrendo ao modelo de regressão múltiplo hierárquico, estudaram voluntários saudáveis a quem foi induzida anemia por insuficiência de ferro, sendo a mesma posteriormente tratada com suplementos orais de ferro. O trabalho realizado por estes autores identificou valores com desvios significativos relativamente ao histórico dos indivíduos em análise, mesmo quando os valores observados se encontravam dentro dos valores de referência para a população. Concluíram

então que, para algumas variáveis, a comparação com anteriores registos de cada indivíduo é mais sensível em detectar anormalidades do que a comparação de um valor isolado desse mesmo indivíduo com a média da população considerada saudável.

Os exemplos que acabámos de mencionar mostram que a estatística e os métodos quantitativos se têm “unido” à medicina, no sentido de se encontrarem modelos que possam ajudar os profissionais de saúde no seu julgamento clínico, com vista a determinar o “significado” da mudança assinalada no indivíduo-doente.

Entretanto, e como dissemos no início deste capítulo, as doenças respiratórias crónicas, nomeadamente a DPOC, estão ainda sub-diagnosticadas e insuficientemente tratadas, com o consequente impacto negativo ao nível da morbilidade e mortalidade da população.

Tendo em conta esta situação, vários autores têm recentemente debruçado a sua atenção sobre a DPOC e realizado estudos que, recorrendo a análise de regressão logística e a curvas ROC, permitam identificar e destringer, o mais precocemente possível, a presença da doença. Desta actividade científica são exemplos os trabalhos realizados por Freeman *et al.* (2005), Goedhart *et al.* (2006), Martinez *et al.* (2008) e Rootmensen *et al.* (2008).

Assim, Freeman *et al.* (2005) testaram um conjunto de questões que podem ser usadas na clínica ambulatória, de modo a identificar pessoas portadoras da doença, enquanto que Goedhart *et al.* (2006) estudaram um conjunto relevante de características da função pulmonar que permitem discriminar a Asma da DPOC.

Por sua vez, Martinez *et al.* (2008) fizeram o estudo do impacto que a divulgação de um inquérito (para identificar portadores da DPOC) pode ter, junto da população em geral, para alertar e estimular indivíduos com

sintomas pulmonares a procurarem ajuda médica. Rootmensen *et al.* (2008) procuraram analisar o efeito que a informação adicional ministrada aos doentes por parte dos profissionais de enfermagem, teria na evolução positiva da doença. Contudo, não conseguiram evidenciar diferenças significativas.

Por outro lado, vários autores [por exemplo Grigg *et al.* (2003), Parra e Loaiza (2003), Sonesson e Bock (2003), Grigg e Farewell (2004), Woodall (2006), Joner Jr *et al.* (2008) e Magnussen *et al.* (2008)] consideram que as cartas de controlo e a teoria do Controlo Estatístico do Processo constituem métodos alternativos para análise e apresentação de dados, também na área da saúde.

Assim, Magnussen *et al.* (2008) utilizam o *SPC* e as cartas X-MR e EWMAST para o controlo da produção dos componentes do sangue, Parra e Loaiza (2003) aplicam a Carta de Controlo Multivariada T^2 na análise dos perfis de impureza de substâncias medicinais e Joner Jr *et al.* (2008) recorrem às cartas unilaterais MEWMA para detecção do aumento da taxa de incidência de uma determinada doença.

Por sua vez, Grigg *et al.* (2003), Sonesson e Bock (2003), Grigg e Farewell (2004) e, ainda, Woodall (2006) fazem uma revisão bibliográfica, exemplificando abordagens de aplicação de diferentes tipos de cartas de controlo na vigilância e detecção de alterações da saúde pública.

Na senda destes autores, desenvolvemos a nossa investigação, procurando aplicar Cartas de Controlo na monitorização dos doentes respiratórios crónicos, de modo a que a variação intra-sujeito, isto é, os valores vitais observados (e a sua variação) em cada indivíduo ao longo do tempo possam constituir o seu referencial, para um adequado acompanhamento no futuro.

Capítulo 3

Cartas de Controlo de Variáveis

Desde a Segunda Guerra Mundial (1939-1945) que se assiste ao uso e à aceitação generalizada do Controlo Estatístico do Processo (*SPC – Statistical Process Control*) na indústria, o que permitiu que a verificação da qualidade deixasse de ser feita (como até então) apenas no fim, isto é, na presença do produto acabado, para passar a fazer parte do próprio processo produtivo, melhorando assim a qualidade do artigo em fabrico e promovendo a sua finalização com a qualidade requerida a custos mais reduzidos.

Das várias ferramentas da qualidade de que o *SPC* se socorre, as cartas de controlo constituem-se como a técnica mais sofisticada.

Por sua vez, devido à sua simplicidade e fácil interpretação, as cartas de controlo de Shewhart (apresentadas pelo autor em 1924) são, sem dúvida, o método gráfico mais divulgado e utilizado na monitorização de um processo de produção, permitindo determinar se esse processo se apresenta estável ao longo do tempo e, conseqüentemente, capaz de originar produtos de qualidade [Montgomery (1991)].

Entretanto, e desde então, o problema do Controlo Estatístico de um Processo tem captado a atenção de muitos outros investigadores que têm procurado alargar a sua aplicabilidade às mais diversas áreas do conhecimento [vejam-se, por exemplo, Alwan e Bissell (1988), Ridley (2003); Woodall (2006), Zhu *et al.* (2007) e Martinez (2007)].

Em consequência, várias novas cartas de controlo, ou variações das existentes, têm sido propostas e diversos estudos têm sido desenvolvidos com o intuito de encontrar aquela(s) que melhores resultados apresenta(m) no controlo dos valores de variáveis contínuas ou de atributos, obtidos a partir de amostras ou de observações individuais, provenientes de pequenas ou grandes séries, com dados correlacionados ou independentes.

Sendo a motivação deste trabalho de investigação a de procurar aplicar as técnicas conhecidas do *SPC* a uma área pouco convencional, como é a área da saúde, procurámos antes de mais identificar, de entre as várias cartas de controlo apresentadas na literatura da especialidade, as que melhor se ajustavam à tipologia dos dados em estudo e, concomitantemente, qual (ou quais) poderia (poderiam) apresentar melhor performance na detecção de situações anormais, indicadoras do agravamento do estado de saúde do doente.

O nosso propósito é, pois, fazer uma análise individual por doente, dado que, como referimos no Capítulo 2, é cada vez mais consensual que os

parâmetros da população podem ser enganadores, quando considerados como referencial de um indivíduo.

Tal facto, na verdade, pudemos também constatar num dos doentes que estudámos (doente D13 – veja-se Anexo A), com recurso às cartas de Shewhart, e de cujo resultado fazemos a visualização na Figura 3.1.

Com efeito, se na carta de controlo da Figura 3.1-a o doente parece apresentar-se estabilizado, quando comparado com o seu próprio historial, o mesmo não acontece quando em confronto com os valores do grupo (Figura 3.1-b).

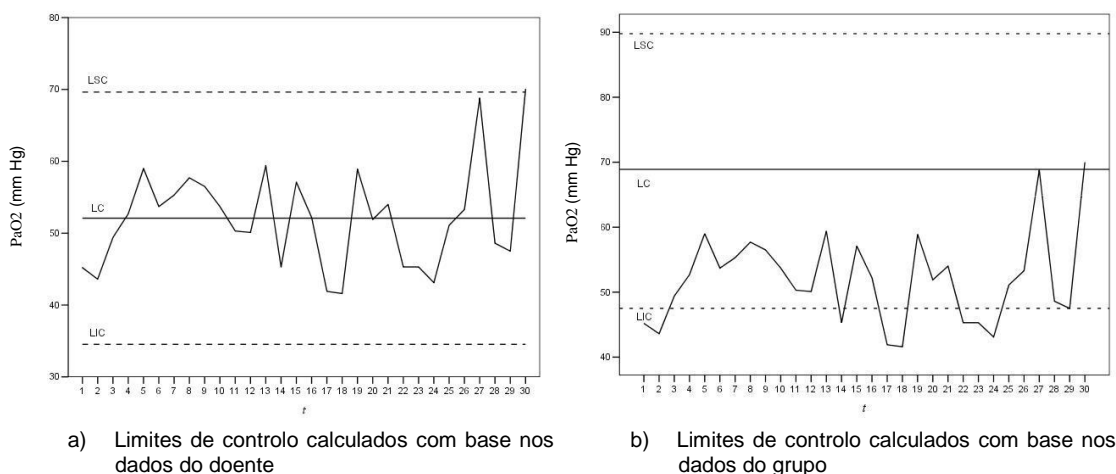


Figura 3.1 – Cartas de Shewhart para a variável PaO_2 , do doente D13

Mas, por outro lado, o recíproco pode igualmente acontecer, como se verifica com outro doente (doente D3 – veja-se Anexo A), representado na Figura 3.2. De facto, considerando os limites do grupo (Figura 3.2-b), não é referenciada uma melhoria significativa dos valores da variável (Figura 3.2-a), pelo que se perde uma oportunidade importante de se assinalar uma situação favorável ao estado de saúde do doente.

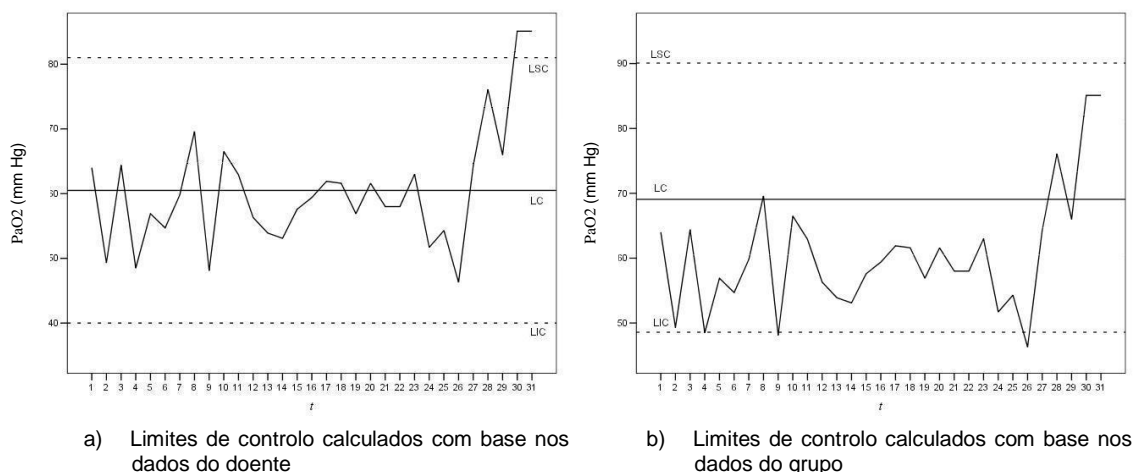


Figura 3.2 – Cartas de Shewhart para a variável PaO₂, do doente D3

Na utilização de cartas de controlo, um dos importantes pressupostos é o da independência dos dados. Contudo, em muitos processos produtivos verifica-se a presença de auto-correlação, a qual, se não for tida em conta, poderá acarretar efeitos negativos na obtenção e interpretação dos resultados da análise, com o conseqüente aumento de erros de decisão. De facto, quando se ignora a correlação dos dados, os parâmetros do processo e, concomitantemente, os limites de controlo são estimados incorrectamente. Por outro lado, o erro de Tipo I aumenta, com o conseqüente aumento de falsos alarmes assinalados pelas cartas de controlo. Assim, atendendo às implicações nefastas atrás apontadas, vários trabalhos sobre dados auto-correlacionados têm sido desenvolvidos por diferentes autores, como são os casos de Alwan e Roberts (1988), Wardell *et al.* (1992), Pereira-Leite e Rowlands (1993), Montgomery e Mastrangelo (1991), Mastrangelo e Montgomery (1995), Atienza *et al.* (1997), Schmid e Schöne (1997), Zhang (1998 e 1999), Apley e Shi (1999), English *et al.* (2000), Shu *et al.* (2002), Jiang (2004), Niebles e Mejía (2004), e Winkel e Zhang (2004).

Genericamente, na presença de dados correlacionados, duas abordagens são possíveis: ou se utilizam as cartas de controlo convencionais (Shewhart, EWMA, CUSUM) com limites de controlo modificados ou, mais frequentemente, determina-se o modelo matemático que se ajusta aos dados auto-correlacionados e constrói-se as usuais cartas de controlo para os resíduos ou os erros de previsão do modelo.

Assim, metodologicamente começámos, pois, por testar a existência de auto-correlação nos dados das variáveis (PaO₂, PaCO₂ e IMC) que iremos analisar para cada doente em estudo, auto-correlação essa que não foi constatada. Esta situação poderá dever-se a um espaçamento relativamente grande (três ou quatro meses, em média), e nem sempre periódico, entre as consultas.

Então, tendo em conta a particularidade dos dados a tratar, intentamos construir cartas de controlo para monitorizar observações individuais de variáveis contínuas independentes, isto é, isentas de auto-correlação.

Ora, para estes casos, de entre as várias cartas de controlo criadas, as mais divulgadas ao nível da literatura da especialidade são, sem dúvida, as tradicionais cartas de Shewhart, as cartas EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*) e as cartas CUSUM (*CUmulative SUM charts*).

Curiosamente, e por sua vez, as cartas MA (*Moving Average*), que inspiraram o aparecimento das cartas EWMA, têm sido desprovidas de importância. No entanto, e como vamos verificar, estas cartas revelam, no nosso estudo, virtualidades não despiciendas.

Mais recentemente, as cartas Q foram apresentadas como sendo uma boa alternativa às anteriores cartas, nomeadamente para controlo de pequenas séries ou séries de variáveis que não preenchem o requisito de variáveis normais [Quesenberry (1991 e 1993)]. Há que anotar desde já que, ao

contrário do trabalho de Zantek (2005), a nossa investigação não permitiu evidenciar o bom desempenho destas cartas Q, o que vai ao encontro das críticas apresentadas por Del Castillo e Montgomery (1994, 1996) relativamente às mesmas.

Para uma descrição detalhada das diferentes cartas de controlo mencionadas poderão consultar-se textos de vários autores, nomeadamente Montgomery (1991), Quesenberry (1997) e Del Castillo (2002).

Não obstante, e com vista a enquadrarmos o nosso trabalho, fazemos de seguida uma breve apresentação das cartas com que iremos trabalhar. Atendendo a que vários estudos apontam para o facto das cartas EWMA e CUSUM apresentarem desempenho e resultados análogos [vejam-se, por exemplo, Lucas e Saccucci (1990), Quesenberry (1995) e Reynolds e Stoumbos (2004)], neste trabalho dispensamo-nos de analisar as cartas CUSUM.

3.1 Breve apresentação das Cartas de Controlo

Como se sabe, os dados de uma determinada característica de qualidade que se pretende monitorizar não apresentam, ao longo do tempo, valores constantes. Estas variações, que surgem em qualquer processo, podem ser devidas a causas aleatórias ou não aleatórias. São as causas não aleatórias, normalmente designadas como causas especiais de variação, que pretendemos identificar o mais rapidamente possível, pois estas, ao

contrário das causas aleatórias, traduzem uma alteração nos parâmetros da distribuição da característica de qualidade. As cartas de controlo são das ferramentas mais adequadas na detecção dessas alterações.

3.1.1 Carta de Shewhart: considerações gerais

Na Figura 3.3 abaixo, apresentamos um exemplo de uma Carta de Controlo tradicional. Esta consiste na representação gráfica da evolução, ao longo do tempo (t), de uma característica de qualidade ω , que foi medida ou calculada a partir de uma amostra (de dimensão n igual ou superior a um).

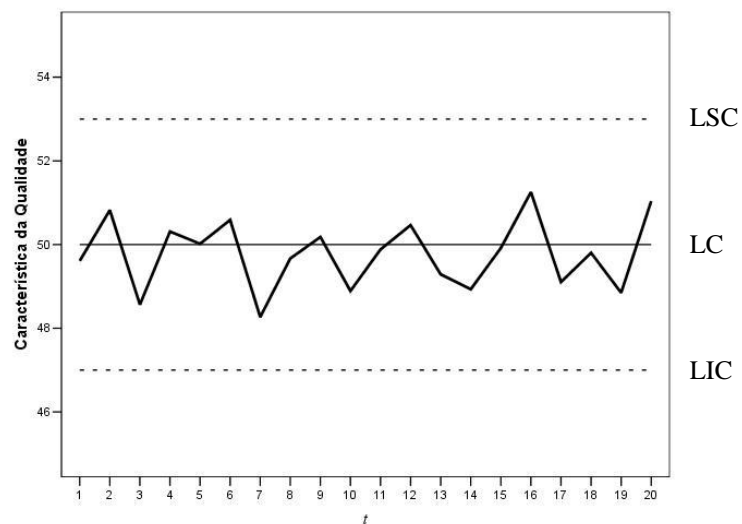


Figura 3.3 - Carta de controlo tradicional

No gráfico desenha-se uma Linha Central (LC) que representa o valor conhecido (ou estimado) da média da característica da qualidade, em torno da qual os valores representados deverão variar aleatoriamente quando o processo se encontra estabilizado.

Desenham-se igualmente duas outras linhas, designadas Limite Superior de Controlo (LSC) e Limite Inferior de Controlo (LIC). Estes limites são escolhidos de tal modo que, se o processo se encontra controlado, os valores da característica de qualidade estudada devem surgir dentro desses limites.

Entretanto, se um ponto é representado fora de tais limites, esta situação é interpretada como uma evidência de que o processo está fora de controlo, pelo que se deverá proceder a uma análise, sendo exigidas acções correctivas de modo a encontrar e eliminar as causas especiais de variação.

Por outro lado, pode acontecer que todos os pontos representados se encontrem no interior do intervalo de controlo [LIC, LSC], embora apresentem um comportamento não aleatório. Tal facto poderá sugerir que o processo não esteja estabilizado. Assim, foram estudados métodos ou regras que permitam identificar sequências de pontos não aleatórios.

Vários autores referem estas regras [Montgomery (1991), Quesenberry (1997), Requeijo (2003)], havendo, contudo, entre eles pequenas variações de redacção. Optámos por perfilhar, aqui, o conjunto de regras estabelecidas por Western Electric (1956), devido ao seu uso frequente na detecção de padrões não aleatórios.

Assim, divide-se a carta de controlo em seis zonas distintas, conforme se ilustra de seguida, na Figura 3.4. Considerando a zona A = (A+) U (A-), a zona B = (B+) U (B-) e a zona C = (C+) U (C-), a zona C contém todos os pontos que estão a uma distância 1σ da linha central, a zona B contém os

pontos que estão a uma distância da LC inferior a 2σ , mas que não se encontram na zona C e a zona A é formada pelos pontos que se encontram a uma distância da linha central superior a 2σ e inferior a 3σ .

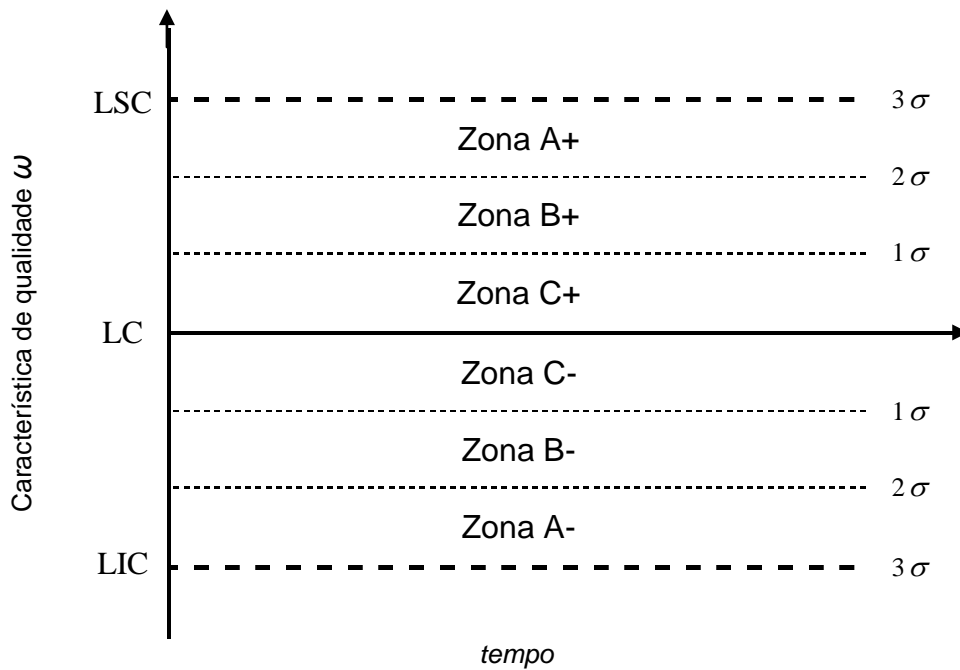


Figura 3.4 – Divisão da carta de controlo em diferentes zonas

Considera-se existir um padrão não aleatório nos valores representados na carta de controlo e, concomitantemente, poderemos estar na presença de causas especiais, se uma ou mais das seguintes regras se verificarem:

Regra 1: Dois de três pontos consecutivos na zona A+ ou na zona A-;

Regra 2: Quatro de cinco pontos consecutivos do mesmo lado da linha central e fora da zona C;

- Regra 3: Oito pontos consecutivos de um mesmo lado da linha central;
- Regra 4: Seis pontos consecutivos em sentido ascendente ou descendente;
- Regra 5: Catorze pontos crescendo e decrescendo, alternadamente;
- Regra 6: Quinze pontos consecutivos na zona C;
- Regra 7: Oito pontos de ambos os lados da linha central, embora nenhum na zona C.

Contudo, a crítica apontada à aplicação desta metodologia para detecção de situações fora de controlo é a de que essa aplicação acarreta, simultaneamente, um aumento de falsos alarmes, agravando substancialmente os custos associados ao controlo da qualidade.

3.1.2 Carta de Shewhart: escolha de Limites de Controlo

Considerando que a característica de qualidade ω é independente e identicamente distribuída, seguindo uma distribuição aproximadamente Normal, isto é, $\omega \sim N(\mu_\omega, \sigma_\omega^2)$, Shewhart (1931) propõe os seguintes limites de controlo e linha central:

$$\begin{cases} \text{LSC}_\omega = \mu_\omega + k\sigma_\omega \\ \text{LC}_\omega = \mu_\omega \\ \text{LIC}_\omega = \mu_\omega - k\sigma_\omega \end{cases} \quad (3.1)$$

A escolha do valor de k a usar na definição dos limites de controlo é ditada essencialmente por razões económicas, pelo que especificar os limites de controlo é, pois, uma das mais difíceis mas decisivas medidas a tomar, aquando da construção das cartas de controlo. Habitualmente usa-se o valor $k=3$, o qual corresponde a um $\text{ARL}_{\text{in}}=370$. ARL_{in} é o valor estimado para a medida de ARL (*Average Run Length*) no pressuposto do processo se encontrar sob controlo.

ARL é, pois, uma medida utilizada para comparar o desempenho apresentado pelas diferentes cartas e corresponde ao valor médio de amostras recolhidas até que seja assinalada na carta uma situação fora de controlo, isto é, até que se registre um valor fora dos limites de controlo. Naturalmente que se pretende que o valor do ARL seja grande, quando o processo está controlado (ARL_{in}), diminuindo o aparecimento de falsos alarmes, bem como se apresente o mais reduzido possível a partir do momento em que de facto ocorre uma alteração dos parâmetros do processo (ARL_{out}).

O valor de ARL é definido através das seguintes fórmulas:

$$\text{ARL}_{\text{in}} = \frac{1}{\alpha} \quad (3.2)$$

e

$$\text{ARL}_{\text{out}} = \frac{1}{1 - \beta} \quad (3.3)$$

sendo α a probabilidade de se cometer um erro do Tipo I, isto é, o de se assumir que o processo se encontra fora de controlo quando de facto está estabilizado. Na carta de Shewhart, tomando para k o valor 3, estamos a considerar que $\alpha=0.27\%$. Assim, mesmo quando o processo se encontra estabilizado, ao adoptar-se limites de controlo 3-sigma (isto é, considerando $k=3$), uma situação fora de controlo (isto é, um falso alarme) é gerada, em média, a cada 370 amostras.

Por sua vez, β é a probabilidade do erro de Tipo II, que é a probabilidade de não assinalarmos uma situação fora de controlo quando ela acontece de verdade.

Como sabemos, a diminuição do erro de Tipo I conduz ao aumento do erro de Tipo II e vice-versa. A diminuição de ambos os erros em simultâneo ocorre quando se aumenta a dimensão da amostra.

A situação ideal seria a recolha frequente de amostras de grandes dimensões. Mas esta possibilidade, de um modo geral, não é economicamente viável. Assim, é necessário identificar qual a melhor alternativa: efectuar uma recolha frequente de pequenas amostras ou fazer recolha de grandes amostras espaçadas no tempo.

Todas estas alternativas apresentam custos associados, pelo que as técnicas de *SPC* têm como um dos objectivos encontrar e identificar o equilíbrio e o factor mais vantajoso entre todas as condições em jogo.

3.1.3 Carta de Shewhart de Variáveis

Atendendo à característica de qualidade que se pretende monitorizar, as cartas de controlo podem ser classificadas, genericamente, em dois tipos:

- **Cartas de Controlo de Variáveis**, quando a característica de qualidade pode ser medida e expressa numa escala numérica contínua;
- **Cartas de Controlo de Atributos**, se a característica de qualidade não é mensurável numa escala contínua (variável discreta) ou é representada numa escala qualitativa.

Neste trabalho iremos desenvolver apenas as cartas de variáveis, uma vez que, como já foi dito, os dados que pretendemos estudar dizem respeito a variáveis contínuas.

Ora, na presença de variáveis contínuas é conveniente descrever a característica de qualidade através da medida de tendência central e da medida de variabilidade, pelo que duas cartas de controlo devem ser construídas: uma para controlar o parâmetro de localização e outra para controlar o parâmetro de dispersão da população.

Habitualmente, no controlo de variáveis contínuas recorre-se a amostras de dimensão n igual a 4 ou 5. O valor escolhido para a dimensão da amostra, em cada instante t , justifica-se em grande parte por razões económicas. Contudo, alguns autores [como, por exemplo, Requeijo (2003) e Montgomery (1991) que cita estudos de Schilling e Nelson (1976)], consideram que, na maioria dos casos, amostras de dimensão superior ou igual a 4 são suficientes para assegurar que a distribuição da média

amostral é aproximadamente Normal (independentemente dos valores individuais da variável seguirem, ou não, uma distribuição Normal), uma vez que o Teorema do Limite Central assim o garante para valores de n “suficientemente” grandes. Já Guimarães e Cabral (1997) entendem que, no Teorema do Limite Central, n é “suficientemente” grande quando se está na presença de um valor de $n \geq 10$ e a distribuição inicial é simétrica.

Existem, porém, situações em que o tamanho da amostra usada no processo de controlo é obrigatoriamente igual a um. Nestes casos, a amostra consiste numa observação individual da variável, pelo que é estritamente necessária a verificação do pressuposto da normalidade. Caso existam evidências de um grande desvio da normalidade, será necessário proceder à transformação dos dados numa nova variável que siga uma distribuição aproximadamente Normal.

Outro pressuposto, que assumimos nas cartas de controlo que estamos a apresentar, é o de que os valores da variável em estudo são independentes, isto é, estão isentos de auto-correlação. Assumimos este pressuposto pois, mais uma vez, essa é a situação dos dados com que iremos trabalhar.

No entanto, num qualquer processo de controlo da qualidade nem sempre essa situação acontece, pelo que vários autores, que mencionamos no início deste capítulo (veja-se página 56), têm desenvolvido trabalhos para aplicação de cartas de controlo a dados auto-correlacionados.

Na Tabela 3.1 a seguir, apresentamos, em síntese, as cartas que se utilizam tradicionalmente no controlo de variáveis independentes e normalmente distribuídas.

Tabela 3.1 – Cartas Shewhart de variáveis

		Controlo do parâmetro de localização	Controlo do parâmetro de dispersão
Dimensão da amostra	$n > 1$	Média Amostral Carta \bar{X}	Desvio-Padrão Carta S
			Amplitude Carta R
	$n = 1$	Observações Individuais Carta X	Amplitudes Móveis Carta MR

No caso de amostras de dimensão $n > 1$, a variabilidade ou dispersão pode ser controlada através de uma carta de controlo para o desvio-padrão (carta S) ou de uma carta de controlo para a amplitude (carta R, assim designada a partir do vocábulo inglês *Range*). Por simplicidade de cálculo, no passado a carta R era amplamente usada no controlo da dispersão do processo. De facto, sendo a amplitude R dada pela diferença entre os valores máximo e mínimo da amostra ($R = x_{\max} - x_{\min}$), para amostras de pequena dimensão a aplicação da carta R ou da carta S não se traduz em diferenças acentuadas.

Contudo, para amostras de dimensão moderada (por exemplo $n > 9$) ou de dimensão variável, a utilização da amplitude da amostra perde rapidamente eficiência, uma vez que ignora toda a informação da amostra contida entre os valores máximo e mínimo.

Assim, com o aparecimento e utilização generalizada dos computadores, o motivo habitual para defender o uso da carta R perde razão de ser, pelo que se aconselha (e é o que faremos doravante neste trabalho) a utilização da carta S no controlo da dispersão do processo, caso se utilizem amostras de dimensão $n > 1$.

Entretanto, Riaz (2008), propõe uma carta alternativa para o controlo de dispersão, designada Carta Q^[1], baseada na amplitude do intervalo interquartil. Afirma este autor que tal carta tem maior poder discriminatório do que a carta R e um valor muito próximo da carta S, para o caso de dados normais. Constatou ainda que o poder discriminatório da carta Q é menos influenciado, do que as restantes cartas, pelos desvios da normalidade apresentados pelos dados. A comparação foi realizada com base nas curvas de potência.

No caso de controlo de observações individuais ($n=1$) não é possível encontrar a estatística da dispersão da amostra. Para ultrapassar esta dificuldade, recorre-se à amplitude móvel *MR* (*Moving Range*) de duas observações consecutivas para estimar a variabilidade do processo. Considera-se, pois, que a dispersão no instante t é dada pela expressão

$$MR_t = |x_t - x_{t-1}| \quad (3.4)$$

A utilização destas “amostras fictícias” (que não são independentes) bem como o uso da carta MR no controlo da dispersão não são, contudo, consensuais. De facto, Nelson (1982) e Ridgon, Cruthis e Champ (1994) consideram inútil a utilização da carta MR, pois referem que a carta X contém já toda a informação dada pela carta das amplitudes móveis. Aliás, estes autores demonstram nos seus trabalhos que a utilização apenas da carta X ou a utilização conjunta das cartas X-MR apresentam eficiência idêntica na detecção de alterações do parâmetro de dispersão σ .

[1] Embora designada pelo mesmo nome, esta carta nada tem que ver com as Cartas Q propostas por Quesenberry (1991 e 1993).

Num qualquer processo de controlo de qualidade podem surgir quatro situações, habitualmente designadas por *KK*, *UK*, *KU* e *UU*: no Caso I (caso *KK*) os parâmetros da distribuição da característica de qualidade, μ (média) e σ (desvio-padrão), são ambos conhecidos (caso *Known Known*); no Caso II (caso *UK*) a média é desconhecida (*Unknown*) e o desvio-padrão é conhecido (*Known*); no Caso III (caso *KU*) invertem-se as posições, pelo que μ é conhecida (*Known*) e σ desconhecido (*Unknown*), e no Caso IV (caso *UU*) ambos os parâmetros μ e σ são desconhecidos (*Unknown Unknown*).

No caso *KK*, situação teórica que raramente ocorre na prática, considera-se que os parâmetros são ambos conhecidos, pelo que a construção das cartas de controlo permite controlar o processo desde o primeiro instante.

Assim, assumindo que a variável X , característica da qualidade que se pretende controlar, segue uma distribuição normal de parâmetros conhecidos, isto é, $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, é sabido que a média amostral segue uma distribuição tal que $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$, sendo n a dimensão da amostra.

Por outro lado, sabe-se igualmente que o desvio-padrão amostral S é igual ao valor $c_4\sigma$, sendo c_4 uma constante que depende da dimensão n da amostra. Assim, a média de S é igual a $c_4\sigma$ e prova-se, também, que o desvio-padrão da estatística S é dado pela expressão $\sigma\sqrt{1-c_4^2}$. Em Montgomery (1991) podem encontrar-se os valores de c_4 , tabelados para os diferentes valores de n .

Por último, é bem conhecida a relação existente entre a amplitude de uma amostra de uma distribuição normal e o desvio-padrão dessa mesma distribuição (Montgomery, 1991). De facto, a variável aleatória W

(designada amplitude relativa), dada pela expressão $W = \frac{R}{\sigma}$, segue uma distribuição cujos parâmetros são função da dimensão n da amostra considerada.

Montgomery (1991) apresenta tabelas que fornecem, para os diferentes valores de n , o valor para a média (constante d_2) e o valor para o desvio-padrão (constante d_3) da variável W .

Atendendo a que a amplitude móvel MR pode ser considerada a amplitude de uma amostra de dimensão dois, resulta que $E(MR) = d_2\sigma$ e o desvio-padrão de MR é igual a $d_3\sigma$.

Assim, tendo em atenção o exposto e recorrendo às igualdades propostas por Shewhart (veja-se equação 3.1 na secção 3.1.2), apresentam-se agora, na Tabela 3.2, os limites de controlo e a linha central para as cartas \bar{X} e S , bem como para as cartas X e MR , no caso dos parâmetros da distribuição serem conhecidos.

Tabela 3.2 – Limites de controlo das cartas de *Shewhart*, no caso *KK*

		LIC	LC	LSC	
Dimensão da amostra	$n > 1$	Carta \bar{X}	$\mu - k \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$	μ	$\mu + k \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$
		Carta S	$(c_4 - k\sqrt{1-c_4^2})\sigma$	$c_4\sigma$	$(c_4 + k\sqrt{1-c_4^2})\sigma$
	$n = 1$	Carta X	$\mu - k\sigma$	μ	$\mu + k\sigma$
		Carta MR	$(d_2 - kd_3)\sigma$	$d_2\sigma$	$(d_2 + kd_3)\sigma$

No outro extremo temos o caso UU , que surge com frequência na prática e que podemos considerar que generaliza as restantes situações UK e KU . Por esta razão, e porque raramente ocorre uma situação em que apenas um dos parâmetros é conhecido, os casos UK e KU não serão objecto de análise neste trabalho.

No caso UU , para construirmos os limites das cartas de controlo temos de dividir o processo em duas fases. Na primeira fase (Fase I) é necessário estimar os valores dos parâmetros, razão pela qual se controla o processo retrospectivamente. Assim, os parâmetros μ e σ da distribuição da variável a controlar serão estimados a partir dos valores das m primeiras amostras, de dimensão n .

No caso de amostras de dimensão $n > 1$, o melhor estimador de μ é a média das m médias amostrais, que se obtém através da fórmula

$$\bar{\bar{X}} = \frac{\bar{X}_1 + \bar{X}_2 + \dots + \bar{X}_m}{m} \quad (3.5)$$

em que a média amostral \bar{X}_t , em cada instante t ($t = 1, 2, \dots, m$), é obtida a partir da igualdade

$$\bar{X}_t = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (3.6)$$

De modo análogo, considerando a média dos desvios-padrão das m amostras definida pela igualdade

$$\bar{S} = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m S_t \quad (3.7)$$

em que S_t é o desvio-padrão referente à amostra no instante t . Um estimador não enviesado de σ é dado pela equação

$$\hat{\sigma} = \frac{\bar{S}}{c_4} \quad (3.8)$$

Por sua vez, na presença de m observações individuais (caso em que a dimensão n da amostra é igual a um), o estimador da média da população é a média das observações individuais, dada pela expressão

$$\bar{X} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_m}{m} \quad (3.9)$$

e o desvio-padrão σ é estimado através da expressão

$$\hat{\sigma} = \frac{\overline{MR}}{d_2} \quad (3.10)$$

em que \overline{MR} é a média das $m-1$ amplitudes móveis de duas observações consecutivas, dada pela expressão

$$\overline{MR} = \frac{1}{m-1} \sum_{t=2}^m |x_t - x_{t-1}| \quad (3.11)$$

Estimados os parâmetros, podemos então calcular os limites de controlo e linha central das cartas de Shewhart, para o caso *UU*. Esses valores vão descritos na seguinte Tabela 3.3.

Tabela 3.3 – Limites de controlo das cartas de *Shewhart*, no caso *UU*

		LIC	LC	LSC	
Dimensão da amostra	$n > 1$	Carta \bar{X}	$\bar{X} - \frac{k}{c_4 \sqrt{n}} \bar{S}$	\bar{X}	$\bar{X} + \frac{k}{c_4 \sqrt{n}} \bar{S}$
		Carta S	$\left(1 - \frac{k}{c_4} \sqrt{1 - c_4^2}\right) \bar{S}$	\bar{S}	$\left(1 + \frac{k}{c_4} \sqrt{1 - c_4^2}\right) \bar{S}$
	$n = 1$	Carta X	$\bar{X} - \frac{k}{d_2} \overline{MR}$	\bar{X}	$\bar{X} + \frac{k}{d_2} \overline{MR}$
		Carta MR	$\left(1 - k \frac{d_3}{d_2}\right) \overline{MR}$	\overline{MR}	$\left(1 + k \frac{d_3}{d_2}\right) \overline{MR}$

Depois de validados os limites encontrados, assume-se que o processo está estabilizado e que os parâmetros passam a ser conhecidos e iguais aos valores estimados na Fase I.

Concluída a Fase I, dá-se início à Fase II da monitorização do processo, situação em que o controlo da qualidade passa a ser feito em cada instante t . Nesta fase, o procedimento adoptado para construir as cartas de controlo é análogo ao caso *KK* descrito anteriormente, uma vez que se assume que os parâmetros da distribuição do processo são conhecidos.

A validação dos limites de controlo é feita através do controlo retrospectivo dos dados em análise. Isto é, depois de calculados os limites a partir das m amostras de dimensão n , construímos as cartas de controlo e verificamos se, nas m amostras iniciais, existem causas especiais de variação. Caso se verifiquem, devem ser removidos dos dados todos os pontos que se apresentem fora de controlo e novas estimativas dos parâmetros e novos limites de controlo devem ser calculados. Após construção de uma nova carta, com limites e linha central revistos, procede-se novamente à verificação da estabilidade, ou não, do processo.

Repete-se ciclicamente este procedimento até que se considere que o processo se encontra controlado, altura em que se assume que os parâmetros da característica de qualidade do processo são conhecidos, dando assim origem à Fase II do processo de controlo.

A principal crítica apontada às cartas de Shewhart [vejam-se, por exemplo, Crowder (1987), Lucas e Saccucci (1990) e Carson e Yeh (2008)] é a sua fraca sensibilidade para detectar pequenas perturbações nos parâmetros.

Devido a esse factor, as cartas EWMA, introduzidas por Roberts (1959), têm sido apresentadas como a principal alternativa às cartas de Shewhart,

mostrando-se muito sensíveis na detecção de pequenas e moderadas alterações dos parâmetros.

3.1.4 Carta EWMA

Muitos são os autores que têm dedicado a sua atenção à carta EWMA, nomeadamente Robinson e Ho (1978), Hunter (1986), Crowder (1987 e 1989), Capizzi e Masarotto (2003), Reynolds Jr. e Stoumbos (2005) e Triantafyllopoulos (2007).

A carta EWMA para controlo do parâmetro de localização recorre a um gráfico análogo ao das cartas de Shewhart.

Contudo, sendo X a variável da característica da qualidade em estudo, e mantendo o pressuposto que $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, a estatística representada no gráfico da carta EWMA é agora calculada, no instante t , através da fórmula

$$E_t = \lambda Y_t + (1 - \lambda) E_{t-1}, \text{ com } t = 1, 2, 3, \dots \quad (3.12)$$

em que λ é uma constante de amortização pertencente ao intervalo]0;1], a variável Y toma o valor dado por \bar{X} ou X , consoante o controlo do processo se faça recorrendo a amostras (de dimensão $n > 1$) ou a observações

individuais ($n = 1$), e o valor inicial E_0 é igual ao valor conhecido ou estimado da média μ .

Considerando a equação 3.12, podemos reescrever o valor da estatística E_t através da seguinte igualdade:

$$\begin{aligned} E_t &= \lambda Y_t + (1-\lambda) \cdot (\lambda Y_{t-1} + (1-\lambda) E_{t-2}) \\ &= \lambda Y_t + \lambda(1-\lambda) Y_{t-1} + (1-\lambda)^2 E_{t-2} \end{aligned} \quad (3.13)$$

Fazendo substituições recursivas, obtemos

$$E_t = \lambda \left(\sum_{i=0}^{t-1} (1-\lambda)^i Y_{t-i} \right) + (1-\lambda)^t E_0 \quad (3.14)$$

Atendendo a que $\sum_{i=0}^{t-1} (1-\lambda)^i$ é a soma de uma série geométrica, resulta que

$$\begin{cases} E(E_t) = \mu + (1-\lambda)^t (E_0 - \mu) = \mu \\ Var(E_t) = \frac{\lambda \sigma^2}{n} \frac{1 - (1-\lambda)^{2t}}{2-\lambda} + (1-\lambda)^{2t} Var(E_0) = \frac{\lambda \sigma^2}{n} \frac{1 - (1-\lambda)^{2t}}{2-\lambda} \end{cases} \quad (3.15)$$

Por conseguinte, os limites de controlo da carta EWMA, conhecidos os parâmetros μ e σ , são dados pelas equações:

$$\begin{cases} \text{LSC} = \mu + k \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2-\lambda}\right) \left(1 - (1-\lambda)^{2t}\right)} \\ \text{LC} = \mu \\ \text{LIC} = \mu - k \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \sqrt{\left(\frac{\lambda}{2-\lambda}\right) \left(1 - (1-\lambda)^{2t}\right)} \end{cases} \quad (3.16)$$

No caso *UU*, em que os parâmetros são desconhecidos, substitui-se μ e σ pelos respectivos estimadores.

A escolha dos valores para as constantes λ e k foi estudada por Crowder (1989) e por Lucas e Saccucci (1990), tendo estes autores constatado que, para um $ARL_{in}=370$, o par $(\lambda, k) = (0.25; 2.9)$ é aquele que melhor detecta uma variação da média igual a 1.5 vezes o desvio-padrão. Assim, foram estes os valores que utilizámos nas simulações que iremos apresentar neste trabalho.

Identificar a melhor carta EWMA a aplicar a cada caso passa por identificar o melhor par (λ, k) a utilizar. Daí, sugere-se que na sua escolha se comece por especificar qual o valor do ARL_{in} que se pretende para o processo e qual a magnitude da perturbação que mais rapidamente se procura detectar. De seguida, escolhem-se os valores das constantes λ e k , recorrendo, por exemplo, aos estudos apresentados por Crowder (1989) ou por Lucas e Saccucci (1990) ou usando os gráficos propostos por Quesenberry (1997).

Em geral, uma boa regra é usar valores pequenos de λ , quando se pretende detectar pequenas perturbações no processo.

De notar que até aqui, neste trabalho, a carta EWMA foi analisada apenas numa perspectiva de (mais) uma ferramenta para o controlo da qualidade de um qualquer processo.

Ora acontece que a estatística EWMA tem a particularidade de fornecer, também, uma previsão para o valor da média do processo. De facto, E_t constitui uma previsão do valor da média do processo no instante $t+1$, pelo que pode ser usada como base num algoritmo dinâmico de um processo de controlo.

Consequentemente, a carta EWMA pode utilizar-se para sinalizar uma situação fora de controlo, e a diferença entre o valor pretendido para a média do processo e a previsão dada pela estatística EWMA pode, por sua vez, determinar o “ajuste” que é necessário fazer ao processo, quando este não se encontra estabilizado (Montgomery, 1991).

Não iremos aqui descrever a aplicação das cartas EWMA para o controlo da variância da população, pela menor atenção que os diferentes autores interessados na temática do *SPC* têm dado a esse caso. Não obstante, existem alguns trabalhos desenvolvidos nesta área, como sejam os de Crowder e Hamilton (1992-a, 1992-b) e de Maravelakis e Castagliola (2009).

3.1.5 Carta MA (modificada)

À semelhança do que acontece com a carta EWMA, a ideia base da carta MA consiste em combinar a informação de duas ou mais amostras anteriores, de modo a aumentar a sua performance na detecção de causas especiais de variação.

Em conformidade com tal pressuposto, neste trabalho propomos o cálculo da estatística M_t através da expressão

$$\begin{cases} M_t = Y_t & \text{se } t < r \\ M_t = \frac{\sum_{i=t-r+1}^t Y_i}{r} & \text{se } t \geq r \end{cases} \quad (3.17)$$

em que r é o número de amostras consideradas para o cálculo de M_t e em que, como na carta EWMA, Y toma o valor dado por \bar{X} ou X , caso estejamos a trabalhar com amostras de dimensão $n > 1$ ou $n = 1$, respectivamente.

Esta carta MA, modificada, difere da carta MA tradicional nas primeiras $r - 1$ observações, como pode ver-se, confrontando Roberts (1966), Montgomery (1991) ou Quesenberry (1997), por exemplo. Com efeito, a estatística M_t (com $t \leq r - 1$) corresponde aos valores representados na carta de Shewhart, o que permite maior rapidez na detecção de grandes perturbações no caso *zero-state*, isto é, no caso em que a perturbação ocorre no instante $t = 1$; os restantes valores de M_t ($t \geq r$) equivalem aos valores obtidos para a

tradicional carta MA e que, em cada instante t , correspondem à média das últimas r observações de Y .

A estatística M_t é, igualmente, representada num gráfico, cuja Linha Central (LC) é o valor conhecido (ou estimado) da média das observações e em que os limites de controlo (LIC e LSC) se encontram, uma vez mais, a uma distância da linha central igual a k vezes o desvio-padrão de M_t .

A escolha do número r de amostras a incluir no cálculo da estatística M_t está inversamente relacionada com o tamanho da perturbação que se pretende identificar no processo. Assim, pequenas perturbações são, em geral, mais rapidamente detectadas com valores maiores de r .

3.1.6 Carta Q

Por sua vez, as cartas Q são cartas de controlo com LC=0 e limites de controlo iguais a ± 3 (quando assumimos um valor de $ARL_{in}=370$), uma vez que os dados da variável X , referente à característica da qualidade em análise, são transformados numa estatística Q_t , calculada a partir de fórmulas desenvolvidas por Quesenberry (1991, 1995, 1997) e que segue uma distribuição normal padrão.

Quesenberry apresenta como relevantes qualidades destas cartas o facto de serem robustas quando aplicadas a variáveis que não verifiquem o pressuposto da normalidade, bem como o de poderem ser aplicadas ao controlo de pequenas séries, por, conforme a explicitação de Requeijo (2003), “*não necessitarem de estimativas iniciais dos parâmetros do*

processo, pois estas estimativas vão sendo determinadas ao longo do evoluir natural do processo”.

Assim, dependendo do caso que se pretende monitorizar, Quesenberry (1997) propõe que a estatística Q_t seja calculada através das fórmulas apresentadas de seguida, na Tabela 3.4.

Contudo, Del Castillo e Montgomery (1994, 1996) afirmam que as cartas Q, nomeadamente para os casos *KU* e *UU*, são muito pouco sensíveis na detecção de perturbações do processo, uma vez que apresentam valores muito elevados para o ARL_{out} . Esta falta de sensibilidade das cartas Q é tanto maior quanto menor é o tempo decorrido entre o início do processo e o instante em que se verifica uma alteração dos parâmetros. Esta constatação obtivemo-la no estudo de simulação que fizemos e descrevemos abaixo, no ponto 3.2.

Em resposta às críticas apresentadas por Del Castillo e Montgomery, Quesenberry (1995 e 1996) propõe como alternativa a construção de uma carta EWMAQ, que consiste em substituir, na carta EWMA, o valor de Y pelo valor da estatística Q_t . Com esta proposta, Quesenberry afirma que se aumenta a probabilidade de detectar alterações nos parâmetros do processo, sem se aumentar o número de falsos alarmes. No trabalho de simulação que realizámos não nos foi possível validar esta afirmação, por problemas numéricos ocorridos no cálculo da estatística da carta EWMAQ.

Tabela 3.4 – Valor da estatística Q

Caso	Estatística Q_t	
	Dados amostrais ($n > 1$)	Observações individuais ($n = 1$)
KK	$Q_t = \frac{\sqrt{n}(\bar{X}_t - \mu)}{\sigma}, \quad t = 1, 2, 3, \dots$	$Q_t = \frac{X_t - \mu}{\sigma}, \quad t = 1, 2, 3, \dots$
UK	$Q_t = \sqrt{\frac{n(t-1)}{t}} \times \frac{\bar{X}_t - \bar{X}_{t-1}}{\sigma}, \quad t = 2, 3, \dots$	$Q_t = \sqrt{\frac{t-1}{t}} \times \frac{X_t - \bar{X}_{t-1}}{\sigma}, \quad t = 2, 3, \dots$
KU	$Q_t = \Phi^{-1} \left[T_{t(n-1)} \left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X}_t - \mu)}{S_{t-1}} \right) \right], \quad \text{com } t = 1, 2, 3, \dots$	$Q_t = \Phi^{-1} \left[T_{t-2} \left(\frac{X_t - \mu}{S_{t-1}} \right) \right], \quad \text{com } t = 3, 4, 5, \dots$
UU	$Q_t = \Phi^{-1} \left[T_{t(n-1)} \left(\sqrt{\frac{n(t-1)}{t}} \times \frac{\bar{X}_t - \bar{X}_{t-1}}{S_{t-1}} \right) \right], \quad \text{com } t = 2, 3, \dots$	$Q_t = \Phi^{-1} \left[T_{t-2} \left(\sqrt{\frac{t-1}{t}} \times \frac{X_t - \bar{X}_{t-1}}{S_{t-1}} \right) \right], \quad \text{com } t = 3, 4, \dots$

Sendo: $\bar{X}_t = \frac{\bar{X}_1 + \bar{X}_2 + \dots + \bar{X}_t}{t}$ e $S_t^2 = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (\bar{X}_i - \mu)^2$

Φ^{-1} a inversa da distribuição normal padrão

T_ν a distribuição *t-Student* com ν graus de liberdade.

3.2 Análise da performance das cartas em estudo

O objectivo deste trabalho de investigação é a aplicação de cartas de controlo no acompanhamento e monitorização de doentes respiratórios crónicos do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo.

Assim, procurando fundamentar a escolha da carta que iremos utilizar nessa monitorização, comparamos, sob as mesmas condições experimentais, as cartas de controlo mencionadas em 3.1, com o intuito de identificar aquela que melhor performance poderá apresentar quando aplicada aos dados que pretendemos analisar.

Para isso, com recurso à programação em *Visual Basic*, fizemos um estudo de simulação para confrontar o desempenho das cartas de Shewhart, EWMA, MA (modificada) e carta Q, na detecção de perturbações na média do processo. Este estudo foi realizado para o caso em que os dados simulados foram obtidos a partir de amostras de dimensão $n=5$, bem como para o caso em que dados provieram de observações individuais ($n=1$).

Em todo o trabalho de simulação realizado, assumimos sempre a estabilidade da dispersão dos dados gerados, isto é, mantivemos inalterado o valor do desvio-padrão da variável ao longo de todo o processo. Consequentemente, não construímos as cartas de controlo para o parâmetro de dispersão.

A medida a que recorremos para comparar o desempenho apresentado pelas diferentes cartas foi a ARL (*Average Run Length*), mencionada em 3.1.2:

- ARL_{in} , que nos dá o número de falsos alarmes que ocorrem quando o processo está estabilizado (esta medida é particularmente importante, uma vez que falsos alarmes em número excessivo, para além de acarretarem paragens de produção e gastos desnecessários, poderão pôr em causa a utilidade do controlo estatístico do processo, levando, em última análise, ao seu abandono);
- ARL_{out} , que nos dá o número de amostras “não conformes” que, em média, são recolhidas até que uma verdadeira situação fora de controlo seja detectada.

Fizemos simulações para o caso KK (ambos os parâmetros do processo, μ e σ , conhecidos), o que nos permitiu validar a metodologia utilizada, e para o caso UU (ambos os parâmetros desconhecidos), situação que ocorre nos dados médicos que pretendemos acompanhar.

Para cada condição de simulação, foram realizadas 5000 experiências que permitiram encontrar os valores de ARL que se apresentam tabelados abaixo, nas secções 3.2.1 e 3.2.2.

Em cada experiência foram geradas variáveis normais (com média μ e desvio-padrão σ), nas quais foi introduzida uma perturbação na média da

variável igual a δ vezes o desvio-padrão. Foram estudados os valores de δ igual a zero (situação que corresponde a um processo estabilizado, pois ao longo de toda a experiência não se verifica alteração da média) e, ainda, os valores de $\delta = 0.25, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 3.0$ e 4.0 (para este último valor, $\delta=4.0$, foram realizadas simulações apenas para o caso $n=1$). A introdução da perturbação foi realizada para os casos que Lucas e Saccucci (1990) designam por *zero-state* e por *steady-state*. Estes autores chamam *zero-state* à situação em que a perturbação na média do processo ocorre no instante zero, isto é, no instante em que se inicia o controlo do processo. No caso *steady-state* a alteração da média acontece após um período w , durante o qual o processo se encontra controlado. Esta análise foi realizada para os valores de w igual a zero (caso *zero-state*) e para os valores 10 e 100 (caso *steady-state*).

Sendo detectada uma situação fora de controlo, a experiência terminava; registava-se o valor RL (*Run Length*), dado pelo número de iterações realizadas até ao momento da interrupção, e dava-se início a uma nova experiência. Não sendo detectada nenhuma observação fora dos limites de controlo, o processo parava ao fim de 2000 iterações, sendo esse o valor registado para o RL. De seguida, nova experiência se iniciava, até um total de 5000. O valor de ARL registado é a média dos 5000 valores de RL encontrados, nas simulações realizadas para cada condição experimental.

Na Tabela 3.5, a seguir, mostramos os valores das constantes utilizados em cada carta, para a construção dos limites de controlo.

Tabela 3.5 – Valores das constantes utilizadas no cálculo dos limites de controlo

Carta	Constante	Valor
Shewhart	k	3
EWMA	λ	0.25
	k	2.9
MA	r	3
	k	3
	r	11
	k	2.8

Os motivos da escolha dos valores das constantes para a carta de Shewhart e para a carta EWMA foram já mencionados, respectivamente, nas secções 3.1.2 e 3.1.4.

Quanto à carta MA, optámos por fazer a simulação para dois valores distintos de r (número de amostras consideradas para o cálculo da estatística), uma vez que pequenas perturbações no processo são, em geral, mais rapidamente detectadas com valores grandes de r e, ao contrário, grandes perturbações são melhor detectadas com um menor valor de r . Por sua vez, para estas cartas, escolhemos valores de k que, à semelhança das restantes, apresentassem um ARL_{in} próximo de 370.

3.2.1 Valores de ARL (com $n=5$)

Neste ponto, apresentaremos o resultado das simulações que realizámos para o controlo da média do processo, no caso em que os dados foram

obtidos a partir de amostras de dimensão $n=5$. A escolha de $n=5$ prende-se com o facto de ser este o valor habitualmente utilizado na prática, pelas razões já mencionadas em 3.1.3. Como dissemos, o estudo foi realizado para os casos *KK* e *UU*.

No caso *KK*:

Para uma melhor compreensão das experiências realizadas e já descritas, expomos de seguida, em esquema, o procedimento adoptado.

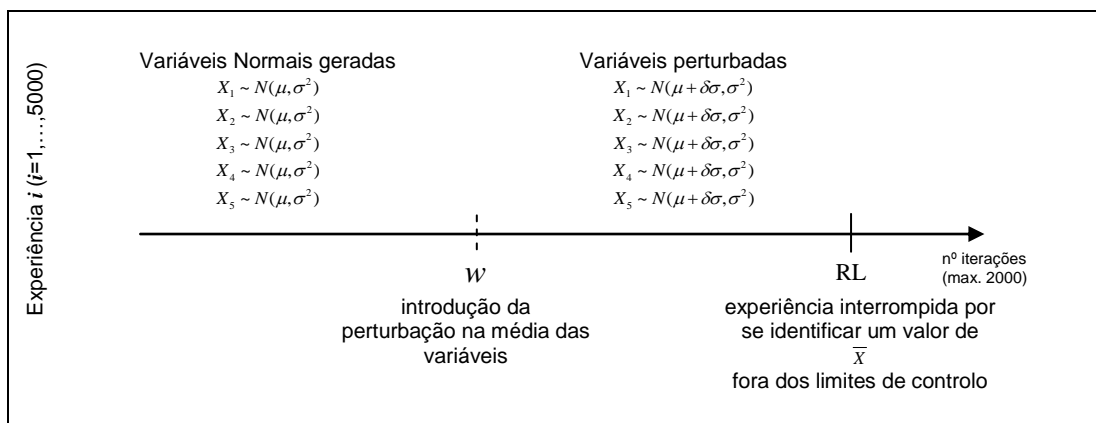


Figura 3.5 - Esquema das experiências realizadas para determinação de ARL, usando dados amostrais no caso *KK*

Assim, da Tabela 3.6 constam os valores de ARL e SRL (*Standard deviation of the Run Lengths*) que encontrámos para as diferentes cartas, em função das diferentes condições utilizadas nas simulações.

Tabela 3.6 – Valores de ARL e SRL para o controlo da média do processo, para o caso KK usando dados amostrais ($n=5$)

KK		$n=5$														
		Shewhart (ou Q)					EWMA			MA3 ($r=3$)			MA11 ($r=11$)			
		w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100
0.0	ARL	376.3	365.6	369.6	367.9	368.6	358.6	426.8	427.1	368.7	444.0	445.8	439.0			
	SRL	373.2	353.3	365.6	358.8	362.3	354.6	408.1	412.5	359.9	423.3	430.4	412.2			
0.25	ARL	134.5	131.4	132.5	33.3	32.2	32.9	68.1	66.6	62.6	30.8	28.9	29.9			
	SRL	132.5	132.6	129.8	28.6	28.8	28.9	65.8	65.6	61.0	24.6	24.3	24.5			
0.5	ARL	33.6	33.3	33.1	8.4	8.2	8.3	12.7	12.7	12.6	10.3	8.9	9.0			
	SRL	33.1	32.9	33.1	5.0	5.0	5.2	11.0	11.0	10.9	4.1	3.8	3.9			
1.0	ARL	4.5	4.5	4.4	3.0	3.0	3.0	2.7	2.9	2.9	4.2	4.6	4.6			
	SRL	4.0	4.0	3.9	1.1	1.2	1.2	1.4	1.2	1.2	3.1	1.5	1.5			
1.5	ARL	1.6	1.5	1.5	2.0	1.9	1.9	1.5	2.0	2.0	1.6	3.3	3.2			
	SRL	0.9	0.9	0.9	0.5	0.7	0.7	0.7	0.6	0.6	0.9	1.0	1.0			
2.0	ARL	1.1	1.1	1.1	1.5	1.5	1.5	1.1	1.6	1.6	1.1	2.6	2.5			
	SRL	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.5	0.3	0.5	0.5	0.3	0.8	0.8			
3.0	ARL	1.0	1.0	1.0	1.0	1.1	1.1	1.0	1.2	1.2	1.0	1.8	1.8			
	SRL	0.01	0.0	0.0	0.11	0.2	0.2	0.01	0.4	0.4	0.01	0.6	0.5			

De notar que, no caso *KK*, os valores encontrados para a carta Shewhart e para a carta Q são os mesmos, uma vez que, nesta situação, a estatística Q_t é o valor-padrão da estatística da carta de Shewhart (veja-se Tabela 3.4).

Os cálculos realizados permitiram validar a metodologia usada, uma vez que os valores de ARL e SRL encontrados para a carta de Shewhart, no caso de um processo controlado ($\delta=0$), são muito próximos dos valores teóricos do ARL_{in} e do SRL_{in} , quando a média e o desvio-padrão são conhecidos ($ARL_{in} = 1/\alpha = 370.3$ e $SRL_{in} = \sqrt{1-\alpha}/\alpha = 368.3$, considerando $\alpha = 0.27\%$).

Para uma melhor visualização e comparação dos valores de ARL obtidos nas diferentes cartas, apresentamos de seguida os gráficos com o valor da variável $\ln(ARL)$ – a utilização desta variável prende-se com razões de escala – em função da constante δ , para os casos $w=0$ (Figura 3.6), $w=10$ (Figura 3.7) e $w=100$ (Figura 3.8).

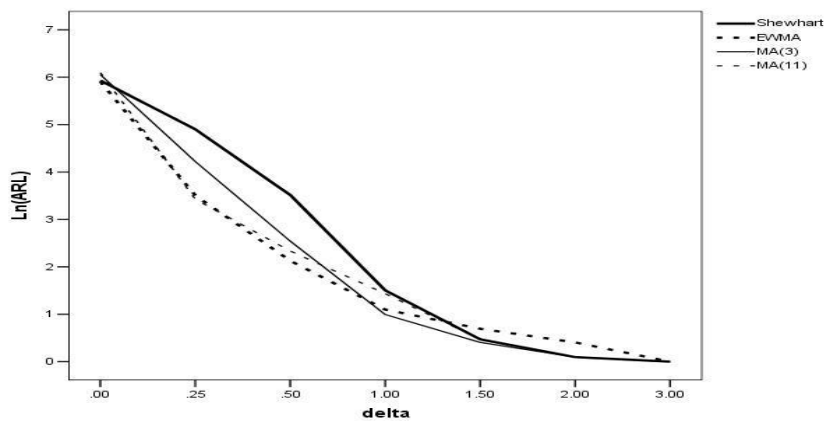


Figura 3.6 – Valor de $\ln(ARL)$, em função da constante δ .
Caso *KK*, considerando $n=5$ e $w=0$

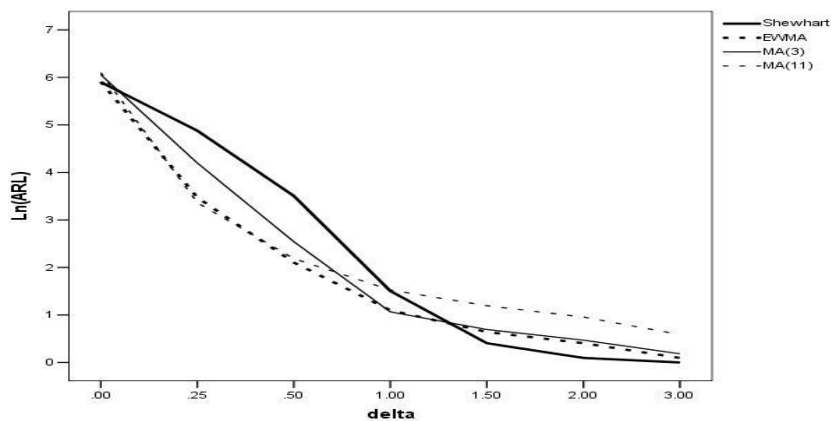


Figura 3.7 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ .
Caso KK , considerando $n=5$ e $w=10$

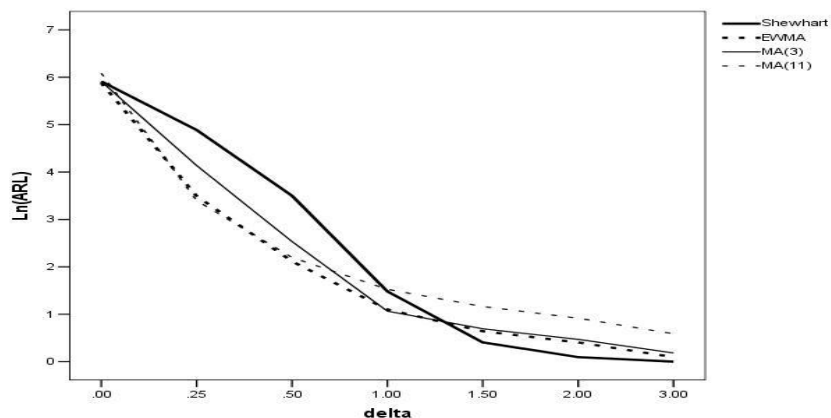


Figura 3.8 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ .
Caso KK , considerando $n=5$ e $w=100$

Concomitantemente, constatamos que, para a mesma carta, não existem grandes diferenças na ordem de grandeza do valor de ARL em função do instante (w) em que a perturbação da média acontece.

Da análise dos valores registados na Tabela 3.6 e das Figuras 3.6, 3.7 e 3.8, comprovamos que as cartas EWMA apresentam melhores resultados na

detecção de pequenas variações da média, verificando-se um melhor desempenho das cartas Shewhart na presença de grandes variações.

Por sua vez, a carta MA(3) – carta MA considerando $r=3$ – apresenta valores de ARL próximos da carta de Shewhart e a carta MA(11) – carta MA considerando $r=11$ – exhibe uma performance aproximada à apresentada pela carta EWMA, o que vai ao encontro do que expusemos na secção 3.1.5 acerca da escolha do valor de r , em função da grandeza da perturbação que mais rapidamente se pretende detectar.

Na comparação que podemos agora efectuar, a partir dos dados da Tabela 3.6, entre a carta de Shewhart e a carta MA(3) e entre a carta EWMA e a carta MA(11), são de salientar os factos que resumimos na Tabela 3.7, apresentada a seguir:

Tabela 3.7 – Comparação das cartas Shewhart e EWMA com as cartas MA

MA(3) vs Shewhart	MA(11) vs EWMA
<p>MA(3) apresenta:</p> <ul style="list-style-type: none"> • valor de ARL_{in} ligeiramente superior; • valores de ARL_{out} bastante inferiores, no caso de perturbações pequenas; • valores de ARL_{out} iguais ou ligeiramente superiores, no caso de perturbações moderadas ou grandes; 	<p>MA(11) apresenta:</p> <ul style="list-style-type: none"> • valor de ARL_{in} ligeiramente superior • valores de ARL_{out} da mesma ordem de grandeza ou menores, no caso de perturbações pequenas; • valores de ARL_{out} ligeiramente superiores, no caso de perturbações moderadas ou grandes;

No caso UU:

No caso *UU*, as simulações realizadas podem esquematizar-se como a seguir indicamos na Figura 3.9:

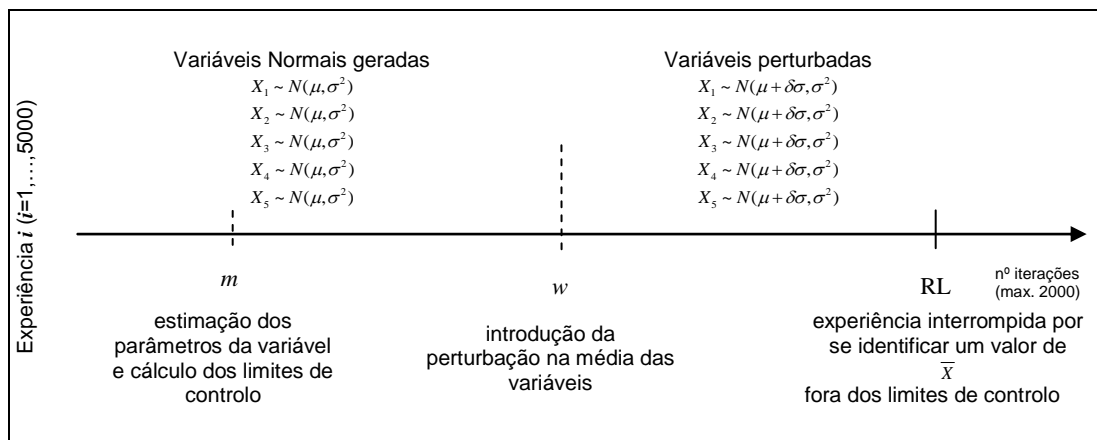


Figura 3.9 - Esquema das experiências realizadas para determinação de ARL, usando dados amostrais no caso *UU*

A diferença verificada nas experiências realizadas no caso *UU* relativamente ao caso *KK*, é que no caso *UU* utilizámos as primeiras *m* observações geradas para estimar os parâmetros desconhecidos do processo.

O estudo para o caso *UU* foi realizado para dois valores de *m*: $m=10$ e $m=100$.

O valor 100 escolhido para *m* resulta do facto de Quesenberry (1993) considerar que, para estimar convenientemente os parâmetros, o número de amostras (*m*) deve estar relacionado com a dimensão da amostra (*n*) através da relação $m \geq 400/(n-1)$. Acontece, porém, que este número é completamente inviável na aplicação aos dados médicos. Assim,

analisamos, igualmente, o comportamento das cartas para $m=10$, pois este valor corresponde ao número de registos relativos a um período de tempo de cerca de dois anos e meio de acompanhamento de um doente do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo. Esta análise permitir-nos-á identificar qual a carta que melhor performance apresenta na presença de pequenas séries.

Para calcular os estimadores da média e do desvio-padrão da distribuição da média amostral \bar{X} , recorreremos, respectivamente, às equações 3.5 e 3.8, mencionadas em 3.1.3, considerando a constante $c_4=0.95$, uma vez que $n=5$.

Os valores de ARL encontrados são os registados na Tabela 3.8, para o valor de $m=10$, e na Tabela 3.9, para o caso em que $m=100$.

É de realçar que, nas tabelas atrás mencionadas, a carta Q surge numa coluna própria, uma vez que no caso *UU* a estatística desta carta é, agora, distinta da estatística representada na carta de Shewhart (veja-se Tabela 3.4).

As conclusões retiradas para o caso *KK* (e resumidas na Tabela 3.7) mantêm-se, em geral, válidas para o caso *UU* agora em análise. Contudo, como era previsível, regista-se um decréscimo da performance de todas as cartas, sobretudo na detecção de pequenas perturbações e muito particularmente para o caso em que a estimativa dos parâmetros é feita com recurso às 10 primeiras amostras. De assinalar ainda, para este caso, a significativa diminuição do valor do ARL_{in} da carta EWMA.

Tabela 3.8 – Valores de ARL e SRL para o controle da média do processo no caso UU , usando dados amostrais; (parâmetros estimados usando $m=10$ amostras)

UU		$n=5$																	
		$m=10$																	
		Shewhart			EWMA			MA(3)			MA(11)			Q					
δ	w	$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$	w	$w=0$	$w=10$	$w=100$		
0.0	ARL	397.3	408.3	543.3	251.0	256.4	390.1	346.8	365.9	517.3	257.6	265.5	409.1	369.5	371.8	361.8			
	SRL	534.4	547.2	624.7	407.9	415.1	510.1	503.1	519.1	606.4	416.6	441.4	519.1	367.1	368.1	358.7			
0.25	ARL	247.9	253.1	322.7	100.6	96.3	88.2	165.6	168.0	196.2	95.3	94.4	74.6	353.2	344.9	292.4			
	SRL	423.2	429.7	488.8	257.5	240.4	215.6	347.7	345.5	373.7	239.8	247.0	187.3	356.4	353.2	341.1			
0.5	ARL	67.0	67.1	87.7	13.3	11.7	11.3	25.7	23.6	28.6	14.6	11.1	10.3	295.6	259.0	98.6			
	SRL	152.3	153.2	204.9	37.8	21.5	17.3	84.3	61.8	82.0	44.6	14.6	7.6	353.5	335.9	197.1			
1.0	ARL	6.4	6.3	7.2	3.2	3.2	3.2	3.0	3.3	3.3	4.5	4.6	4.8	100.1	46.9	5.2			
	SRL	11.5	11.1	13.7	1.4	1.7	1.6	2.3	2.2	2.1	3.5	2.1	1.8	240.2	165.3	5.9			
1.5	ARL	1.7	1.7	1.8	2.0	2.0	2.0	1.5	2.0	2.1	1.7	3.2	3.3	9.3	1.8	1.6			
	SRL	1.4	1.5	1.6	0.6	0.8	0.8	0.7	0.7	0.6	1.3	1.3	1.2	73.9	1.8	1.0			
2.0	ARL	1.1	1.1	1.1	1.5	1.5	1.5	1.1	1.6	1.7	1.1	2.6	2.6	1.2	1.1	1.1			
	SRL	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5	0.6	0.3	0.5	0.5	0.4	1.0	0.9	0.5	0.4	0.3			
3.0	ARL	1.0	1.0	1.0	1.0	1.1	1.1	1.0	1.2	1.2	1.0	1.9	1.9	1.0	1.0	1.0			
	SRL	0.02	0.02	0.02	0.2	0.3	0.3	0.02	0.4	0.4	0.02	0.7	0.6	0.0	0.0	0.0			

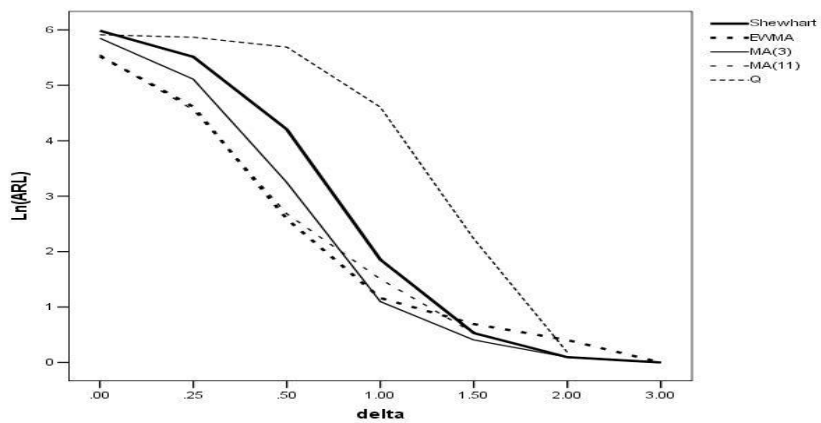
Tabela 3.9 – Valores de ARL e SRL para o controle da média do processo no caso UU , usando dados amostrais; (parâmetros estimados usando $m=100$ amostras)

UU		$n=5$																	
		$m=100$																	
		Shewhart			EWMA			MA(3)			MA(11)			Q					
δ	w	$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$	w	$w=0$	$w=10$			
0.0	ARL	356.9	373.0	392.6	311.6	317.9	333.3	391.3	403.7	421.1	362.4	373.8	396.8	350.1	366.9	376.9			
	SRL	370.1	393.3	412.1	333.4	341.4	358.7	401.9	429.3	431.3	380.7	395.4	417.6	363.0	360.8	368.8			
0.25	ARL	143.4	143.8	145.5	36.8	36.7	35.2	73.7	73.5	72.8	34.0	33.1	33.0	281.7	262.6	242.6			
	SRL	167.3	163.0	165.8	41.9	40.6	39.0	88.3	84.5	84.2	35.9	34.8	35.3	323.5	318.1	302.9			
0.5	ARL	36.1	36.0	37.1	8.6	8.5	8.5	13.3	13.6	13.2	10.3	9.1	9.1	106.5	95.9	64.9			
	SRL	40.5	38.8	41.3	5.6	5.8	5.9	13.1	13.6	13.1	4.5	4.5	4.5	210.0	189.2	125.3			
1.0	ARL	4.6	4.6	4.5	3.1	3.0	3.0	2.8	3.0	3.0	4.2	4.6	4.6	5.3	5.0	4.9			
	SRL	4.2	4.3	4.3	1.1	1.3	1.3	1.5	1.4	1.3	3.1	1.5	1.5	6.1	5.3	4.7			
1.5	ARL	1.5	1.5	1.6	2.0	1.9	2.0	1.5	2.0	2.0	1.5	3.2	3.3	1.6	1.6	1.6			
	SRL	0.9	0.9	1.0	0.5	0.7	0.7	0.7	0.6	0.6	0.9	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0			
2.0	ARL	1.1	1.1	1.1	1.5	1.5	1.5	1.1	1.6	1.6	1.1	2.5	2.5	1.1	1.1	1.1			
	SRL	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.5	0.3	0.5	0.5	0.3	0.8	0.8	0.3	0.3	0.3			
3.0	ARL	1.0	1.0	1.0	1.0	1.1	1.1	1.0	1.2	1.2	1.0	1.8	1.9	1.0	1.0	1.0			
	SRL	0.02	0.00	0.02	0.1	0.3	0.3	0.02	0.4	0.4	0.02	0.5	0.5	0.0	0.0	0.0			

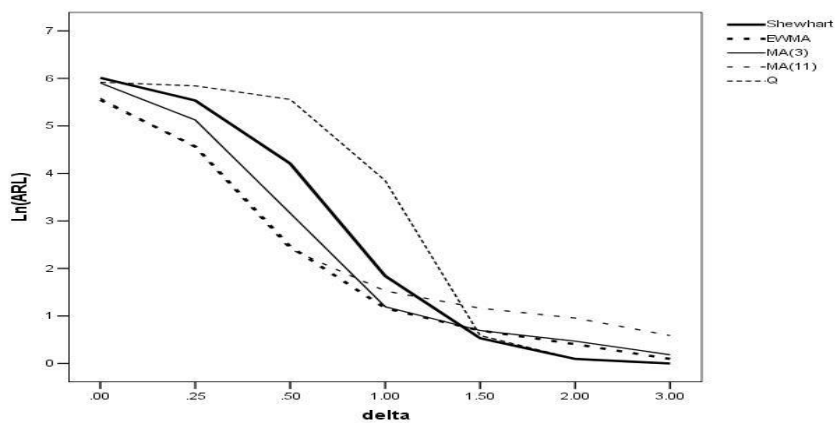
Por sua vez, as cartas Q revelam uma performance pobre, especialmente para pequenas perturbações, e são extremamente influenciadas pelo tempo decorrido entre o início do processo e o instante em que se verifica a alteração da média (vejam-se os valores destacados pelas caixas desenhadas na Tabela 3.8). De facto, somente na detecção de perturbações grandes ou moderadas da média, e para os casos em que o valor de $m+w \geq 100$, é que obtivemos valores de ARL para a carta Q próximos dos apresentados pela carta de Shewhart. A constante $m+w$ corresponde ao instante em que se verifica a alteração da média da variável (veja-se Figura 3.9).

Todas as considerações que acabamos de fazer relativamente ao desempenho das diferentes cartas podem visualizar-se nas Figuras 3.10 e 3.11 seguintes:

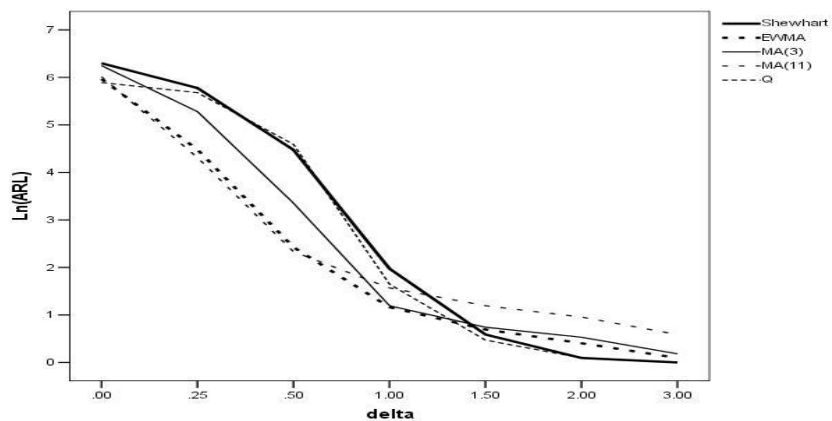
Na Figura 3.12 representamos a variável $\ln(\text{ARL})$, calculada a partir dos valores de ARL da carta Q registados na Tabela 3.8. Esta figura permite visualizar, com clareza, a enorme dependência da performance da carta Q relativamente ao espaço temporal existente entre o início do processo e o momento em que ocorre a perturbação da média (dado pelo valor da constante $m+w$).



a) $w=0$

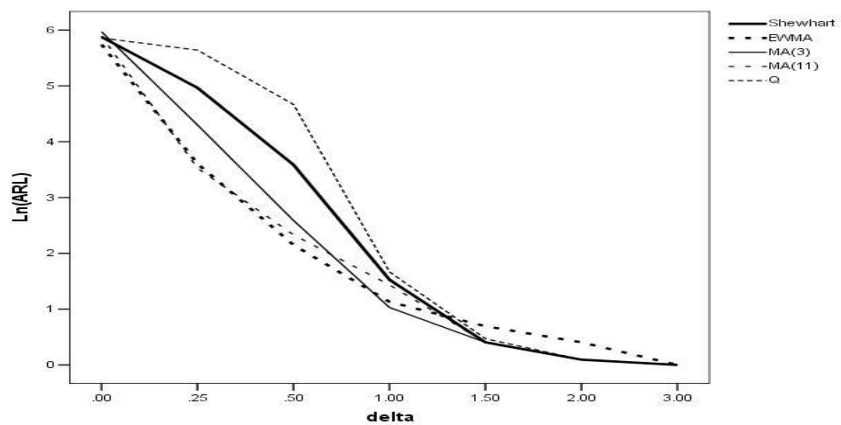


b) $w=10$

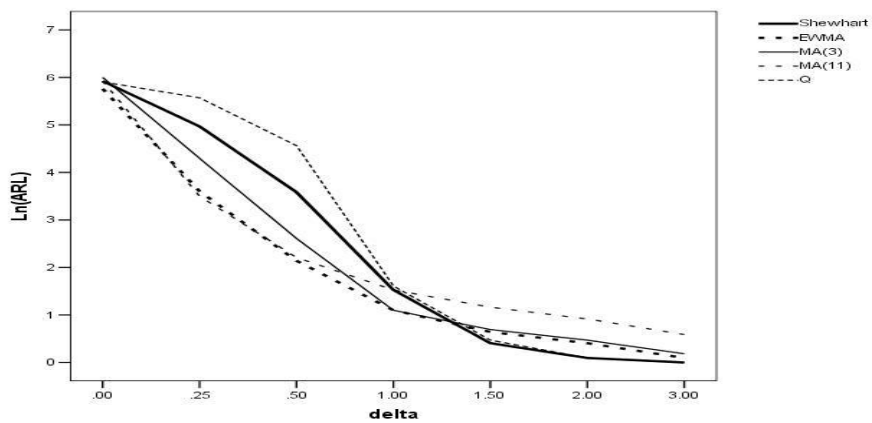


c) $w=100$

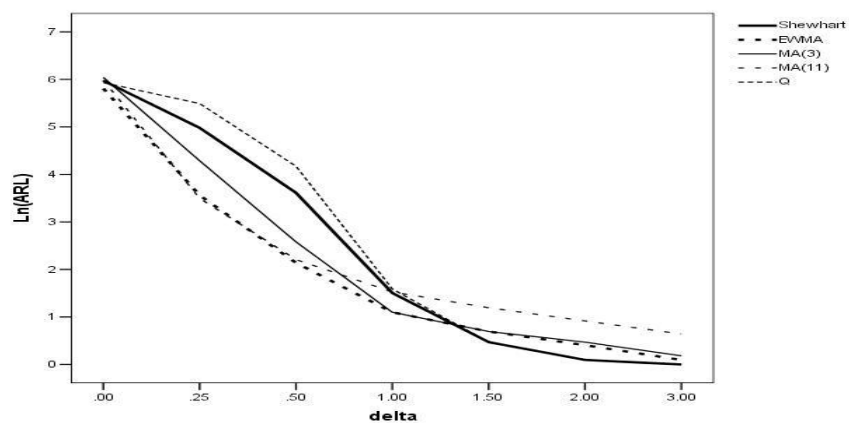
Figura 3.10 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso UU , considerando $n=5$ e $m=10$



a) $w=0$



b) $w=10$



c) $w=100$

Figura 3.11 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso UU , considerando $n=5$ e $m=100$

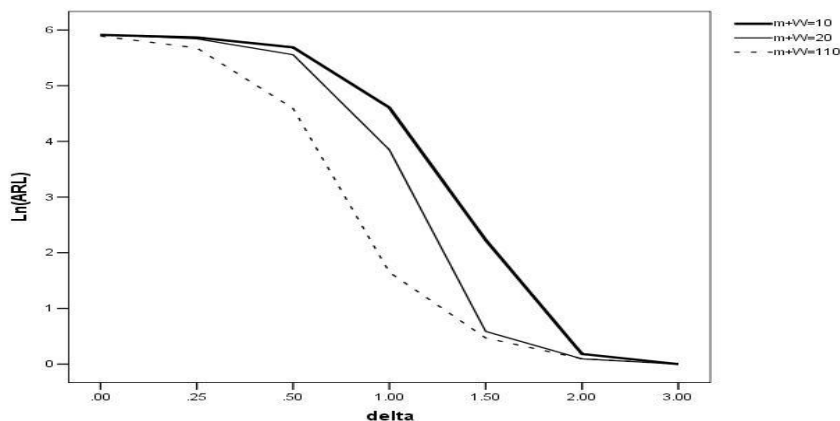


Figura 3.12 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, apresentado pela carta Q, em função da constante $m+w$

3.2.2 Valores de ARL (com $n=1$)

Mostramos agora o resultado das simulações que fizemos para dados provenientes de observações individuais, uma vez que será esta a situação com que nos iremos deparar aquando da análise dos dados médicos.

À semelhança do estudo efectuado para dados amostrais, realizámos simulações para os casos *KK* e *UU*, considerando as situações *zero-state* ($w=0$) e *steady-state* (com $w=10$ ou $w=100$). No caso *UU* recorreremos, de igual modo, a m amostras iniciais para estimação dos parâmetros, tendo sido mantidos nas simulações os valores $m=10$ e $m=100$. A perturbação ocorrida na média da variável estudámo-la, desta vez, para os valores de $\delta = 0.0, 0.25, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 3.0$ e 4.0 .

As experiências realizadas para estimar o valor de ARL para as cartas de controlo de observações individuais podem ser descritas pelo esquema da

Figura 3.5, para *KK*, e pelo esquema da Figura 3.9, para *UU*, embora na situação actual se gere apenas uma variável $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, em substituição das cinco variáveis aleatórias X_1, X_2, X_3, X_4 e X_5 .

Atendendo ao que atrás expusemos (veja-se 3.2.1) a propósito da baixa performance apresentada pela carta Q no caso de dados amostrais, e ainda muito particularmente ao facto de, no que a dados médicos respeita, muito dificilmente se verificarem condições em que se possa conseguir o elevado número de observações indispensáveis a um bom desempenho dessa carta, optámos por não nos determos no seu estudo para observações individuais.

Caso *KK*:

De seguida, apresentamos na Tabela 3.10 os valores de ARL e SRL que encontrámos para as cartas de controlo de observações individuais em análise, no caso *KK*.

Como era expectável, todas as cartas revelam valores de ARL_{out} superiores aos apresentados para a situação em que $n=5$. Contudo, quando efectuamos as comparações entre as diferentes cartas, as conclusões são, em geral, análogas às verificadas para o estudo realizado com dados amostrais.

Nas Figuras 3.13, 3.14 e 3.15, reproduzidas à frente, pode visualizar-se o que acabamos de afirmar.

Tabela 3.10 – Valores de ARL e SRL para o controlo da média do processo, usando observações individuais, no caso KK

KK		n=1																		
		Shewhart						EWMA			MA3 (r=3)			MA11 (r=11)						
δ	w	w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100	w=0	w=10	w=100	
0.0	ARL	365.8	365.9	364.6	375.8	365.6	367.6	422.9	433.2	435.0	459.5	457.9	451.7							
	SRL	355.3	354.1	357.6	363.7	352.7	359.4	403.9	418.9	419.6	440.9	437.5	430.4							
0.25	ARL	279.2	286.1	272.5	138.1	134.4	137.6	233.1	231.2	231.8	135.2	133.3	131.9							
	SRL	275.7	285.1	273.8	132.9	130.4	139.2	231.2	232.7	224.4	132.3	130.2	126.6							
0.5	ARL	158.3	153.7	154.4	40.8	40.6	40.2	82.4	83.2	82.4	37.5	36.9	36.2							
	SRL	153.8	149.8	154.0	35.7	36.5	36.3	79.3	83.6	81.0	31.2	31.8	30.5							
1.0	ARL	43.9	43.1	42.9	10.3	10.2	9.9	16.9	17.0	16.4	11.5	10.4	10.2							
	SRL	42.9	42.2	43.1	6.7	7.1	6.8	15.5	15.2	14.6	5.2	5.3	5.2							
1.5	ARL	14.9	14.9	15.0	5.1	5.1	5.0	6.1	6.2	6.1	8.0	6.6	6.5							
	SRL	14.4	14.0	14.29	2.5	2.7	2.6	4.7	4.5	4.5	3.6	2.2	2.2							
2.0	ARL	6.3	6.3	6.0	3.4	3.4	3.4	3.2	3.5	3.5	5.3	5.1	5.1							
	SRL	5.9	5.8	5.6	1.3	1.5	1.5	1.8	1.9	1.8	3.6	1.7	1.6							
3.0	ARL	2.0	1.9	2.0	2.2	2.1	2.2	1.7	2.2	2.2	2.0	3.6	3.6							
	SRL	1.4	1.3	1.4	0.6	0.8	0.8	0.8	0.6	0.6	1.4	1.1	1.1							
4.0	ARL	1.1	1.1	1.1	1.6	1.6	1.6	1.1	1.7	1.7	1.1	2.8	2.8							
	SRL	0.5	0.5	0.5	0.5	0.6	0.6	0.4	0.5	0.5	0.5	0.8	0.8							

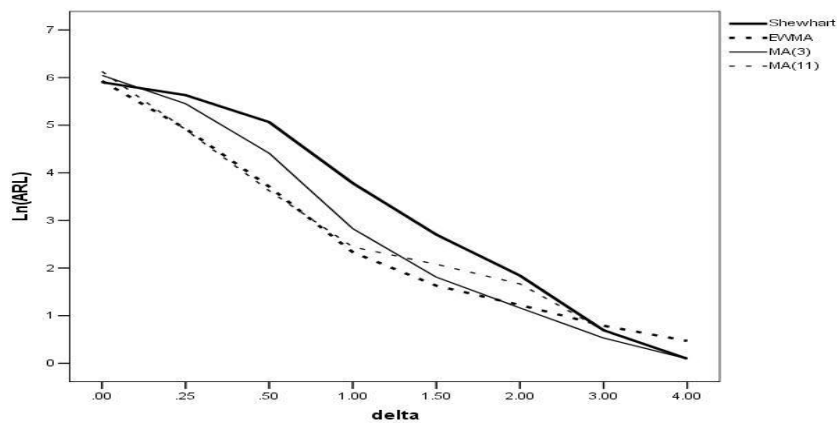


Figura 3.13 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso KK , com $n=1$ e $w=0$

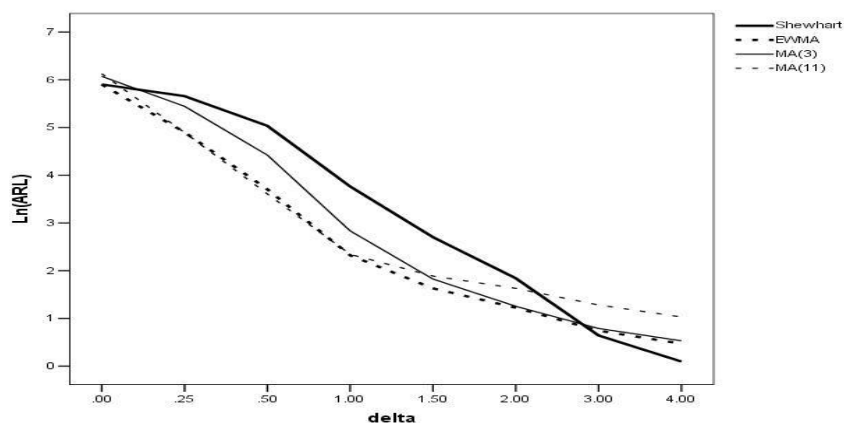


Figura 3.14 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso KK , com $n=1$ e $w=10$

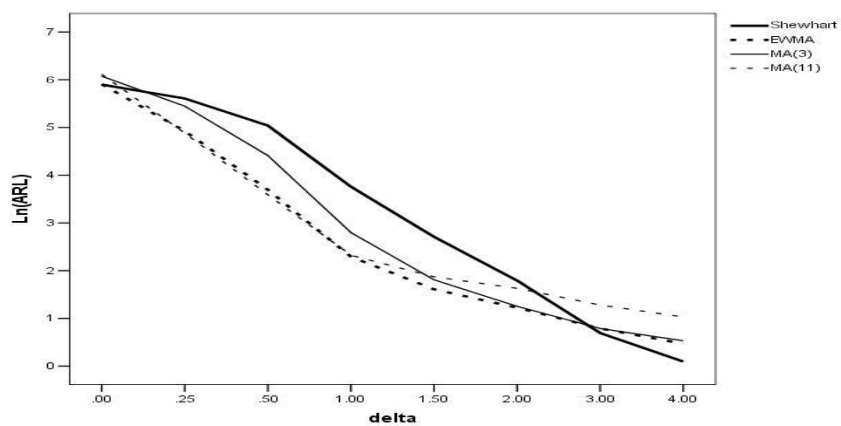


Figura 3.15 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso KK , com $n=1$ e $w=100$

Caso UU:

Nas simulações realizadas para encontrar os valores das Tabelas 3.11 e 3.12, foi necessário calcular os estimadores da média e do desvio-padrão da distribuição da variável X , uma vez que neste caso consideramos que esses parâmetros são desconhecidos.

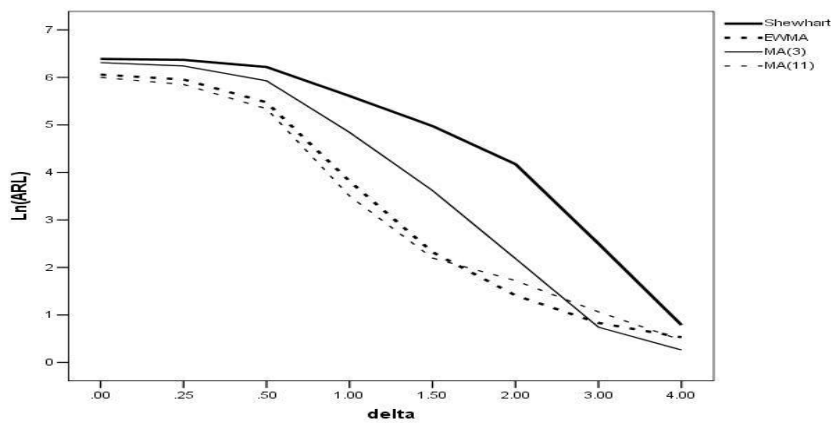
O cálculo realizámo-lo recorrendo às equações 3.9 e 3.10 (veja-se secção 3.1.3), respectivamente. Na equação 3.10 usámos para a constante d_2 o valor 1.128, uma vez que $n=2$, como descrito em 3.1.3. Na Tabela 3.11 registam-se os valores de ARL obtidos, quando se utilizam 10 amostras iniciais para estimar os parâmetros. Para uma melhor visualização dos valores apresentados na Tabela 3.11, construímos a Figura 3.16 que representa o valor da variável $\ln(\text{ARL})$ em função da constante δ .

Recorrendo a 100 amostras para calcular os parâmetros desconhecidos do processo, os valores de ARL obtidos sintetizam-se na Tabela 3.12 e mostram-se graficamente na Figura 3.17.

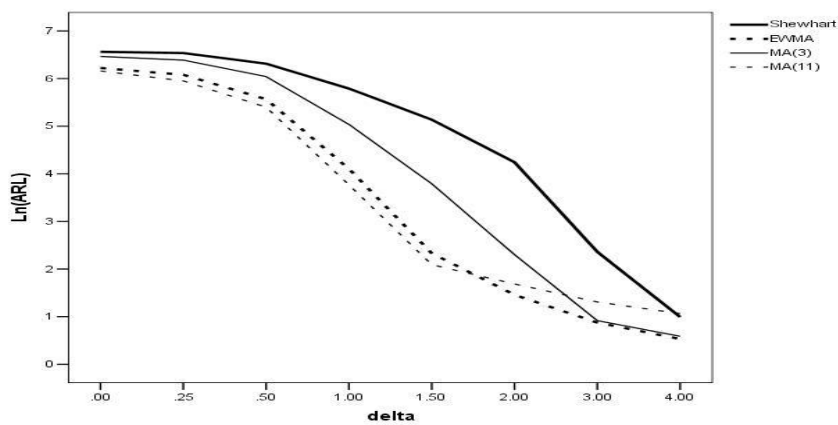
Os resultados a que chegámos no caso *UU* originam conclusões análogas às constantes do estudo que efectuámos relativamente ao caso *KK*. É, no entanto, de assinalar a pior performance que todas as cartas em geral, e em particular a de Shewhart, parecem apresentar, principalmente na detecção de pequenas perturbações da média, quando os parâmetros do processo são calculados recorrendo a um número reduzido de amostras ($m=10$). Esta situação particular da carta de Shewhart poderá, em parte, ser explicada pelo elevado valor do ARL_{in} obtido. Pelo que, neste caso, poderá haver interesse de, no cálculo dos limites de controlo, considerar um valor de k inferior a 3, de modo a aproximar o número de falsos alarmes (isto é, o valor de ARL_{in}) às demais cartas em análise.

Tabela 3.11 – Valores de ARL e SRL para o controle da média do processo, usando observações individuais, no caso *UU* (parâmetros estimados usando $m=10$ observações)

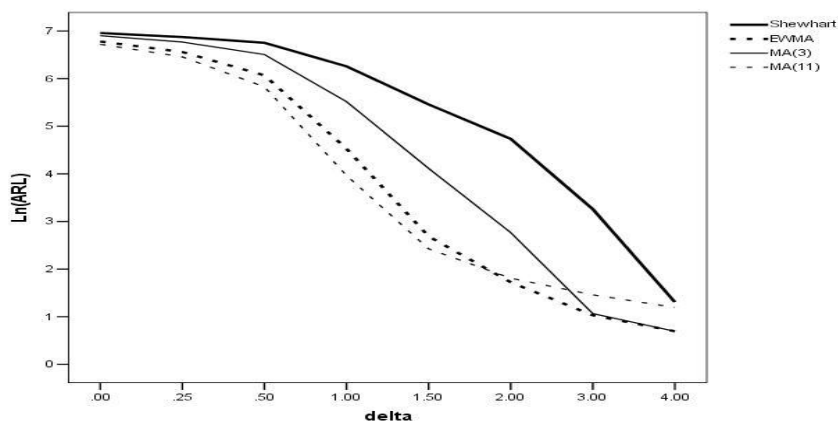
<i>KK</i>		<i>n=1</i>																	
		<i>m=10</i>																	
		<i>Shewhart</i>						<i>EWMA</i>			<i>MA3 (r=3)</i>			<i>MA11 (r=11)</i>					
δ	<i>w</i>	<i>w=0</i>	<i>w=10</i>	<i>w=100</i>	<i>w=0</i>	<i>w=10</i>	<i>w=100</i>	<i>w=0</i>	<i>w=10</i>	<i>w=100</i>	<i>w=0</i>	<i>w=10</i>	<i>w=100</i>	<i>w=0</i>	<i>w=10</i>	<i>w=100</i>	<i>w=0</i>	<i>w=10</i>	<i>w=100</i>
0.0	ARL	595.1	708.0	1051.0	428.1	504.3	880.1	550.5	642.3	993.7	403.6	473.3	829.6						
	SRL	790.3	824.2	844.5	681.9	726.7	824.7	758.7	792.0	840.2	656.2	697.7	808.6						
0.25	ARL	583.4	689.5	965.7	386.1	436.8	705.6	513.2	594.5	868.9	347.7	384.3	636.6						
	SRL	784.9	820.4	844.8	660.4	687.6	792.6	747.9	781.2	833.3	619.6	639.5	768.1						
0.5	ARL	501.9	551.7	855.6	238.6	261.6	431.9	375.6	420.3	668.2	208.6	221.1	339.5						
	SRL	745.2	759.9	838.1	525.7	556.3	686.7	657.8	685.7	797.2	483.1	500.4	610.8						
1.0	ARL	272.9	327.2	521.6	45.4	60.6	92.5	126.8	154.1	248.6	33.2	43.3	52.7						
	SRL	575.4	619.5	746.8	195.5	251.5	312.7	388.2	422.5	539.1	153.9	201.5	213.8						
1.5	ARL	144.8	170.3	234.6	10.2	10.3	14.7	37.3	44.3	61.2	9.0	8.1	11.3						
	SRL	421.6	459.7	516.4	61.5	53.5	85.5	183.4	208.7	252.4	30.8	13.3	70.1						
2.0	ARL	65.0	69.6	113.8	4.1	4.3	5.6	8.9	10.0	15.9	5.6	5.4	6.1						
	SRL	271.3	276.1	358.3	4.7	4.4	23.4	68.3	64.4	101.9	4.5	2.9	3.4						
3.0	ARL	12.2	10.6	26.0	2.3	2.4	2.8	2.1	2.5	2.9	2.9	3.7	4.3						
	SRL	97.9	81.5	156.2	1.1	1.2	1.4	2.2	2.3	2.6	3.1	1.7	1.6						
4.0	ARL	2.2	2.7	3.7	1.7	1.7	2.0	1.3	1.8	2.0	1.6	2.9	3.3						
	SRL	12.1	24.4	36.5	0.7	0.8	0.8	0.7	0.6	0.7	1.7	1.2	1.2						



a) $w=0$



b) $w=10$

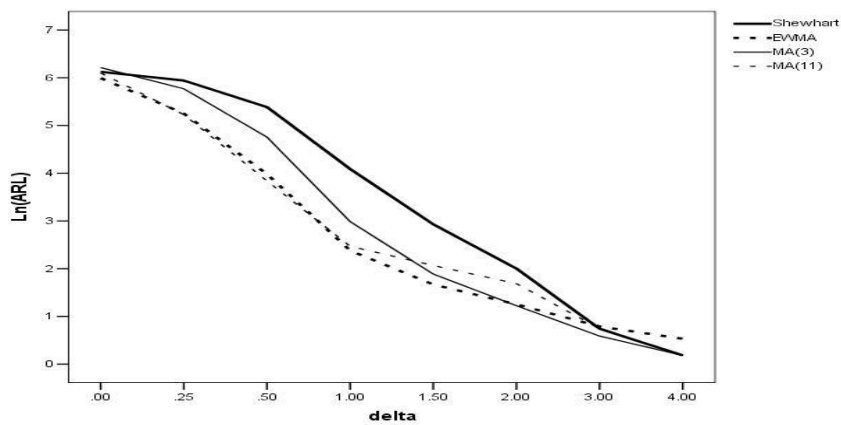


c) $w=100$

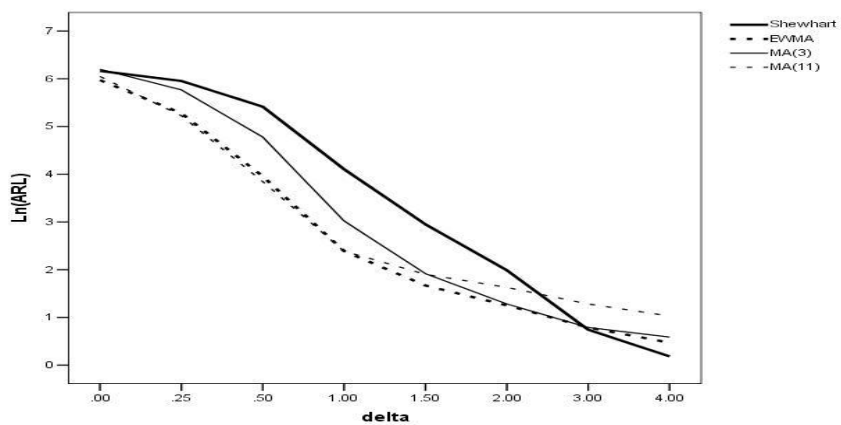
Figura 3.16 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso UU , com $n=1$ e $m=10$

Tabela 3.12 – Valores de ARL e SRL para o controle da média do processo, usando observações individuais, no caso UU (parâmetros estimados usando $m=100$ observações)

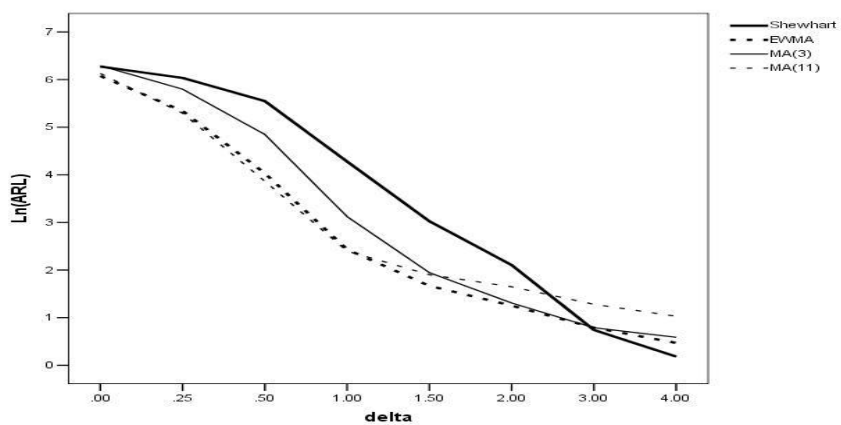
KK		$n=1$																	
		$m=100$																	
		Shewhart						EWMA			MA3 ($r=3$)			MA11 ($r=11$)					
δ	w	$w=0$	$w=10$	$w=100$		$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$	$w=0$	$w=10$	$w=100$		
0.0	ARL	457.5	474.8	529.9	585.6	401.1	391.8	434.7	499.5	492.6	539.9	445.8	423.2	458.1					
	SRL	550.0	557.7	585.6	417.6	488.9	485.1	505.3	573.7	565.0	587.4	518.1	497.1	510.4					
	ARL	380.3	385.2	417.6	208.8	190.5	195.9	208.8	320.1	319.6	329.8	186.3	186.0	199.4					
0.25	SRL	493.4	499.9	515.2	297.9	290.2	311.7	297.9	442.4	441.5	430.9	277.2	281.0	293.8					
	ARL	218.3	224.9	256.8	56.4	53.6	52.3	56.4	116.3	118.9	127.3	46.5	46.8	47.7					
	SRL	328.8	332.7	355.6	79.7	83.3	78.2	79.7	195.5	197.6	195.0	64.1	62.6	62.0					
1.0	ARL	59.7	60.6	72.1	11.4	10.8	10.9	11.4	19.8	20.5	22.7	11.8	10.9	11.0					
	SRL	98.6	93.7	123.3	9.2	8.7	9.8	9.2	26.2	26.5	32.9	6.5	7.0	6.7					
	ARL	18.7	19.1	20.6	5.3	5.3	5.3	5.3	6.6	6.8	7.0	7.9	6.7	6.7					
1.5	SRL	28.3	28.2	29.3	3.1	2.9	3.1	3.1	6.1	6.1	6.3	3.8	2.5	2.4					
	ARL	7.4	7.3	8.2	3.5	3.5	3.5	3.5	3.4	3.6	3.7	5.4	5.1	5.2					
	SRL	9.4	8.6	10.6	1.6	1.4	1.6	1.6	2.2	2.1	2.3	3.7	1.7	1.7					
3.0	ARL	2.1	2.1	2.1	2.2	2.2	2.2	2.2	1.8	2.2	2.2	2.1	3.6	3.6					
	SRL	1.8	1.8	1.7	0.8	0.7	0.8	0.8	0.9	0.7	0.7	1.7	1.2	1.2					
	ARL	1.2	1.2	1.2	1.6	1.7	1.6	1.6	1.2	1.8	1.8	1.2	2.8	2.8					
4.0	SRL	0.5	0.5	0.5	0.6	0.5	0.6	0.6	0.5	0.5	0.5	0.5	0.9	0.9					



a) $w=0$



b) $w=10$



c) $w=100$

Figura 3.17 – Valor de $\text{Ln}(\text{ARL})$, em função da constante δ , no caso UU , com $n=1$ e $m=100$

3.3 Síntese

Embora diversos autores [Roberts (1966), Reynolds Jr. e Stoumbos (2005), Woodall e Mahmoud (2005) e Eljach *et al.* (2006), entre outros] mencionem as vantagens e desvantagens das diferentes cartas, neste estudo procurámos comparar simultaneamente todas as cartas de controlo referidas sob as mesmas condições experimentais.

Assim, e à semelhança do que alguns autores [Crowder (1987), Lucas e Saccucci (1990), Neubauer (1997) e Carson e Yeh (2008)] concluíram, os resultados que obtivemos mostram um bom desempenho da carta EWMA na detecção de pequenas variações da média, sendo a carta de Shewhart a que melhor desempenho exhibe na presença de grandes perturbações.

Por sua vez, as cartas Q apresentam uma performance muito baixa, especialmente para variações pequenas da média, e são extremamente influenciadas pelo espaço temporal entre o início do processo e o instante em que se verifica uma alteração da média. Na verdade, quanto menor for o tempo decorrido, menor é a capacidade da carta Q em detectar essa perturbação. Esta falta de sensibilidade observada nas cartas Q, vai ao encontro das críticas que lhe são apontadas por Del Castillo e Montgomery (1994, 1996).

Por último, outra das conclusões que esta investigação permitiu revelar é o bom desempenho da carta MA, o que se nos afigura como inovador, já que a

importância desta carta não é habitualmente valorizada na literatura da especialidade.

Realizámos este estudo considerando dois valores para o número de observações/amostras (r) utilizadas na construção da estatística M_t representada na carta MA. No caso de $r=3$ designamos a carta MA por MA(3) e, de modo análogo, MA(11) é a carta MA considerando $r=11$.

Nos resultados que encontramos, pudemos constatar que as cartas MA se apresentam mais robustas do que as demais, no que a falsos alarmes diz respeito. Por outro lado, a carta MA(11) apresenta melhor performance do que a carta EWMA na detecção de pequenas perturbações da média. A carta MA, comparativamente com a carta EWMA, apresenta ainda a vantagem de ter uma mais fácil utilização e uma interpretação mais intuitiva, uma vez que calcula a média aritmética das r últimas observações da variável, em contra-ponto com a média ponderada de todas as observações, usada pela carta EWMA.

Por sua vez, a carta MA(3), em comparação com a carta de Shewhart, apresenta valores de ARL_{out} sensivelmente da mesma ordem de grandeza, no caso de grandes perturbações, mas significativamente menores no caso de pequenas perturbações na média.

Uma das desvantagens apontadas à carta MA é o facto de que, mesmo quando os dados observados são independentes, as estatísticas M_t e M_{t+s} só se apresentam independentes quando $s \geq r$ (sendo r o número de observações usadas no cálculo da estatística M_t). Devido à correlação existente entre valores consecutivos da estatística M_t , não é possível afirmar que RL segue uma distribuição geométrica. Porém, pode-se demonstrar que a distribuição é aproximadamente geométrica, pelos que os

valores de ARL apresentados pelas cartas de Shewhart e MA são, em geral, comparáveis (Quesenberry, 1997).

Assim, dependendo do processo que se pretenda monitorizar e do valor da perturbação que se deseja rapidamente detectar, as cartas MA podem apresentar-se como boas alternativas às cartas de Shewhart ou às cartas EWMA.

Capítulo 4

Aplicação das Cartas de Controlo a dados médicos: uma abordagem uni e multi-variada, bi e uni-lateral

Como já atrás fizemos referência, alguns autores [veja-se, por exemplo, Parra e Loaiza (2003), Woodall (2006), Joner Jr *et al.* (2008) e Magnussen *et al.* (2008)] consideram que as cartas de controlo e a teoria do Controlo Estatístico do Processo podem representar interessantes métodos alternativos para a análise e apresentação de dados também na área da saúde. Com essa perspectiva, procurámos aplicar as técnicas de *SPC* (*Statistical Process Control*) na monitorização e acompanhamento médico de doentes portadores de deficiência respiratória crónica.

Ainda que outras cartas tenham sido entretanto estudadas e desenvolvidas por vários autores, as cartas de controlo tradicionais, introduzidas por Shewhart (1931), são sem dúvida o método gráfico mais divulgado e utilizado na monitorização de um processo de produção, devido à simplicidade da sua metodologia e facilidade de aplicação ao estudo de séries de dados de variáveis. Por outro lado, os trabalhos realizados por diferentes investigadores [como por exemplo Lucas e Saccucci (1990), Montgomery (1991), Quesenberry (1997) e Eljach *et al.* (2006)] apresentam as cartas de Shewhart como sendo as que melhor performance exibem na detecção de grandes perturbações na média (situação que também pudemos igualmente constatar na simulação que apresentámos na secção 3.2), o que, no caso de dados médicos, se torna mais relevante do que assinalar pequenas variações. Por último, e não sendo uma razão despicienda, as cartas de controlo de Shewhart tornam-se uma ferramenta de fácil utilização e sobretudo de clara interpretação, contribuindo assim, de forma decisiva, para quebrar barreiras e resistências que porventura possam existir, por parte dos profissionais da saúde, na sua utilização como “meios” auxiliares para um desejável bom acompanhamento dos doentes e adequadas tomadas de decisão em tempo oportuno.

Atendendo às considerações feitas, sobre a carta MR, por Nelson (1982) e Ridgon, Cruthis e Champ (1994) – a que aludimos na secção 3.1.3 – e tendo em conta a sua pouca sensibilidade para detectar uma diminuição da variância do processo, optámos por não construir, para os dados médicos em análise neste trabalho, as cartas de controlo MR.

Assim, são as cartas X de Shewhart que iremos utilizar na monitorização dos doentes, que constituem o objecto do nosso estudo e que, portanto, apresentaremos neste capítulo. Importa ainda referir que, ao longo de todo o trabalho que desenvolvemos, construímos as cartas de controlo

considerando estarmos na Fase I de um processo de controlo, isto é, na situação em que os parâmetros são desconhecidos e em que se procura verificar a estabilidade do doente.

4.1 Construção de Cartas X de Shewhart para dois doentes respiratórios crónicos

Com o intuito de traçarmos as cartas de Shewhart para os doentes em análise, recorrendo à FAC (Função de AutoCorrelação) e à FACP (Função de AutoCorrelação Parcial), iniciámos o estudo com a verificação da existência de autocorrelação nos dados, não tendo sido constatada essa evidência. Tal facto poderá dever-se a um espaçamento relativamente grande (cerca de três a quatro meses) e nem sempre periódico entre as consultas que proporcionaram a recolha desses mesmos dados.

Após testarmos, através do teste não paramétrico de *Kolmogorov-Smirnov*, e verificarmos a normalidade dos valores de cada variável ($p\text{-value}=0.987$ para PaO_2 , $p\text{-value}=0.994$ para PaCO_2 e $p\text{-value}<0.05$ para $\text{IMC}^{[1]}$ do doente A; $p\text{-value}=0.709$ para PaO_2 , $p\text{-value}=0.677$ para PaCO_2 e $p\text{-value}=0.410$ para IMC do doente B), construímos cartas tradicionais de Shewhart (Figuras 4.1 e 4.2 apresentadas à frente) para monitorizar as variáveis PaO_2 , PaCO_2 e IMC

[1] A variável IMC para o doente A é a única, das variáveis em estudo, para a qual a hipótese da Normalidade é rejeitada.

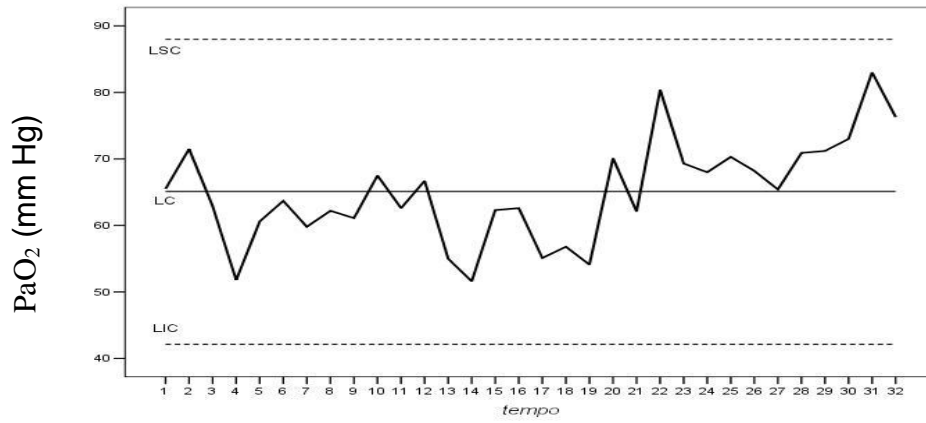
(variáveis consideradas como os melhores indicadores do estado de saúde) dos dois doentes escolhidos como alvo de estudo (doentes A e B):

- Doente A – Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de CIFOESCOLIOSE, com 30 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Dezembro de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Fevereiro de 2007 (num total de 32 consultas).
- Doente B – Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de CIFOESCOLIOSE, com 44 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Junho de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Março de 2007 (num total de 35 consultas).

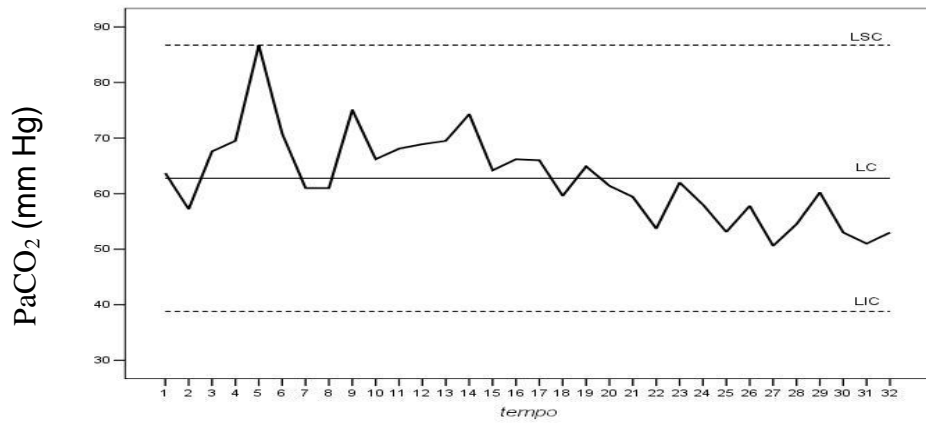
A escolha destes doentes ficou a dever-se ao facto de serem os pacientes que, na base de trabalho, maior número de registos apresentavam.

Analisadas as cartas univariadas de Shewhart, verificámos existirem situações fora de controlo para a variável PaCO_2 . No doente A a situação fora de controlo ocorre no instante $t=5$ (Figura 4.1-b); no caso do doente B, acontece no instante $t=33$ (Figura 4.2-b).

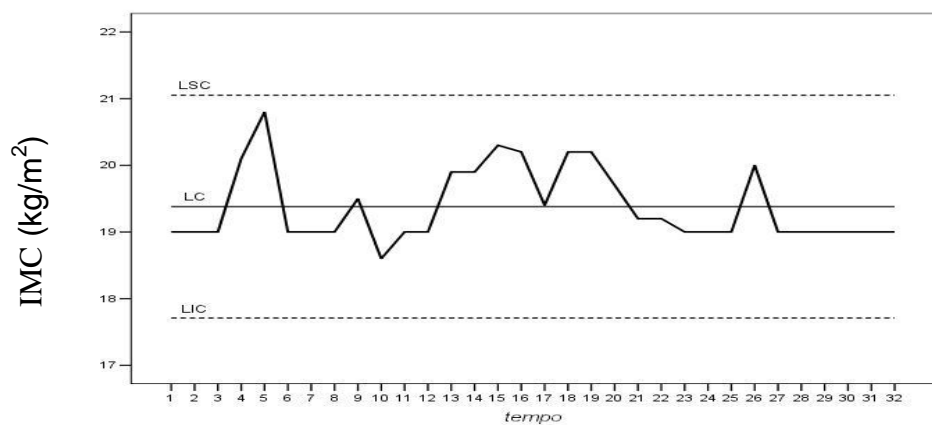
É sabido que, ao fazer-se o controlo simultâneo de várias variáveis mediante o uso de cartas univariadas, podem cometer-se erros de análise, cuja gravidade é tanto maior quanto maior for a correlação entre as características da qualidade em controlo. De facto, quando se controla uma característica da qualidade através de uma carta univariada de Shewhart, com limites 3-sigma, assume-se que a probabilidade de uma observação ser considerada fora de controlo quando de facto não está (erro de Tipo I) é de 0.27%.



a) Variável PaO₂

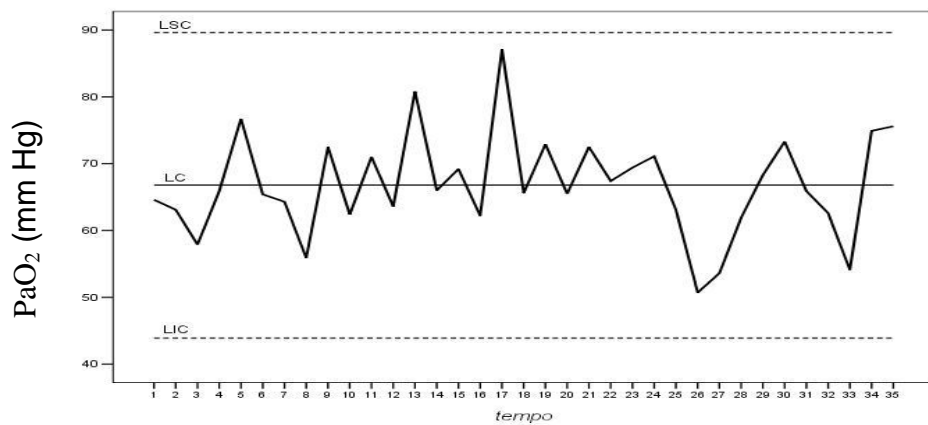


b) Variável PaCO₂

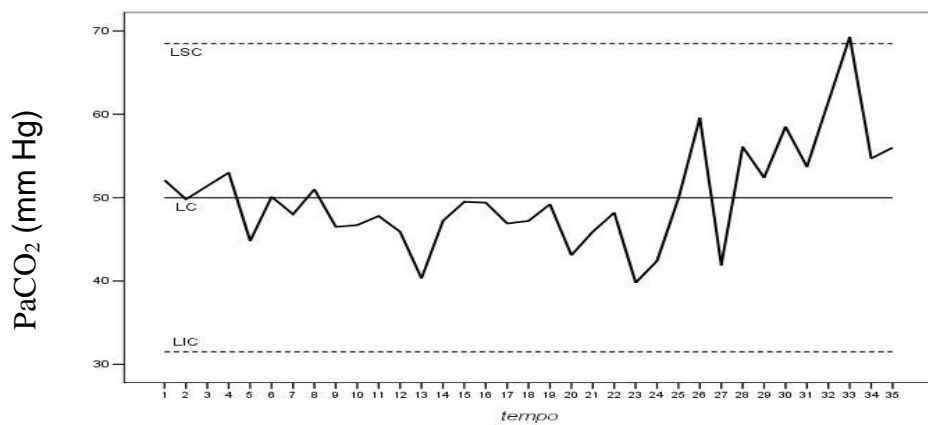


c) Variável IMC

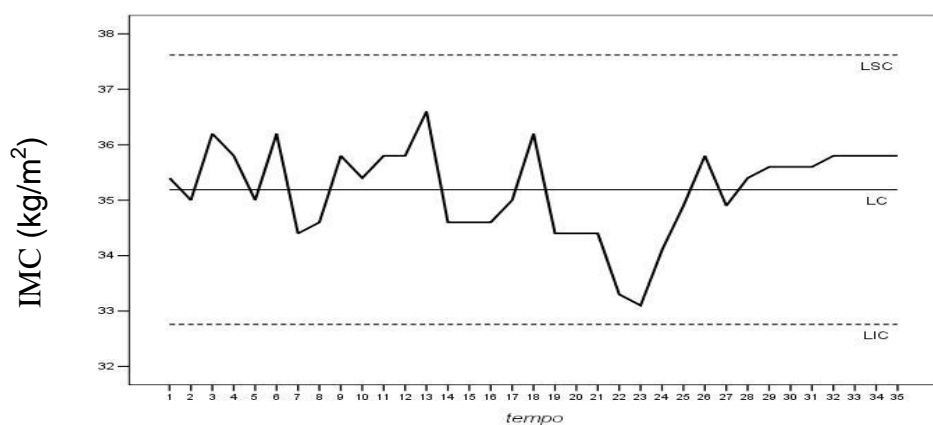
Figura 4.1 – Cartas de Shewhart para o doente A



a) Variável PaO₂



b) Variável PaCO₂



c) Variável IMC

Figura 4.2 – Cartas de Shewhart para o doente B

No entanto, quando existem duas variáveis a controlar conjuntamente, e o processo se encontra sob controlo estatístico, a probabilidade de, em simultâneo, um ponto se situar fora dos intervalos definidos pelos limites de controlo é igual a $(0.0027) \cdot (0.0027) = 0.00000729$. Assim, ao diminuirmos o erro de Tipo I aumentamos o erro de Tipo II, isto é, aumentamos a probabilidade de não assinalarmos uma observação, quando de facto ela se encontra fora de controlo. Com o aumento do número de variáveis em análise, cresce a perturbação no valor da probabilidade de rejeitar ou não rejeitar a hipótese nula.

Ora, como é facilmente compreensível, as variáveis em estudo tendem a estar correlacionadas, muito particularmente as variáveis PaO₂ e PaCO₂. Tal facto é confirmado pela análise dos coeficientes de correlação calculados e apresentados na Tabela 4.1, a seguir.

Tabela 4.1 – Coeficientes de correlação para as variáveis PaO₂, PaCO₂ e IMC

	Doente A		Doente B	
	<i>r - Pearson</i>	<i>ρ - Spearman</i>	<i>r - Pearson</i>	<i>ρ - Spearman</i>
PaO ₂ PaCO ₂	-0.630 sig.<0.01	-0.663 sig.<0.01	-0.448 sig.<0.01	-0.429 sig.<0.05
PaO ₂ IMC	-0.530 sig.<0.01	-0.565 sig.<0.01	-0.091 sig.=0.6	-0.152 sig.=0.4
PaCO ₂ IMC	0.493 sig.<0.01	0.346 sig.=0.056	0.379 sig.<0.05	0.365 sig.<0.05

Lowry e Montgomery (1995) demonstraram, por seu lado, que o uso de cartas multivariadas é uma opção mais poderosa do que o das cartas univariadas, porque requer um menor número de observações para detectar uma perturbação no processo.

Pelo que, vamos então construir de seguida cartas multivariadas com as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$, bem como com as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$ e IMC, com o intuito de verificarmos se são detectadas diferenças assinaláveis por influência da variável IMC.

4.2 Cartas Multivariadas T^2

O primeiro trabalho conhecido sobre controlo estatístico multivariado foi apresentado por Hotelling (1947). Desde então, um longo caminho se percorreu, levando Woodall e Montgomery (1999) a afirmar que o Controlo Multivariado do Processo é uma das áreas que mais rapidamente se tem desenvolvido no *SPC* e por isso, recentemente, Bersimis et al. (2007) fizeram uma sinopse desta temática.

Com efeito, muitos autores como Hawkins (1991), Tracy *et al.* (1992), Lowry e Montgomery (1995), Mason *et al.* (1995 e 1997), Jiang (2004), Testik e Runger (2006), Pan (2006), Champ e Jones-Farmer (2007) e Zhang e Chang (2008) têm-se debruçado sobre o Controlo Estatístico Multivariado, produzindo valiosos trabalhos, com diversas aplicações. Dos vários trabalhos sobre esta temática, merece especial destaque, pela sua grande abrangência e divulgação, o que Alt (1985) realizou.

Mas, regressando ao trabalho Hotelling (1947), a carta multivariada T^2 que propôs para o controlo simultâneo da média de diversas variáveis, e que iremos utilizar, baseia-se no pressuposto de que a distribuição conjunta das

p variáveis é uma distribuição Normal multivariada $N_p(\mu, \Sigma)$, com vector média $\mu' = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)$ e matriz de covariâncias Σ . Na utilização desta carta assume-se também que cada uma das variáveis em estudo, X_1, X_2, \dots, X_p , é independente (isto é, isenta de auto-correlação) e identicamente distribuída segundo uma distribuição normal, ou seja, $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$, com $i=1, 2, \dots, p$.

Assim, considerando m observações individuais para cada característica da qualidade representadas pelas variáveis X_1, X_2, \dots, X_p , na carta de controlo multivariada a estatística T^2 representada é definida como sendo a distância do ponto amostral p -dimensional à média amostral (distância de Mahalanobis).

O valor da estatística T^2 é calculado a partir da fórmula

$$T^2 = (X - \bar{X})' S^{-1} (X - \bar{X}) \quad (4.1)$$

em que, sendo x_{it} a observação no instante t da variável X_i , se tem:

$$\bar{X} = (\bar{X}_1, \bar{X}_2, \dots, \bar{X}_p)' \text{ (vector média);} \quad (4.2)$$

$$\bar{X}_i = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m x_{it}, \quad \text{com } i = 1, 2, \dots, p \text{ (média das } m \text{ observações para a variável } X_i); \quad (4.3)$$

$$X = (X_{1t}, X_{2t}, \dots, X_{pt})' \text{ (vector das observações individuais das } p \text{ variáveis no instante } t) \quad (4.4)$$

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} & \dots & s_{1p} \\ s_{21} & s_{22} & s_{23} & \dots & s_{2p} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ s_{p1} & s_{p2} & s_{p3} & \dots & s_{pp} \end{bmatrix} \text{ (matriz das covariâncias),} \quad (4.5)$$

cujos elementos s_{hl} são calculados a partir da fórmula

$$s_{hl} = \frac{1}{m-1} \sum_{t=1}^m (x_{ht} - \bar{X}_h)(x_{lt} - \bar{X}_l), \quad \text{com } h, l = 1, 2, \dots, p \quad (4.6)$$

Os limites de controlo para a carta T^2 na fase de controlo retrospectiva, que estamos a considerar, são os que a seguir se apresentam:

$$\begin{cases} \text{LIC} = 0 \\ \text{LSC} = \frac{(m-1)^2}{m} \beta_{\alpha;p/2,(m-p-1)/2} \end{cases} \quad (4.7)$$

sendo α , erro conjunto de Tipo I para as p variáveis, dado pela expressão

$$\alpha = 1 - \prod_{i=1}^p (1 - \alpha_i), \text{ em que, por sua vez, } \alpha_i \text{ é o erro de Tipo I para a variável } i.$$

Para facilitar o cálculo do limite superior, pode-se recorrer à distribuição de Fisher através da seguinte equação [Tracy et al. (1992)]

$$\beta_{\alpha;p/2,(m-p-1)/2} = \frac{\frac{p}{m-p-1} F_{\alpha;p,(m-p-1)}}{1 + \frac{p}{m-p-1} F_{\alpha;p,(m-p-1)}} \quad (4.8)$$

Considera-se uma situação fora de controlo se $T^2 > \text{LSC}$.

Porém, a interpretação das cartas multivariadas torna-se mais complexa do que no caso das cartas univariadas. De facto, na presença de um valor da estatística T^2 fora dos limites de controlo, torna-se fundamental identificar qual ou quais as variáveis responsáveis por essa situação, de modo a seleccionar convenientemente as acções correctivas.

4.3 Interpretação das Cartas Multivariadas T^2

Vários métodos têm sido apontados para a identificação da ou das variáveis responsáveis pela situação fora de controlo assinalada na carta.

Entre os autores que poderão ser consultados, e que apresentam métodos para interpretação das cartas de controlo multivariadas, contam-se Alt (1985), Montgomery (1991), Hayter e Tsui (1994), Jackson (1980,1981a, 1981b e 1985), Runger *et al.* (1996), Nedumaran e Pignatiello (1998) e, mais recentemente, Aparisi *et al.* (2006). Entretanto, Requeijo (2003) sugere, como melhor, a aplicação do método de decomposição da estatística T^2 em componentes ortogonais, proposto por Mason *et al.* (1995, 1997). No mesmo sentido se pronunciaram Das e Prakash (2008) que, num estudo comparativo que realizaram entre os métodos propostos por Mason *et al.* (1995), Murphy (1987), Hawkins (1991) e Doganaksoy *et al.* (1991) para a interpretação das situações de fora de controlo em cartas multivariadas, concluíram que a decomposição ortogonal das cartas T^2 proposta por Mason *et al.* (1995) oferece um nível satisfatório para grandes e intermédias perturbações, independentemente do grau de correlação existente entre as variáveis.

Este método, ao decompor o valor da estatística T^2 em componentes ortogonais independentes, permite verificar se uma situação fora de controlo é devida a uma alteração de uma ou mais variáveis consideradas isoladamente, ou se é devida à alteração da relação entre as variáveis.

Para uma melhor compreensão, consideremos o caso particular da carta T^2 com $p=2$ variáveis. Nesta situação, o valor da estatística T^2 pode ser

decomposto em dois componentes ortogonais independentes obtidos pela equação:

$$T^2 = \frac{(X_1 - \bar{X}_1)^2}{s_1^2} + \frac{(X_2 - \bar{X}_{2|1})^2}{s_{2|1}^2} = T_1^2 + T_{2|1}^2 \quad (4.9)$$

ou, em alternativa, por

$$T^2 = \frac{(X_2 - \bar{X}_2)^2}{s_2^2} + \frac{(X_1 - \bar{X}_{1|2})^2}{s_{1|2}^2} = T_2^2 + T_{1|2}^2 \quad (4.10)$$

em que $s_{h|i}^2$ é a variância condicionada estimada, $\bar{X}_{h|i}$ é a média condicional estimada de X_h , dado X_i , T_i^2 é o termo incondicional associado à variável i e $T_{h|i}^2$ é o termo da variável h condicionado pela variável i .

Segundo Mason *et al.* (1997), o valor do termo condicionado da equação 4.9 pode ser calculado a partir da fórmula

$$T_{2|1}^2 = \frac{X_2 - \bar{X}_{2|1}}{s_{2|1}} = \frac{r_{2|1}}{s_2 \sqrt{1 - R_{2|1}^2}} \quad (4.11)$$

em que $r_{2|1}$ são os resíduos da regressão linear da variável dependente X_2 explicada pela variável X_1 , e $R_{2|1}^2$ é o coeficiente de determinação da referida regressão.

Os dois componentes utilizados na equação 4.9 dão-nos informação independente do efeito que X_1 e que X_2 , dado X_1 , têm sobre o valor de T^2 . Algo análogo se passa com a equação 4.10.

Assim, ao serem analisados conjuntamente, estes componentes permitem identificar a causa responsável pela situação fora de controlo. Esta abordagem vem resolver as limitações apresentadas pela maior parte dos métodos usados na interpretação das cartas de controlo multivariadas.

Procurando, agora, generalizar para p variáveis a decomposição da estatística T^2 em componentes ortogonais, consideremos $X = (X_{1t}, X_{2t}, \dots, X_{pt})'$ o vector das observações individuais para as p variáveis, no instante t . Como se disse anteriormente, quando o processo se encontra sob controlo, assume-se que as variáveis $X_{1t}, X_{2t}, \dots, X_{pt}$ são independentes (isto é, isentas de autocorrelação) e que X segue uma distribuição Normal Multivariada $N_p(\mu, \Sigma)$.

Mason *et al.* (1995, 1997) sugerem a decomposição da estatística T^2 em dois termos:

$$T^2 = T_{p-1}^2 + T_{p|1, \dots, p-1}^2 \quad (4.12)$$

em que T_{p-1}^2 é a estatística referente às primeiras $p-1$ variáveis.

Recorrendo à decomposição em componentes ortogonais utilizada na equação 4.12, pode-se fazer $T_{p-1}^2 = T_{p-2}^2 + T_{p-1|1,\dots,p-2}^2$. Aplicando um raciocínio análogo e sucessivo às restantes estatísticas T_{p-i}^2 , consegue-se obter a equação

$$T^2 = T_1^2 + T_{2|1}^2 + T_{3|1,2}^2 + T_{4|1,2,3}^2 + \dots + T_{p|1,\dots,p-1}^2 = T_1^2 + \sum_{i=1}^{p-1} T_{i+1|1,\dots,i}^2 \quad (4.13)$$

A decomposição da estatística de Hotelling definida por esta equação 4.13 apresenta as seguintes particularidades:

- É constituída por um termo incondicional (T_1^2) e vários termos condicionais ($T_{i+1|1,\dots,i}^2$);
- A ordem dos termos condicionais não é única, dependendo da variável considerada como primeira, da considerada como segunda e assim sucessivamente;
- Existem $p!$ combinações possíveis de decomposição da estatística T^2 . Assim, para uma adequada interpretação da carta multivariada, devem ser estudadas todas as combinações possíveis.

A análise de uma situação de fora de controlo, com recurso à decomposição em componentes ortogonais, consiste em comparar os valores dos diferentes termos (condicionais e incondicionais) com o valor crítico $\frac{m+1}{m} F_{\alpha;1,m-1}$, sendo m o número de amostras/observações recolhidas.

Considera-se que o termo contribui significativamente para a situação de fora de controlo, quando o seu valor é superior ao valor crítico.

O grande inconveniente deste método advém do elevado número de combinações que se terão de analisar e que crescem exponencialmente com o aumento do número de variáveis em controlo.

Para obviar esse inconveniente, Mason *et al.* (1995) sugerem uma forma expedita de análise, com o seguinte procedimento:

- Calcular as diferenças entre o valor da estatística T^2 que detecta a situação fora de controlo e todos os respectivos termos incondicionais ($T^2 - T_1^2, T^2 - T_2^2, \dots, T^2 - T_p^2$);
- Comparar cada uma das diferenças anteriores com o respectivo valor crítico;
- Se $T^2 - T_i^2 < \frac{m+1}{m} F_{\alpha;1,m-1}$ significa que os termos condicionais dessa decomposição não contribuem para a situação de fora de controlo, pelo que não haverá necessidade de serem analisados;

- Se $T^2 - T_i^2 \geq \frac{m+1}{m} F_{\alpha;1,m-1}$ indica que os termos condicionais dessa decomposição contribuem significativamente para a situação de fora de controlo, pelo que devem ser obrigatoriamente analisados;
- Todos os termos incondicionais devem ser analisados, comparando-os com o valor crítico.

Como se disse, nas cartas de controlo multivariadas a sinalização de uma situação fora de controlo pode ser devida a alterações nos parâmetros da distribuição das variáveis, mas também à alteração da relação entre as variáveis. Portanto, considera-se que a situação fora de controlo é devida à alteração no parâmetro da variável i , se o respectivo termo incondicional na decomposição em componentes ortogonais apresenta um valor superior ao do valor crítico. Por sua vez, um termo condicional que apresente um valor superior ao do valor crítico indica uma alteração na correlação entre as variáveis que o constituem.

4.4 Cartas Multivariadas para os Doentes em estudo

Atendendo ao exposto em 4.2, construímos cartas multivariadas T^2 para o doente A e para o doente B, considerando inicialmente as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$ e, de seguida, as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$ e IMC.

Como se pode verificar nas Figuras 4.3 e 4.4 a seguir desenhadas, o doente A apresenta em ambas as cartas, claramente, uma situação fora de controlo no instante $t=5$, situação ligeiramente detectada na carta univariada construída para a variável $PaCO_2$ (Figura 4.1-b).

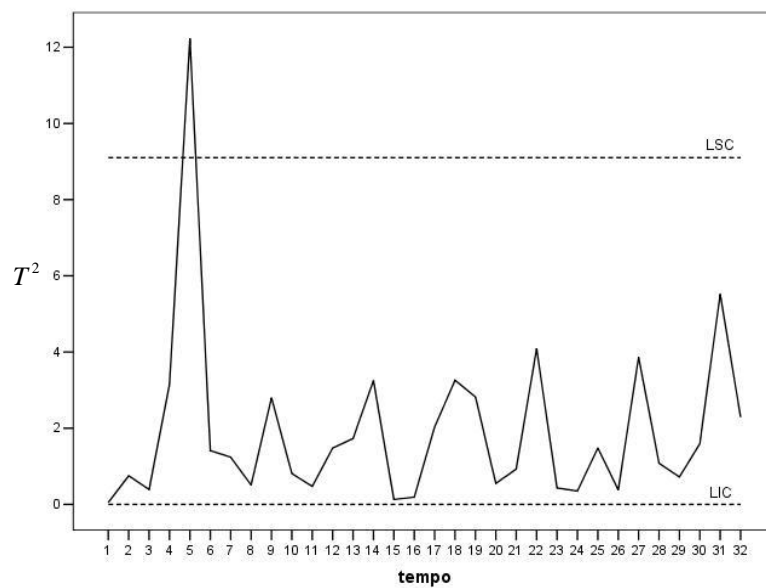


Figura 4.3 – Carta T^2 para o doente A, com as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$

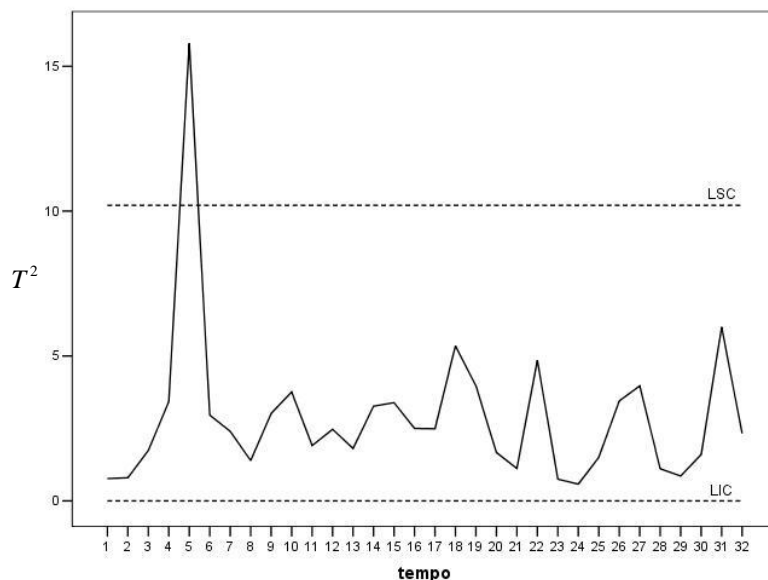


Figura 4.4 – Carta T^2 para o doente A, com as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$ e IMC

No caso do doente B (Figuras 4.5 e 4.6 adiante apresentadas) ambas as cartas assinalam uma situação de fora de controlo no instante $t=33$ que parece corresponder à situação em que a variável $PaCO_2$ revela um valor fora de controlo, como detectado na carta univariada da Figura 4.2-b.

A carta T^2 da Figura 4.6 assinala, ainda, uma situação fora de controlo no instante $t=13$, situação esta que não é detectada nas restantes cartas construídas para o doente B. Contudo, se observarmos os valores individuais das variáveis (Figuras 4.2-a e 4.2-b) no instante $t=13$, verificamos um valor alto na variável PaO_2 e um dos menores valores apresentados pelo doente na variável $PaCO_2$. Assim, o conjunto dos valores postos em destaque por estas duas variáveis nesse instante parece preconizar uma situação favorável ao bem-estar do doente e não uma situação fora de controlo, como assinalado.

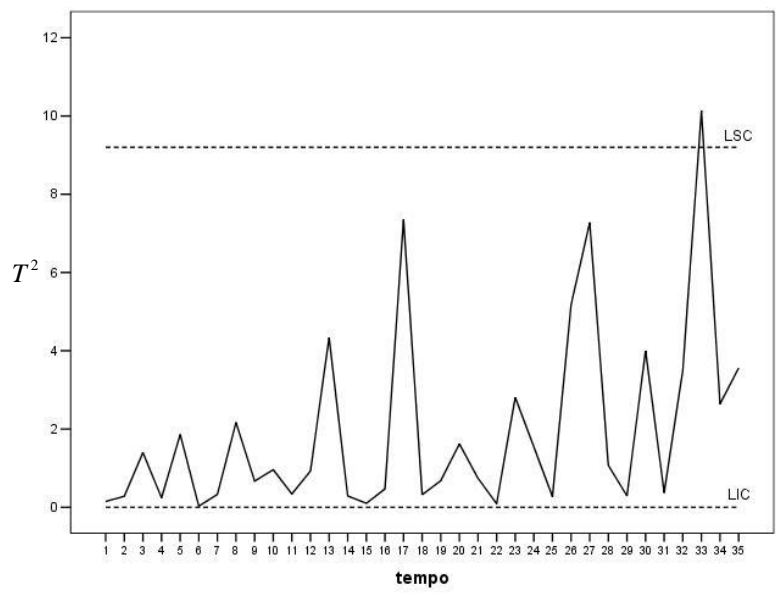


Figura 4.5 – Carta T^2 para o doente B, com as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$

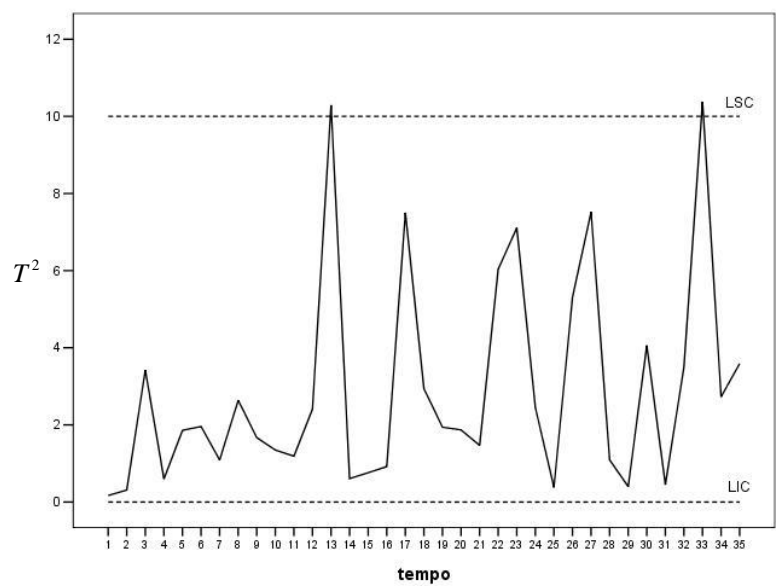


Figura 4.6 – Carta T^2 para o doente B, com as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$ e IMC

Aliás, algo de análogo se visualiza na carta da Figura 4.5. Embora não se encontrando na região de fora de controlo, os picos registados nos instantes $t=17$ e $t=27$ apresentam igual grandeza numérica mas reflectem situações completamente distintas, no que se refere a bons/maus indicadores do bem-estar do doente.

Estas constatações levam-nos a concluir que a carta bilateral T^2 não permite distinguir situações por manifesta degradação do estado de saúde ou, pelo contrário, por assinalável melhoria do doente.

Mas porque no acompanhamento médico dos doentes é de capital importância distinguir as situações anteriormente referidas, uma vez que, como é óbvio, as mesmas obrigam a medidas de actuação completamente distintas, iremos construir e analisar os mesmos dados, recorrendo, agora, a cartas unilaterais (uni ou multi-variadas).

4.5 Cartas Unilaterais

Se muitos investigadores têm realizado trabalhos e apresentado resultados relativamente ao estudo de cartas de controlo bilaterais, menor atenção tem sido dada ao estudo de cartas unilaterais. Algumas excepções são os trabalhos de Robinson e Ho (1978), Crowder e Hamilton (1992), Dou e Sa (2002) e, ainda, Shu *et al.* (2007).

As cartas bilaterais referidas neste capítulo (carta univariada de Shewhart e carta multi-variada T^2) são usadas quando se pretende detectar uma perturbação no processo, qualquer que seja o sentido, isto é, quer se verifique um aumento, quer uma diminuição no valor da média.

Porém, no caso dos dados médicos que estudámos e que respeitam a doentes respiratórios crónicos, não estamos na presença dum mesmo problema quando se regista um aumento ou uma diminuição significativa do valor da variável PaO_2 , por exemplo. No primeiro caso estamos numa situação de melhoria, pelo que dever-se-á manter o tratamento que esteja a ser realizado. Pelo contrário, no segundo caso é assinalado um agravamento do estado do doente, pelo que medidas correctivas devem ser aplicadas na terapêutica que se estava a usar.

Assim, ao utilizarmos cartas bilaterais nas condições em que apenas nos interessa detectar perturbações num sentido (aumento ou diminuição da média), podemos estar a atrasar a detecção da perturbação ou a identificar uma observação numa posição fora dos limites de controlo, que, no entanto, não é devida à situação que pretendemos assinalar.

Todavia, para se recorrer ao uso de cartas unilaterais terá de se assumir que se conhece o sentido da perturbação que se pretende assinalar, isto é, será necessário saber previamente se pretendemos assinalar uma situação de fora de controlo, quando ocorre um aumento ou quando ocorre uma diminuição da média.

Suponhamos então que, como no caso da variável PaO_2 , apenas pretendemos ser alertados na situação em que ocorre uma diminuição da média das observações.

Nesta situação, para desenhar a carta de controlo unilateral será necessário recorrer à estatística

$$X^- = \min[\mu_0; X] = \mu_0 + \min[0; X - \mu_0] \quad (4.14)$$

Assumindo que o processo se encontra controlado e que a variável $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, segundo Shu *et al.* (2007) tem-se que

$$E(X^-) = \mu_0 - \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sigma \quad (4.15)$$

e

$$\sigma_{X^-}^2 = \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{2\pi} \right) \sigma^2 \quad (4.16)$$

O limite (inferior) de controlo é agora dado pela expressão

$$\text{LIC} = E(X^-) - k\sigma_{X^-} \quad (4.17)$$

De notar que, quando se pretende detectar um aumento da média das observações, como por exemplo no caso da variável PaCO₂, a estatística a representar na carta de controlo unilateral será

$$X^+ = \max[\mu_0; X] = \mu_0 + \max[0; X - \mu_0] \quad (4.18)$$

$$E(X^+) = \mu_0 + \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sigma \quad (4.19)$$

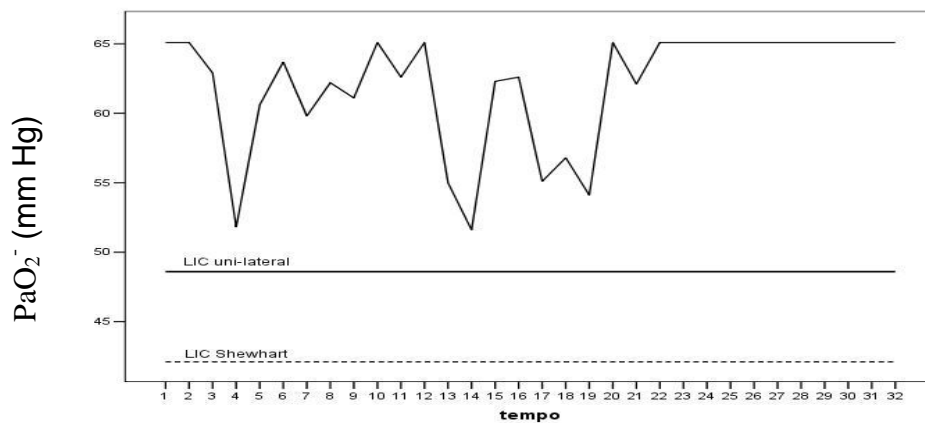
$$\sigma_{X^+}^2 = \left(\frac{1}{2} - \frac{1}{2\pi} \right) \sigma^2 \quad (4.20)$$

e o limite (superior) de controlo é agora dado pela expressão

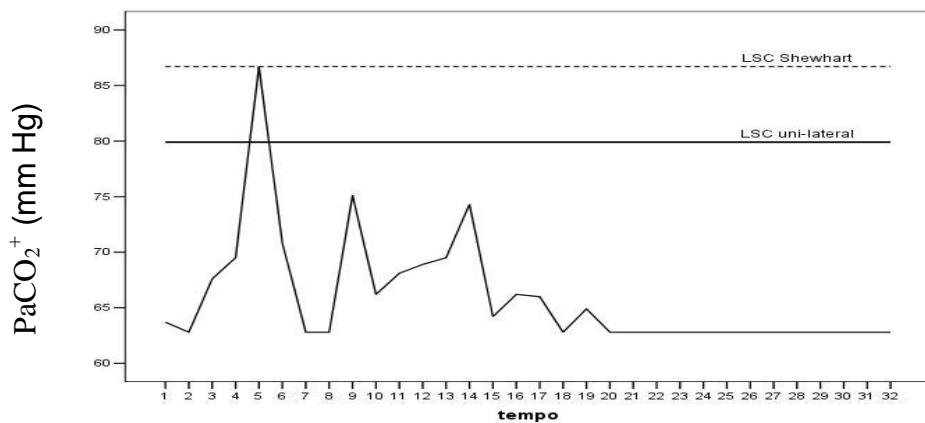
$$\text{LSC} = E(X^+) + k\sigma_{X^+}. \quad (4.21)$$

4.6 Cartas Unilaterais para os Doentes em estudo

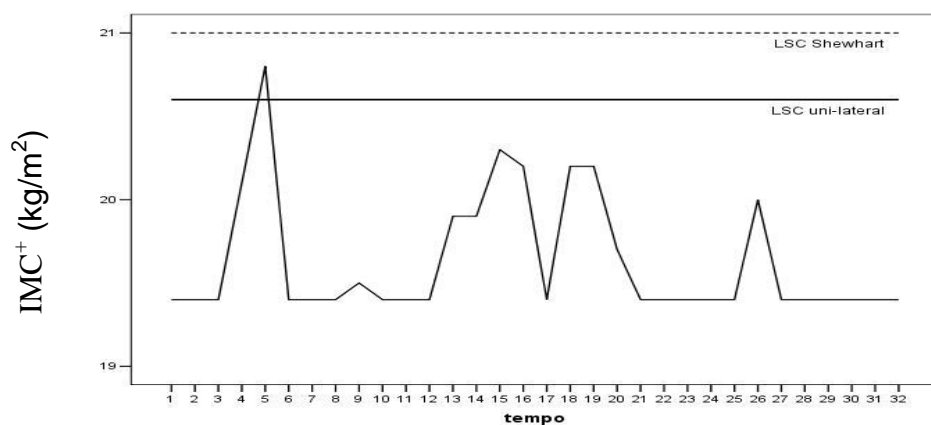
Nas Figuras 4.7 e 4.8, a seguir desenhadas, representamos as cartas unilaterais das variáveis em estudo, para cada um dos doentes (doente A e doente B, respectivamente). Consideramos o valor de $k=3$ para o limite da carta unilateral e traçamos, para comparação, o respectivo limite de Shewhart.



a) Variável PaO₂

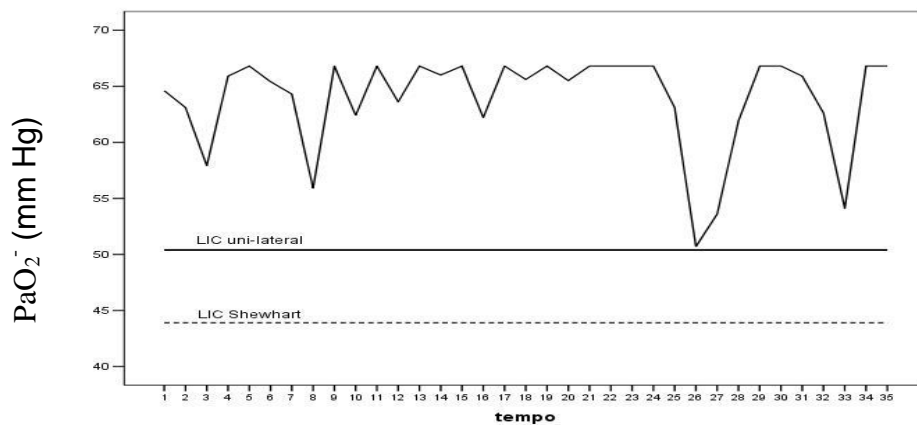


b) Variável PaCO₂

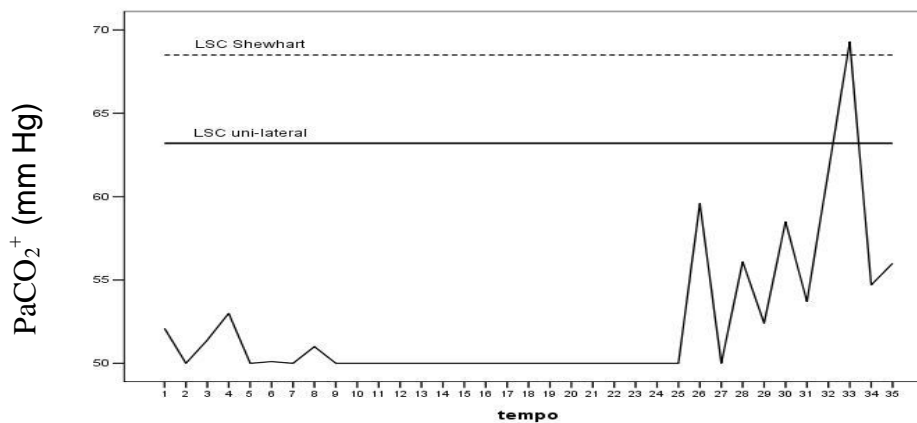


c) Variável IMC

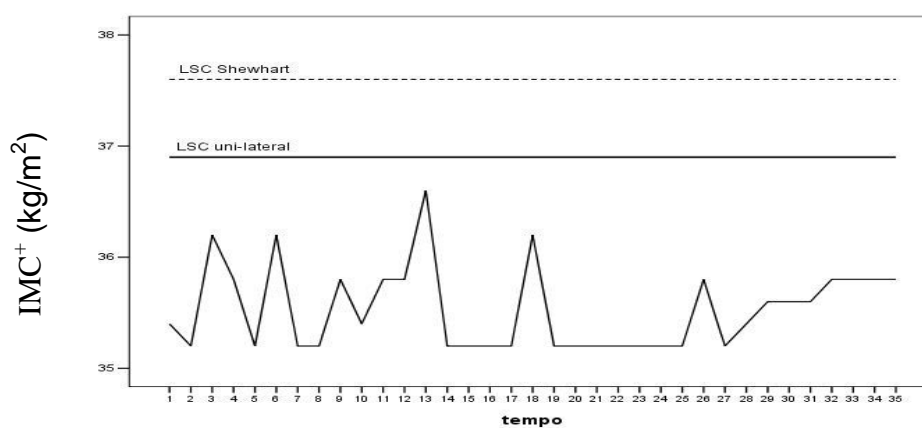
Figura 4.7 – Cartas de controlo unilateral para o doente A



a) Variável PaO₂



b) Variável PaCO₂



c) Variável IMC

Figura 4.8 – Cartas de controlo unilateral para o doente B

Para construção das cartas de controlo substituímos as observações da variável PaO_2 pelas observações PaO_2^- , pois pretendemos detectar descidas da concentração de oxigénio nos pulmões do doente. Por sua vez, as observações das variáveis PaCO_2 e IMC foram substituídas, respectivamente, pelos valores de PaCO_2^+ e IMC^+ , uma vez que pretendemos detectar aumentos acentuados destas variáveis.

Como se pode verificar na Figura 4.7, as cartas unilaterais do doente A assinalam uma situação fora de controlo no instante $t=5$, para as variáveis PaCO_2 e IMC, situação já claramente detectada na carta multivariada, embora não detectada na carta univariada de Shewhart para a variável IMC.

Para o doente B, representado na Figura 4.8, confirma-se, no instante $t=33$, uma situação fora de controlo na variável PaCO_2 , já assinalada pelas anteriores cartas.

É de referir o facto de não se verificar, como acontecia na carta multivariada da Figura 4.6, uma situação fora de controlo para o instante $t=13$. Tal facto vem reforçar a ideia da insensibilidade das cartas bilaterais T^2 em diferenciar os “picos” de melhoria dos de agravamento do estado de saúde do doente.

De salientar ainda o facto das cartas unilaterais tornarem claramente visível a melhoria, ao longo do tempo, do estado de saúde do doente A, enquanto, pelo contrário, é visível o agravamento dos sinais do doente B.

4.7 Cartas Multivariadas Unilaterais

Procurando conciliar as vantagens das cartas unilaterais na detecção de alterações apenas num sentido com a ausência do agravamento do erro na tomada de decisão trazida pelas cartas multivariadas, vamos aplicar aos dados em análise cartas multivariadas unilaterais.

Para isso, no cálculo da estatística T^2 dada pela equação 4.1, substituiremos, no instante t , o valor da observação x_{it} pelos valores x_{it}^- ou x_{it}^+ (dependendo da variável em causa) dados pelas equações 4.14 ou 4.18, respectivamente. De igual modo, os estimadores do vector-média e da matriz das covariâncias são calculados mediante a utilização dos valores dados pelas equações 4.15, 4.16, 4.19 e 4.20.

As cartas multivariadas unilaterais do doente A (Figuras 4.9 e 4.10) vêm reforçar a condição já detectada anteriormente de uma situação fora de controlo no instante $t=5$. Na Figura 4.10 registam-se igualmente dois valores fora de controlo nos instantes $t=15$ e $t=18$. Esta situação é certamente influenciada pelos valores muito altos apresentados pela variável IMC, embora não detectados fora dos limites de controlo nas anteriores cartas.

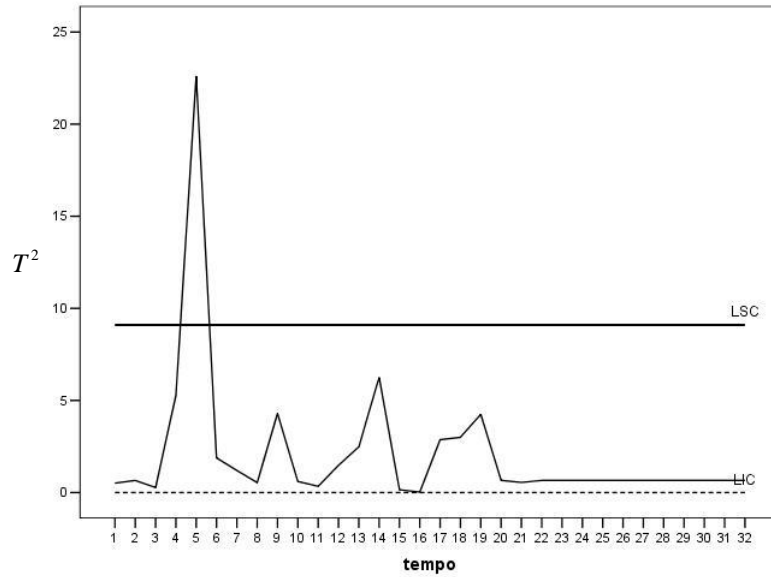


Figura 4.9 – Carta multivariada T^2 unilateral para o doente A, com as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$

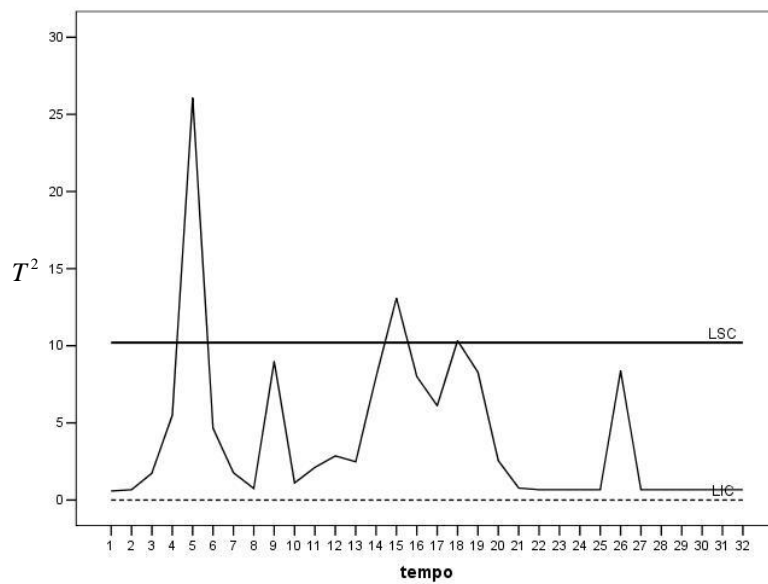


Figura 4.10 – Carta multivariada T^2 unilateral para o doente A, com as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$ e IMC

Para o doente B, a construção das cartas multivariadas unilaterais (vejam-se Figuras 4.11 e 4.12 a seguir) veio clarificar a situação fora de controlo assinalada, para o instante $t=13$, na carta multivariada bilateral (Figura 4.6). De facto, como suspeitávamos, não se confirma que no instante $t=13$ o doente B apresente uma situação de agravamento do seu estado de saúde.

Por outro lado, na Figura 4.11, para além da situação fora de controlo no instante $t=33$ já assinalada nas cartas anteriores, regista-se agora, também, um valor superior ao limite de controlo para $t=27$.

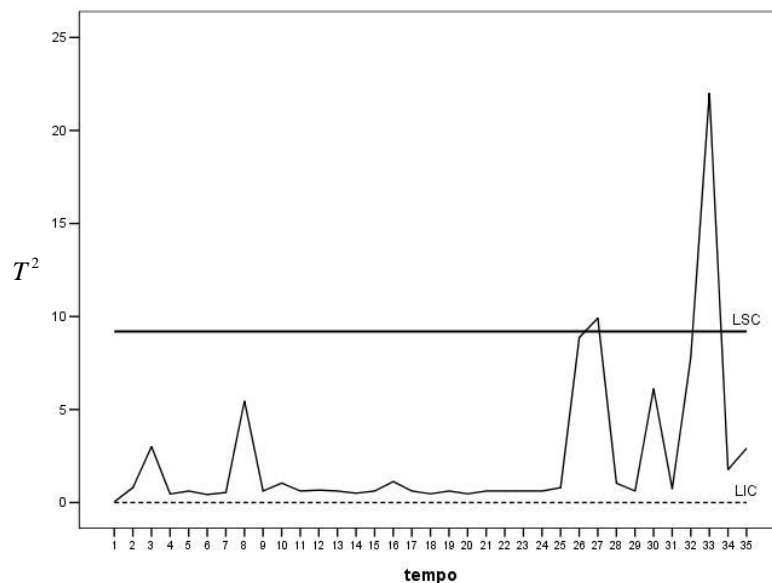


Figura 4.11 – Carta multivariada T^2 unilateral para o doente B, com as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$

Contudo, na Figura 4.12 tal situação fora de controlo não é assinalada, pelo que a introdução da variável IMC na carta de controlo multivariada poderá estar a “mascarar” os valores das variáveis PaO_2 e $PaCO_2$.

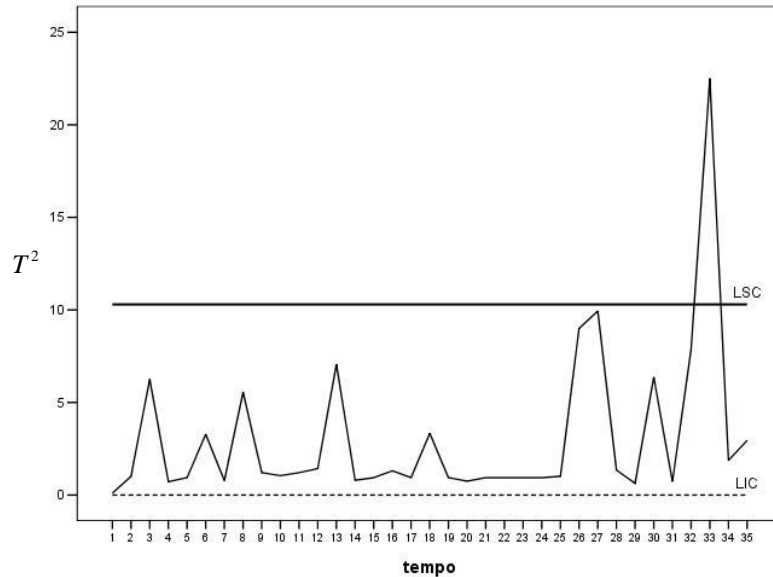


Figura 4.12 – Carta multivariada T^2 unilateral para o doente B, com as variáveis PaO_2 , PaCO_2 e IMC

Impõe-se, por isso, que se faça a decomposição da estatística T^2 em componentes ortogonais, de modo a clarificar a influência de cada variável nos resultados encontrados para ambos os doentes.

4.8 Decomposição da estatística T^2 em Componentes Ortogonais

Tendo em atenção as considerações que fizemos em 4.3 e considerando $X_1 = \text{PaO}_2$, $X_2 = \text{PaCO}_2$ e $X_3 = \text{IMC}$, apresentamos de seguida os quadros-

resumo da decomposição das cartas T^2 em componentes ortogonais, com o objectivo de identificar a(s) variável(eis) responsável(eis) pelas situações de fora de controlo assinaladas nas Figuras 4.9 e 4.10 (doente A) e nas Figuras 4.11 e 4.12 (doente B).

A análise da Tabela 4.2 confirma que a situação fora de controlo registada no instante $t=5$, para o doente A, se deve à alteração observada na variável PaCO_2 ($T_2^2=19.78 >$ valor crítico), potenciada pela alteração ocorrida na relação entre as variáveis PaO_2 e PaCO_2 ($T_{2|1}^2=21.98 >$ valor crítico).

Tabela 4.2 – Decomposição da estatística T^2 da Figura 4.9, em componentes ortogonais

t	T^2	LSC	Ordenação		Termo incondicional	$T^2 - T_i^2$	Termos condicionais	Valor crítico
			1º	2º				
5	22.61	9.1	X_1	X_2	$T_1^2=0.098$	22.00	$T_{2 1}^2=21.98$	9.23
			X_2	X_1	$T_2^2=19.78$	2.83	$T_{1 2}^2 = \text{n.c.}$	

n.c. - valor não calculado, pois o termo não contribui para a situação de fora de controlo

Da análise da Tabela 4.3 conclui-se que as variáveis PaCO_2 ($T_2^2=19.78 >$ valor crítico) e IMC ($T_3^2=13.62 >$ valor crítico), *per si*, bem como as alterações ocorridas nas relações entre as três variáveis ($T_{2|1}^2=21.98$, $T_{2|3}^2=9.98$, $T_{3|1}^2=15.28$ e $T_{2|1,3}^2=12.22$ todos superiores ao valor crítico) são responsáveis pela situação fora de controlo registada no instante $t=5$.

Quanto às situações de alarme detectadas, ainda no doente A, nos instantes $t=15$ e $t=18$, a decomposição de T^2 em componentes ortogonais não permite retirar conclusões claras. Contudo os termos que se encontram mais próximos do valor crítico são aqueles que avaliam a alteração da interacção

entre as variáveis PaO₂, PaCO₂ e IMC ($T_{3|1,2}^2=7.9$), no instante $t=15$, e a interação entre PaCO₂ e IMC ($T_{3|2}^2=6.05$), no instante $t=18$.

Tabela 4.3 – Decomposição da estatística T^2 da Figura 4.10, em componentes ortogonais

t	T^2	LSC	Ordenação			Termo incondicional	$T^2 - T_i^2$	Termos condicionais		Valor crítico
			1º	2º	3º					
5	26.07	10.2	X_1	X_2	X_3	$T_1^2=0.098$	25.97	$T_{2 1}^2=21.98$	$T_{3 1,2}^2=4.55$	8.26
			X_1	X_3	X_2			$T_{3 1}^2=15.28$	$T_{2 1,3}^2=12.22$	
			X_2	X_1	X_3	$T_2^2=19.78$	6.29	$T_{1 2}^2 = \text{n.c.}$	$T_{3 1,2}^2 = \text{n.c.}$	
			X_2	X_3	X_1			$T_{3 2}^2 = \text{n.c.}$	$T_{1 2,3}^2 = \text{n.c.}$	
			X_3	X_1	X_2	$T_3^2=13.62$	12.45	$T_{1 3}^2=1.86$	$T_{2 1,3}^2=12.22$	
			X_3	X_2	X_1			$T_{2 3}^2=9.98$	$T_{1 2,3}^2=3.48$	
15	13.09	10.2	X_1	X_2	X_3	$T_1^2=0.005$	13.8	$T_{2 1}^2=0.14$	$T_{3 1,2}^2=7.9$	8.26
			X_1	X_3	X_2			$T_{3 1}^2=5.86$	$T_{2 1,3}^2=1.94$	
			X_2	X_1	X_3	$T_2^2=0.14$	12.95	$T_{1 2}^2=0.004$	$T_{3 1,2}^2=7.9$	
			X_2	X_3	X_1			$T_{3 2}^2=6.87$	$T_{1 2,3}^2=0.71$	
			X_3	X_1	X_2	$T_3^2=4.46$	8.63	$T_{1 3}^2=1.14$	$T_{2 1,3}^2=1.94$	
			X_3	X_2	X_1			$T_{2 3}^2=2.55$	$T_{1 2,3}^2=0.71$	
18	10.33	10.2	X_1	X_2	X_3	$T_1^2=1.36$	8.97	$T_{2 1}^2=1.73$	$T_{3 1,2}^2=3.55$	8.26
			X_1	X_3	X_2			$T_{3 1}^2=1.40$	$T_{2 1,3}^2=3.68$	
			X_2	X_1	X_3	$T_2^2=0.47$	9.86	$T_{1 2}^2=2.3$	$T_{3 1,2}^2=3.55$	
			X_2	X_3	X_1			$T_{3 2}^2=6.05$	$T_{1 2,3}^2=0.63$	
			X_3	X_1	X_2	$T_3^2=3.39$	6.94	$T_{1 3}^2 = \text{n.c.}$	$T_{2 1,3}^2 = \text{n.c.}$	
			X_3	X_2	X_1			$T_{2 3}^2 = \text{n.c.}$	$T_{1 2,3}^2 = \text{n.c.}$	

n.c. - valor não calculado, pois o termo não contribui para a situação de fora de controle

A decomposição da estatística T^2 descrita na Tabela 4.4 confirma as afirmações feitas anteriormente para o doente B. De facto, a variável PaCO₂ ($T_{2|1}^2=21.91 >$ valor crítico) é responsável pela situação fora de controlo ocorrida no instante $t=33$, potenciada pela alteração da relação entre as duas variáveis em estudo ($T_{2|1}^2=15.56 >$ valor crítico). Por sua vez, o sinal de alarme detectado no instante $t=27$ deve-se a alterações na correlação das variáveis PaO₂ e PaCO₂ ($T_{1|2}^2=11.69 >$ valor crítico).

Tabela 4.4 – Decomposição da estatística T^2 da Figura 4.11, em componentes ortogonais

t	T^2	LSC	Ordenação		Termo incondicional	$T^2 - T_i^2$	Termos condicionais	Valor crítico
			1º	2º				
27	9.92	9.2	X_1	X_2	$T_1^2=5.18$	4.47	$T_{2 1}^2 = \text{n.c.}$	9.09
			X_2	X_1	$T_2^2=0.46$	9.46	$T_{1 2}^2=11.69$	
33	22.01	9.2	X_1	X_2	$T_1^2=4.68$	17.33	$T_{2 1}^2=15.56$	9.09
			X_2	X_1	$T_2^2=21.91$	0.1	$T_{1 2}^2 = \text{n.c.}$	

n.c. - valor não calculado, pois o termo não contribui para a situação de fora de controlo

A análise da Tabela 4.5, apresentada a seguir, confirma a variável PaCO₂ ($T_{2|1}^2=21.91 >$ valor crítico) como responsável pelo alarme detectado no instante $t=33$, potenciado pelas alterações ocorridas nas relações entre as variáveis PaO₂, PaCO₂ e IMC ($T_{2|1}^2=15.56$, $T_{2|3}^2=21.93$ e $T_{2|1,3}^2=15.25$ todos superiores ao valor crítico).

Tabela 4.5 – Decomposição da estatística T^2 da Figura 4.12, em componentes ortogonais

t	T^2	LSC	Ordenação			Termo incondicional	$T^2 - T_i^2$	Termos condicionais		Valor crítico
			1º	2º	3º					
33	22.50	10.3	X_1	X_2	X_3	$T_1^2 = 4.68$	17.82	$T_{2 1}^2 = 15.56$	$T_{3 1,2}^2 = 0.08$	8.14
			X_1	X_3	X_2			$T_{3 1}^2 = 0.24$	$T_{2 1,3}^2 = 15.25$	
			X_2	X_1	X_3	$T_2^2 = 21.91$	0.59	$T_{1 2}^2 = \text{n.c.}$	$T_{3 1,2}^2 = \text{n.c.}$	
			X_2	X_3	X_1			$T_{3 2}^2 = \text{n.c.}$	$T_{1 2,3}^2 = \text{n.c.}$	
			X_3	X_1	X_2	$T_3^2 = 0.36$	22.14	$T_{1 3}^2 = 4.69$	$T_{2 1,3}^2 = 15.25$	
			X_3	X_2	X_1			$T_{2 3}^2 = 21.93$	$T_{1 2,3}^2 = 0.24$	

n.c. - valor não calculado, pois o termo não contribui para a situação de fora de controlo

4.9 Síntese

Neste capítulo descrevemos o trabalho em que procurámos aplicar, no controlo das variáveis PaO₂, PaCO₂ e IMC, as cartas de controlo de Shewhart a dois doentes do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo. Esta metodologia permitiu-nos verificar a existência de valores “anormais” na variável PaCO₂, em ambos os doentes, embora em instantes diferentes.

Para além disso, tendo também constatado a existência de correlação, particularmente nas variáveis PaO₂ e PaCO₂, construímos para cada doente a respectiva carta T^2 . Esta carta, no caso do doente A, permitiu reforçar a situação fora de controlo encontrada com a carta de Shewhart. Quanto ao doente B, a carta T^2 introduziu alguma “confusão” na interpretação do seu estado patológico. De facto, não obstante identificar a situação fora de controlo assinalada pela carta univariada, a estatística T^2 exibiu valores da

mesma ordem de grandeza para situações totalmente díspares. Isto é, a carta T^2 não distingue uma melhoria do doente (aumento de PaO_2 e diminuição de $PaCO_2$) do agravamento do seu estado de saúde (diminuição de PaO_2 e aumento de $PaCO_2$).

Com o objectivo de ultrapassarmos esta dificuldade, construímos cartas unilaterais, uni e multivariadas, que permitiram identificar situações fora de controlo que anteriormente não tinham sido detectadas pelas cartas bilaterais univariadas de Shewhart, bem como possibilitaram reconhecer falsos alarmes assinalados pelas cartas bilaterais multivariadas T^2 .

Em sùmula: as cartas de controlo unilaterais são preferíveis a cartas bilaterais, quando se pretende detectar alterações da média apenas numa direcção, como pode ser o caso dos dados que estudámos.

Contudo, mais importante que a análise retrospectiva que realizámos e que descrevemos neste capítulo, é o acompanhamento futuro de cada doente. Por isso, no capítulo seguinte propomo-nos construir, para cada doente, cartas de controlo com limites variáveis, que permitem acompanhar a evolução do seu estado de saúde e, simultaneamente, identificar a ocorrência de grandes alterações relativamente ao seu historial recente.

Capítulo 5

Cartas de Controlo com Limites Variáveis

As técnicas do *SPC* e, nomeadamente, as cartas de controlo são métodos muito utilizados em diferentes situações, em particular na área empresarial e na produção fabril. De um modo geral, e quando não se conhecem os valores dos parâmetros da característica da qualidade que se pretende estudar, a aplicação das cartas de controlo faz-se em duas fases consecutivas mas distintas. Na primeira fase (Fase I) recolhem-se amostras de modo a que, após se haver reunido um conjunto considerado significativo de dados, se estimem os limites de controlo. Os limites calculados são validados através da análise retrospectiva dos dados das amostras obtidas, verificando-se se todos os valores recolhidos e usados no cálculo dos limites se encontram dentro do intervalo de controlo. Se tal acontecer, considera-se

que o processo de produção está controlado, pelo que se passa à fase seguinte. Nesta nova fase (Fase II) considera-se que os parâmetros, bem como os limites de controlo, são conhecidos e fixos (iguais aos valores estimados na Fase I), pelo que o controlo do processo se faz em tempo real, isto é, no preciso momento em que a amostra é retirada. Caso o valor recolhido caia fora do intervalo de controlo, o processo produtivo deve ser interrompido e deverão ser tomadas medidas correctivas de modo a ajustar o processo aos valores pretendidos.

Com o objectivo de monitorizar os doentes respiratórios crónicos do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo, no Capítulo 4 apresentámos as técnicas de *SPC* que aplicámos aos dados médicos. Construámos cartas de controlo para as variáveis PaO_2 , PaCO_2 e IMC, uma vez que, segundo a comunidade médica, estas são dos melhores indicadores do bem-estar ou mal-estar do doente.

Com o estudo realizado, constatamos que as cartas de controlo, particularmente as unilaterais, representam uma ferramenta com potencial no controlo dos doentes, quando se pretende detectar alterações da média apenas num sentido, como pode ser o caso dos dados dos doentes em análise. Contudo, todo o estudo foi realizado retrospectivamente. Ora, sendo verdade que esta análise retrospectiva é interessante para se ter uma ideia do passado do doente, ela não serve porém, como acontece no caso de um processo produtivo tradicional, para nos levar à fase seguinte, isto é, à Fase II em que se faz o acompanhamento em tempo real, tendo por base os limites de controlo previamente calculados e fixos a partir do historial do processo.

De facto, no caso de doentes os indicadores que apresentam não são estáticos, isto é, não se mantêm inalterados ao longo de todo o tempo. Os valores das variáveis registados em cada instante tanto podem reflectir uma

melhoria em resultado da boa resposta ao tratamento médico, como podem traduzir um agravamento do estado de saúde do doente. E é fundamental que, no acompanhamento médico dos doentes, esta informação seja visível e tanto quanto possível imediata, de modo a permitir aos profissionais de saúde aplicarem e adaptarem o tratamento médico adequado a cada caso, em cada instante. Por outro lado, é importante verificar se o doente se encontra, ou não, estabilizado relativamente ao seu passado recente, independentemente dos valores que apresenta se enquadrarem ou não nos valores de referência para a respectiva população.

Por isso, muito mais relevante do que uma análise retrospectiva, é que a carta de controlo nos informe do passado recente e da situação presente de cada doente, bem como da tendência favorável, ou não, no que respeita à evolução da doença. Assim, na monitorização e acompanhamento dos doentes, as cartas de controlo não devem ser estáticas nem ter um intervalo de controlo fixo, uma vez que neste “processo” não nos é possível considerar que os parâmetros em análise e os limites de controlo se encontram perfeitamente conhecidos e que se mantêm imutáveis. É, pois, fundamental e indispensável fazer uma monitorização dos doentes, tendo em atenção a constante evolução, positiva ou negativa, da doença.

5.1 Cartas de Controlo com Limites Variáveis- metodologia

Atendendo às condicionantes expostas, construímos para cada doente cartas de controlo com limites variáveis, que nos permitam acompanhar ao longo do tempo a evolução do respectivo estado de saúde. Para essa construção, recorreremos aos valores do passado recente do próprio doente, em vez de utilizarmos valores fixos, previamente calculados, baseados em dados da população ou num historial longínquo desse mesmo doente.

Queremos realçar que, com a construção destas cartas, o doente é considerado como o seu próprio referencial, o que vai ao encontro dos estudos referidos no Capítulo 2. Por outro lado, esta condição permite assinalar não só o agravamento mas também o estado de melhoria do doente, reajustando, pois, os valores de controlo para a nova situação em que o mesmo se encontra.

Numa primeira abordagem às cartas de controlo com limites variáveis, representámos o valor da variável no instante t , com os respectivos limites de controlo e linha central calculados a partir das 10 observações imediatamente anteriores, isto é $x_{t-1}, x_{t-2}, x_{t-3}, \dots, x_{t-10}$. Através do teste *Kolmogorov-Smirnov* verificámos a Normalidade de cada “conjunto” de 10 observações utilizadas no cálculo dos limites variáveis.

É de notar que os limites de controlo variáveis apenas são representados na carta de controlo a partir da 11^a observação. Os valores das linhas de controlo até ao instante $t=10$ são fixos e calculados a partir da média e do desvio-padrão das 10 primeiras observações do doente.

Assim, como referimos, a linha central e os limites de controlo foram obtidos a partir das seguintes expressões numéricas:

- a linha central no instante t é calculada pela equação

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{LC}_t = \frac{\sum_{i=1}^{10} x_{t-i}}{10} & \text{se } t > 10 \\ \text{LC}_t = \frac{x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_{10}}{10} & \text{se } t \leq 10 \end{array} \right. \quad (5.1)$$

- os limites de controlo, uma vez mais, representam-se a uma distância $k\sigma_t$ da linha central, sendo σ_t o desvio-padrão das dez observações utilizadas no cálculo da linha central.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{LSC}_t = \text{LC}_t + k\sigma_t \\ \text{LIC}_t = \text{LC}_t - k\sigma_t \end{array} \right. \quad (5.2)$$

Na Figura 5.1, a seguir, representamos a carta de controlo com limites variáveis, calculados a partir das equações 5.1 e 5.2, considerando $k=3$.

Como podemos verificar, esta carta não fornece a informação adequada, pois o valor da variável no instante $t=33$ não é identificado como uma situação fora de controlo, ao contrário do que aconteceu em todas as cartas de controlo construídas no Capítulo 4.

Esta situação decorre do aumento dos valores da variável, bem como do aumento da variabilidade desses mesmos valores. De facto, apresentando o doente um agravamento nos valores de PaCO_2 e, simultaneamente, uma maior dispersão dos dados, estas duas ocorrências traduzem-se num aumento da amplitude do intervalo de controlo (em resultado do crescimento

do desvio-padrão), dificultando a detecção de situações extremas nos valores da variável apresentados pelo doente.

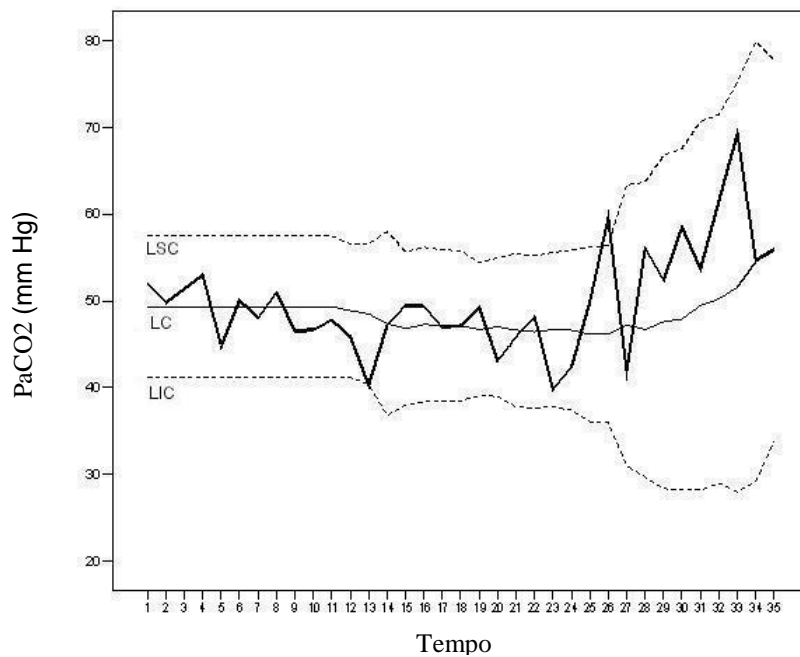


Figura 5.1 – Variável PaCO₂ para o doente B

Com o intuito de ultrapassar esta dificuldade, optámos por recorrer ao valor da média dos últimos 10 desvios-padrão ($\bar{\sigma}_t$) para estimar o desvio-padrão utilizado no cálculo dos limites de controlo da equação 5.2. Assim, $\bar{\sigma}_t$ é dado pela equação 5.3.

$$\bar{\sigma}_t = \frac{\sum_{i=1}^{10} \sigma_{t-i}}{10} \quad \text{se } t > 10 \quad (5.3)$$

Como se pode ver na Figura 5.2, que se segue, os novos limites de controlo assim calculados apresentam-se muito mais suaves e regulares, e detectam claramente a situação fora de controlo no instante $t=33$, referida nas anteriores cartas de controlo.

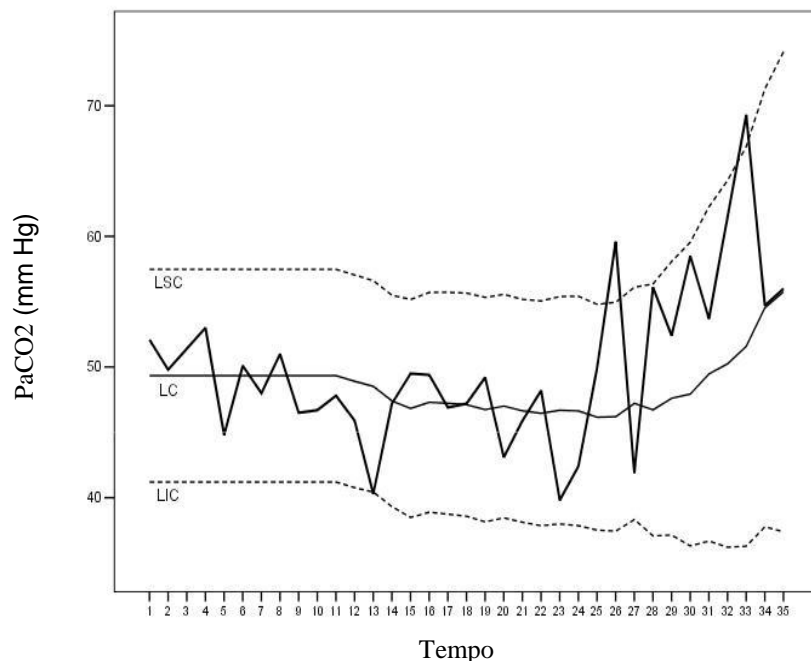


Figura 5.2 – Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂ (doente B)

Sintetizando, nas cartas de controlo com limites variáveis representamos os valores individuais da variável, sendo a linha central, em cada instante t , obtida a partir da média das dez últimas observações (equação 5.1). Os limites de controlo encontram-se a uma distância da linha central igual a k vezes (no nosso caso consideramos $k=3$) a média dos últimos dez desvios-padrão ($\bar{\sigma}_t$).

5.2 Cartas de Controlo com Limites Variáveis – resultados

Nas Figuras 5.3 e 5.4, adiante, apresentamos as cartas com limites de controlo variáveis, para as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$ do doente B. Para melhor analisarmos a melhoria ou o agravamento do estado de saúde do doente, representamos também o valor de referência usado pela comunidade médica.

Assim, a linha horizontal, na Figura 5.3, representa o valor de referência, para a classe médica, para a concentração de PaO_2 , abaixo da qual se considera existir insuficiência respiratória (veja-se Capítulo 2).

Por outro lado, na Figura 5.4, sempre que o valor de $PaCO_2$ está acima da linha de referência, consideramos que se está na presença de uma situação patológica (veja-se Capítulo 2).

Como se pode verificar, existe uma tendência crescente nos valores das últimas observações da variável $PaCO_2$, bem como uma grande variabilidade para os valores de PaO_2 , com o conseqüente aumento da amplitude do intervalo de controlo, o que traduz um agravamento do estado de saúde do doente B.

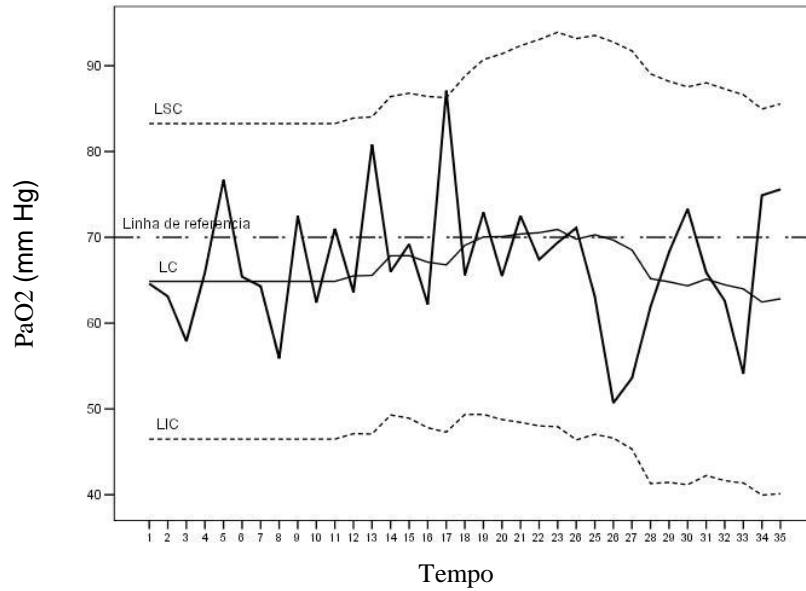


Figura 5.3 – Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂ (doente B)

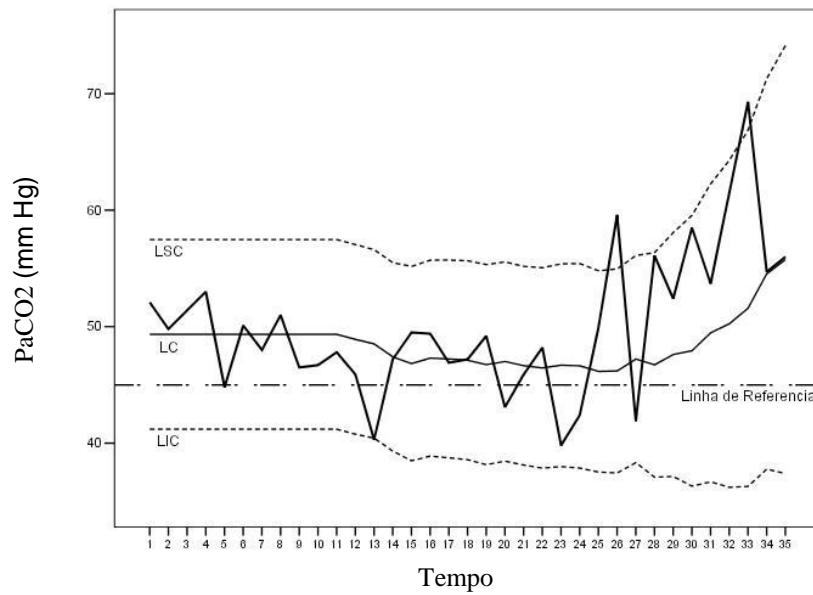


Figura 5.4 – Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂ (doente B)

Por outro lado, a carta com limites variáveis regista também um valor fora de controlo para a variável PaCO_2 no instante $t=26$, situação nunca antes referenciada nas restantes cartas construídas. Aliás, é a partir desse instante que se constata o progressivo agravamento do estado de saúde do doente.

De modo análogo, as Figuras 5.5 e 5.6 representam as cartas de controlo com limites variáveis e as linhas de referência para as variáveis PaO_2 e PaCO_2 , respectivamente, para o outro paciente em estudo, o doente A.

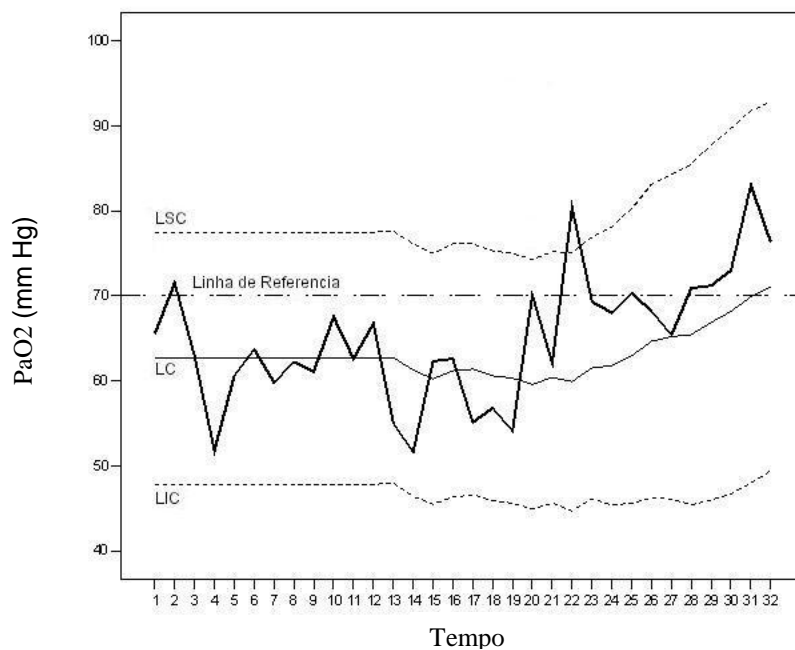


Figura 5.5 – Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2 (doente A)

Para o doente A, atendendo à evolução positiva do seu estado de saúde (visível nos gráficos), os limites de controlo foram recalculados e ajustados ao estado de melhoria apresentado pelo doente.

De facto, podemos constatar que o doente apresenta um pico favorável para a variável PaO_2 (Figura 5.5), relativamente ao seu historial, no instante $t=22$, bem como uma tendência constante de melhoria a partir desse momento.

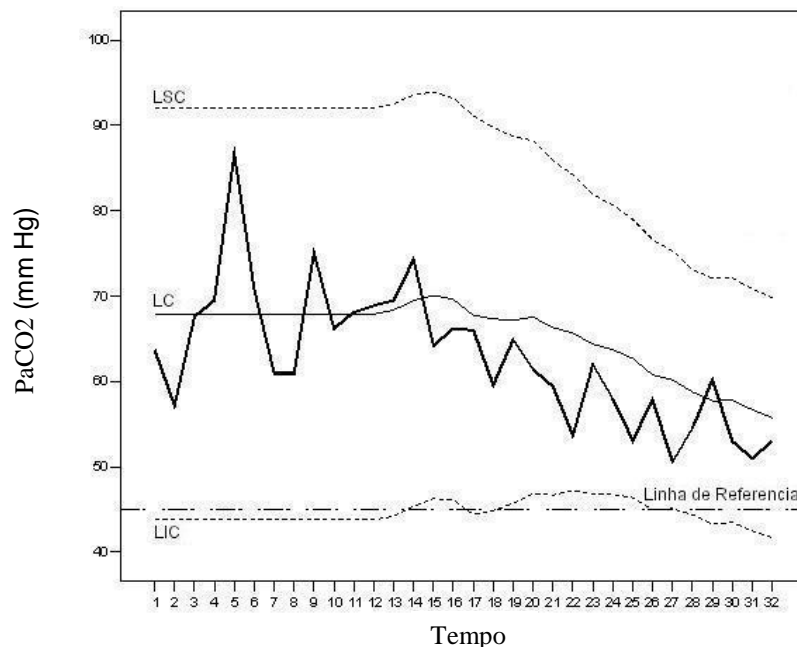


Figura 5.6 – Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO_2 (doente A)

Por outro lado, se um valor da variável PaCO_2 igual ao verificado no instante $t=5$ ocorresse no instante $t=26$ ou seguintes, na carta de controlo com limites variáveis esta observação seria, agora, considerada uma situação fora de controlo, pelo que deveria merecer atenção particular no sentido de identificar quais as causas que motivaram essa ocorrência. É no entanto de salientar, como podemos visualizar na Figura 5.7, que essa alteração não era notória se fossem utilizados os limites fixos das cartas de controlo tradicionais (linha horizontal contínua da Figura 5.7), os quais não têm em conta o evoluir da doença.

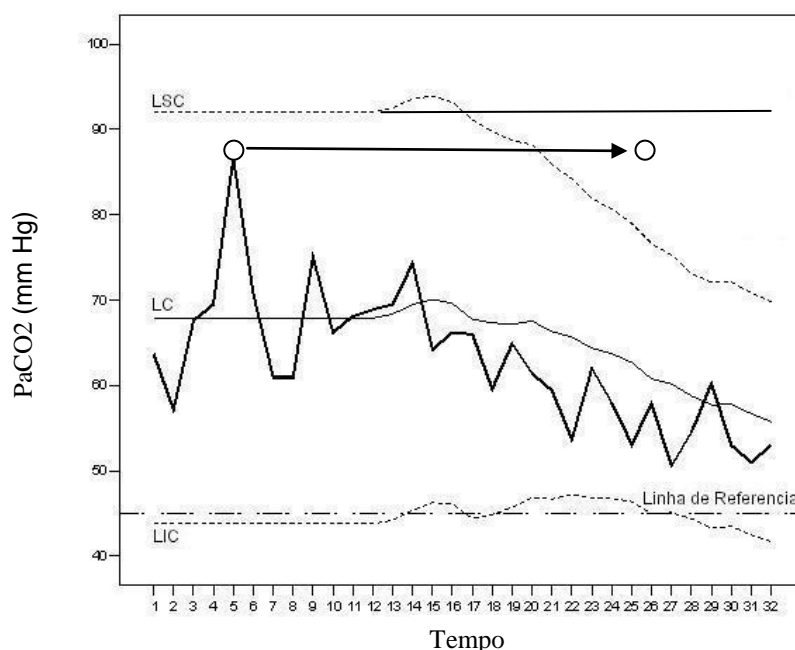


Figura 5.7 – Variável PaCO₂ para doente A

Acontece também que a amplitude do intervalo [LIC, LSC] mostra, para este doente, uma clara diminuição, relativamente aos valores do passado. Esta situação traduz uma menor variabilidade dos valores observados. Assim, o doente não só regista uma melhoria nos valores da variável (menor valor da média), mas também parece encontrar-se estável em torno dessa mesma melhoria (menor amplitude do intervalo de controlo).

Algo análogo pode visualizar-se na Figura 5.8, para a variável PaCO₂ de um outro doente da base de dados, doente designado por D15 (veja-se Anexo A). Não obstante não se verificar grande alteração, ao longo do tempo, na média dos valores observados, é notória a diminuição da amplitude do intervalo de controlo, o que significa que esse doente se encontra estabilizado.

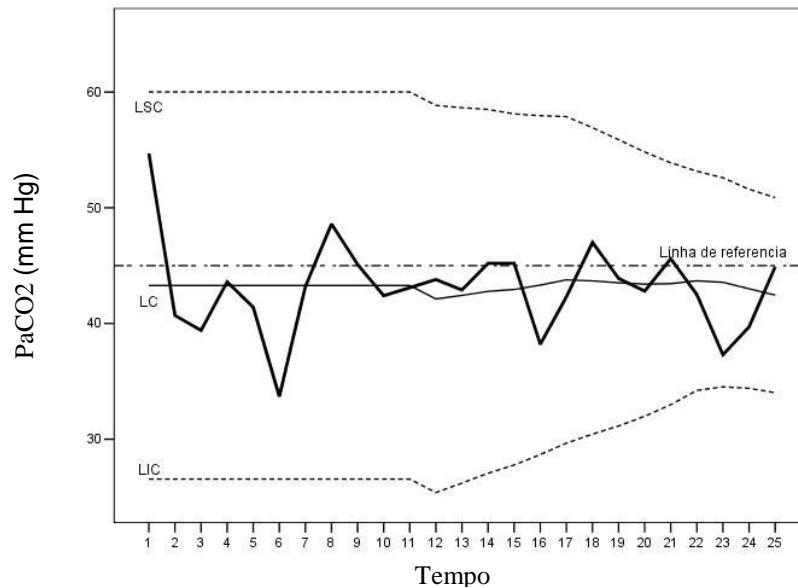


Figura 5.8 – Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂ (Doente D15)

Tendo em conta as considerações que acabámos de fazer, podemos concluir que as cartas de controlo com limites variáveis permitem acompanhar a tendência da evolução patológica dos doentes, bem como a sua variabilidade. Pelo que, a carta proposta agrega, numa só, a informação tradicionalmente fornecida pelo conjunto das cartas de controlo para a média e para a dispersão.

O motivo que nos levou a utilizar 10 observações para o cálculo dos limites variáveis foi, como já expusemos em 3.2.1 (Capítulo 3), o facto de este valor corresponder, em média, ao número de registos relativos a dois anos e meio de acompanhamento de um doente. Esta situação é considerada, para os dados médicos em análise, um longo período.

Por outro lado, podemos dizer que a carta com limites variáveis estabelece um compromisso entre a carta tradicional de Shewhart, aonde se representam os valores individuais da variável, e a carta MA, cujos limites de controlo são calculados a partir da informação dada por r valores passados. Como constatámos (e se encontra resumido na Tabela 3.11, Capítulo 3), a carta MA, com $r=11$, apresenta um bom desempenho, quando comparada com as restantes cartas em análise, mesmo nos casos em que os parâmetros são estimados com recurso a 10 observações.

Contudo, admitindo que a metodologia adoptada para o cálculo dos limites de controlo possa ser contestada, uma vez que estatisticamente estamos a trabalhar com uma amostra de pequena dimensão, não negligenciámos a eventual objecção de que a estimação dos parâmetros usados poderá ser discutível.

Daí, que tenhamos efectuado uma comparação entre as cartas com limites variáveis atrás propostas e cartas cujo intervalo de controlo é obtido a partir de intervalos de confiança *Bootstrap*, com o intuito de ultrapassar as críticas que eventualmente possam fazer-se.

5.3 Técnica de reamostragem de *Bootstrap*

Os métodos de estimação clássicos são, por vezes, colocados em causa quando alguns dos pressupostos não são verificados pelos dados em análise (como, por exemplo, número de observações insuficiente e hipótese

de normalidade não aceitável), o que restringe o seu campo de aplicação. Com vista a ultrapassar esta dificuldade, tem sido desenvolvida uma abordagem não-paramétrica da estimação dos parâmetros, recorrendo à reamostragem. Na reamostragem, que utiliza os dados da amostra conhecida para gerar mais amostras, não é necessário conhecer a distribuição da variável, uma vez que é calculada uma distribuição empírica das estatísticas a partir de centenas ou milhares de amostras geradas.

A técnica de *Bootstrap* (reamostragem com reposição) substitui deduções teóricas exigidas pelos métodos tradicionais de análise, pela inferência sobre amostras obtidas pela reamostragem sucessiva dos dados da amostra original. A principal desvantagem que se aponta a esta técnica de *Bootstrap* é o elevado número de cálculos que exige e, conseqüentemente, o tempo que é necessário despende para a sua eficaz utilização. Contudo, e uma vez mais, o uso dos computadores possibilitou a ultrapassagem desse obstáculo. Por isso, hoje em dia, é recorrente a utilização da técnica de *Bootstrap* na inferência estatística. Dado o seu fácil emprego na prática, esta metodologia constitui-se como uma alternativa interessante aos métodos de estimação clássicos (estimação pontual e por intervalos de parâmetros como a média, a variância e a proporção), principalmente quando estes se encontram “limitados” na sua aplicação (Hesterberg *et al.*, 2005).

Como é sabido, a técnica de *Bootstrap*, introduzida por Bradley Efron (1979), é um modo particular de reamostragem que, partindo de uma amostra única, utiliza a simulação para obter os parâmetros e a distribuição amostral da variável, pelo menos aproximadamente. Este método permite reduzir os enviesamentos e obter estimativas do desvio-padrão mais confiáveis.

Assim, a técnica de *Bootstrap* (seguramente uma das técnicas de reamostragem mais usadas) trata a amostra observada como se esta representasse uma determinada população na sua totalidade. Partindo da

amostra original, e através do sorteio aleatório (com reposição) das observações, criam-se várias amostras (designadas amostras *Bootstrap*) de igual dimensão. Esta técnica permite criar tantas amostras quantas as que se entendam necessárias, pelo que Hesterberg *et al.* (2005) consideram que, se a amostra original é representativa de determinada população, as reamostras desta amostra devem representar o que se obteria se fossem recolhidas muitas amostras dessa mesma população. A distribuição *Bootstrap* duma estatística, baseada em muitas reamostras, representa a distribuição amostral dessa estatística. Esta característica faz com que uma das utilidades da técnica *Bootstrap* seja a de verificar a normalidade da distribuição original da estatística em causa. Para que a aplicação desta técnica resulte em valores confiáveis devem ser construídas centenas ou milhares de reamostras, de dimensão igual à da amostra inicial. É consensual entre a maioria dos autores considerar $m=1000$ um número adequado de reamostras.

A variabilidade presente na metodologia *Bootstrap* é dada pela escolha da amostra original, bem como pelas reamostras construídas. Porém, a variabilidade primordial é devida à amostra inicial, pelo que se deve ter o maior cuidado na sua recolha, de modo a que seja, de facto, representativa do universo em estudo.

5.3.1 Metodologia *Bootstrap*

A metodologia adoptada na Técnica de *Bootstrap* é a seguinte:

- Consideremos $O = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ a amostra original da população e θ a estatística que se pretende estudar e cuja distribuição amostral se pretende conhecer;
- A partir da amostra O , retiram-se aleatoriamente n valores, com reposição, obtendo-se assim uma nova amostra, designada amostra *Bootstrap*;
- Consideremos $B_i = (Y_1^*, Y_2^*, \dots, Y_n^*)$ uma amostra *Bootstrap*, com $i = 1, 2, \dots, m$ e m o número de amostras *Bootstrap* consideradas necessárias (comummente escolhe-se, como se disse, $m = 1000$);
- Para cada amostra *Bootstrap* calcula-se a respectiva estatística $\hat{\theta}_i$.
- A distribuição dos $\hat{\theta}_i$ é a distribuição *Bootstrap* do estimador de θ .

Sabemos que a distribuição *Bootstrap* possui as propriedades da distribuição amostral. De facto, se a amostra original representa a população da qual é extraída, as reamostras da amostra inicial representam o que obteríamos se recolhêssemos muitas amostras dessa mesma população. Pelo que, a distribuição de *Bootstrap* de uma estatística, baseada em muitas reamostras, representa a distribuição da estatística, baseada em muitas amostras (Hesterberg *et al.*, 2005).

Para um número de reamostras suficientemente grande, a teoria mostra que a distribuição obtida nas amostras de *Bootstrap* converge para a verdadeira distribuição amostral (Caparini, 2007). De facto, a melhor estimativa da média amostral é a média de todas as médias *Bootstrap* estimadas.

Por sua vez, os Intervalos de Confiança (IC) são usualmente calculados por uma das seguintes abordagens:

- a) Calcula-se o erro-padrão *Bootstrap* como sendo o desvio-padrão das médias *Bootstrap* estimadas. O erro-padrão *Bootstrap* estima o desvio-padrão da distribuição amostral, com o qual se constrói o tradicional intervalo de confiança, com recurso à distribuição *t-student*, isto é, considera-se $IC = [\bar{X} - t^* SE_{boot} ; \bar{X} + t^* SE_{boot}]$, sendo SE_{boot} o erro-padrão *Bootstrap* para a média e t^* o valor crítico da distribuição *t-student* com $n-1$ graus de liberdade.

Esta metodologia de cálculo do IC apresenta bons resultados de confiabilidade, quando a distribuição *Bootstrap* se revela aproximadamente normal;

- b) Ordenam-se as estimativas e encontram-se os limites do intervalo como sendo aqueles que excluem os (5% ou 1%) extremos dos valores estimados (o IC assim calculado é habitualmente designado intervalo de confiança percentil de *Bootstrap*).

No caso da distribuição *Bootstrap* ser aproximadamente normal, os intervalos de confiança determinados pelos dois processos anteriores serão aproximadamente iguais (Hesterberg *et al.*, 2005).

Assim, podemos concluir dizendo que a distribuição *Bootstrap*, construída a partir das reamostras, possui as propriedades da distribuição amostral. A grande vantagem da técnica de *Bootstrap* é que ela funciona mesmo nos casos em que a teoria da inferência estatística não se pode aplicar.

5.3.2 Estudo da Normalidade das amostras *Bootstrap*

Para cada conjunto de dez observações que, em cada instante t , usamos no cálculo das linhas de controlo da carta com limites variáveis, gerámos 1000 amostras *Bootstrap*, com o intuito de encontrarmos os respectivos intervalos de confiança.

Pode confirmar-se, pelos histogramas e Q-Q plot apresentados abaixo na Figura 5.9, para o doente A, e na Figura 5.10, para o doente B, que cada distribuição *Bootstrap* construída para cada instante t ($t > 10$) é aproximadamente normal.

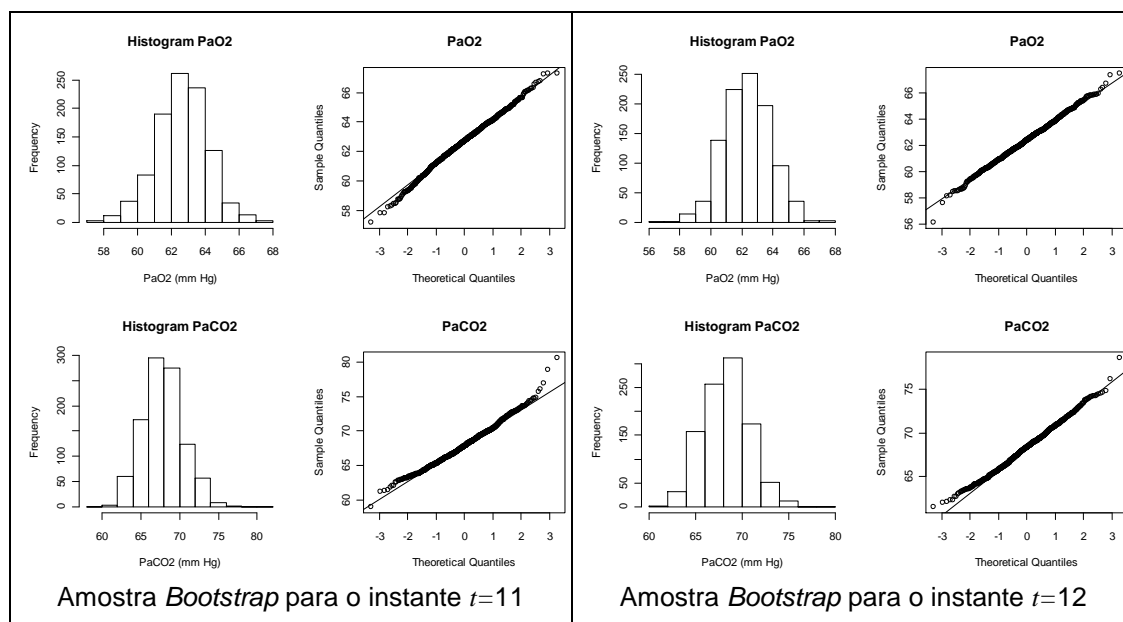


Figura 5.9 – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente A, para cada instante $t > 10$

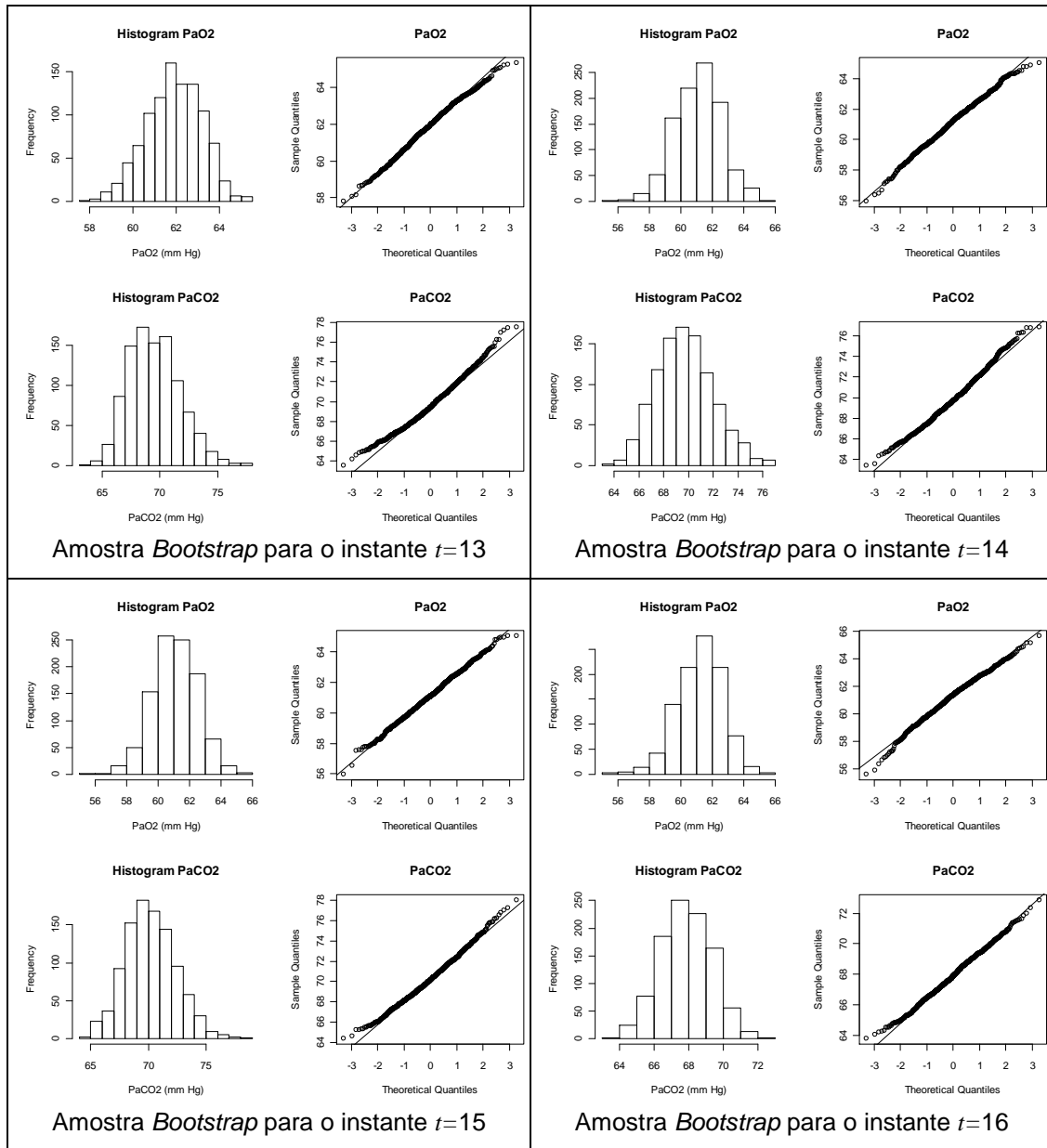


Figura 5.9 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente A, para cada instante $t > 10$

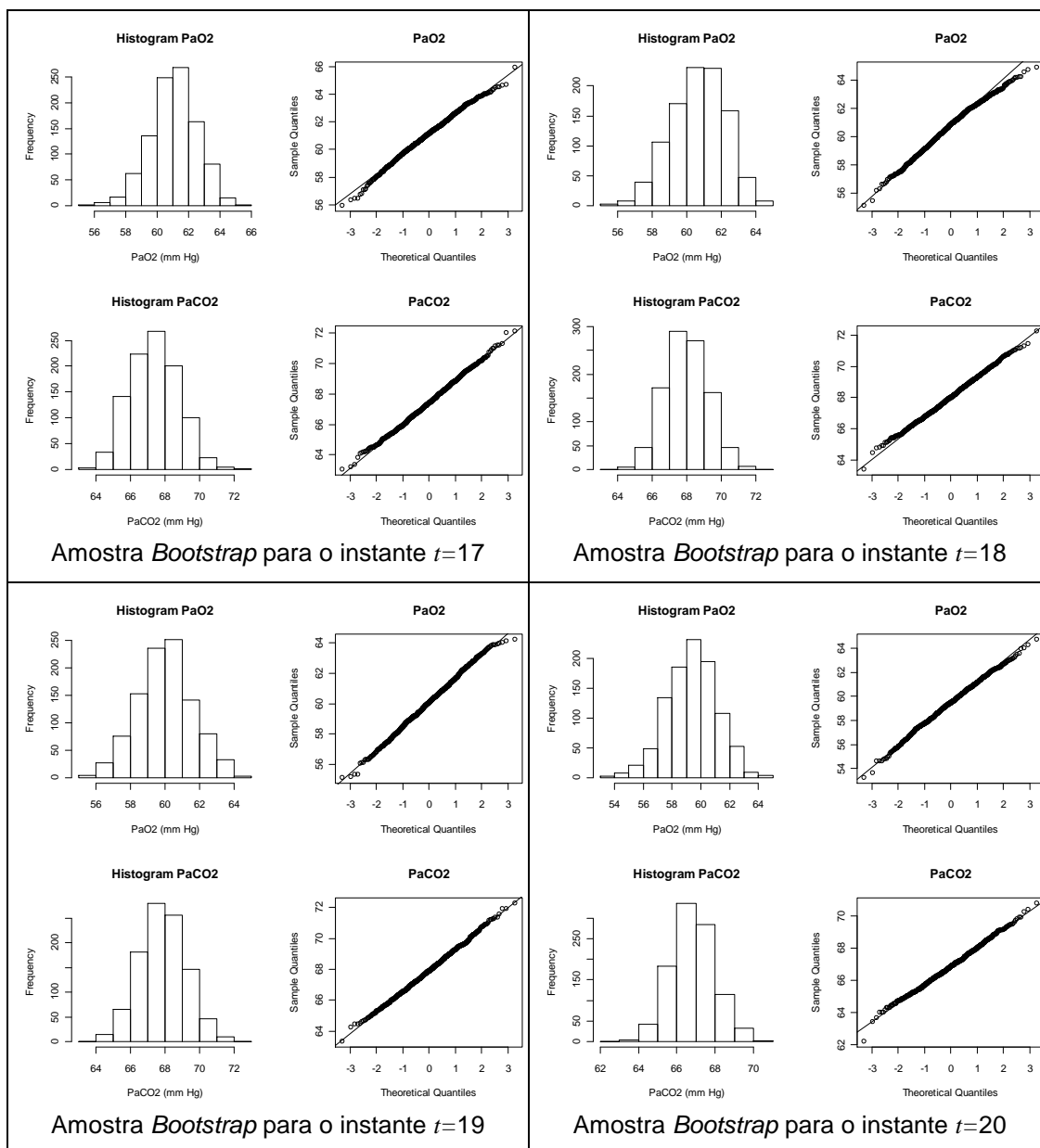


Figura 5.9 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente A, para cada instante $t > 10$

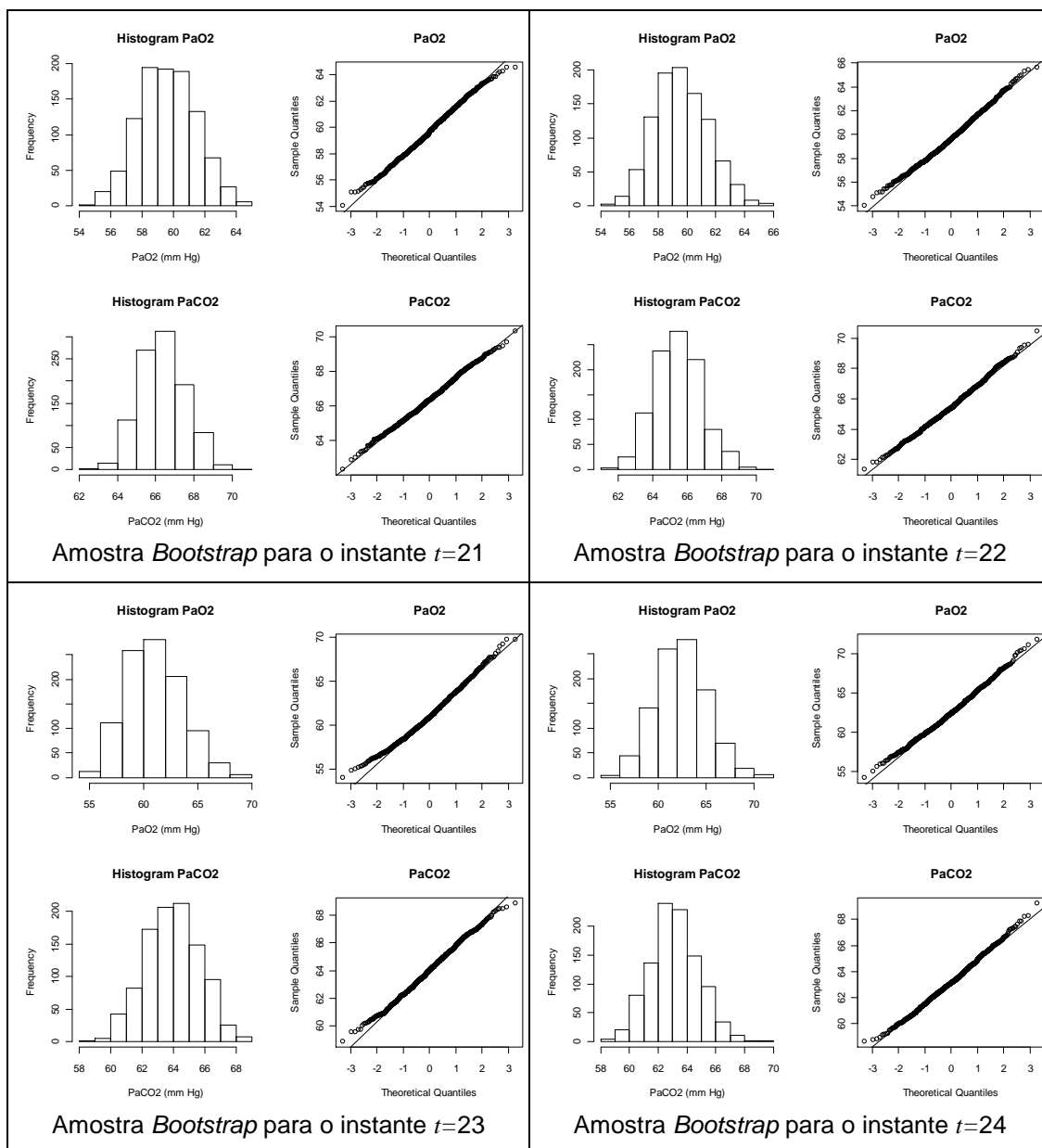


Figura 5.9 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente A, para cada instante $t > 10$

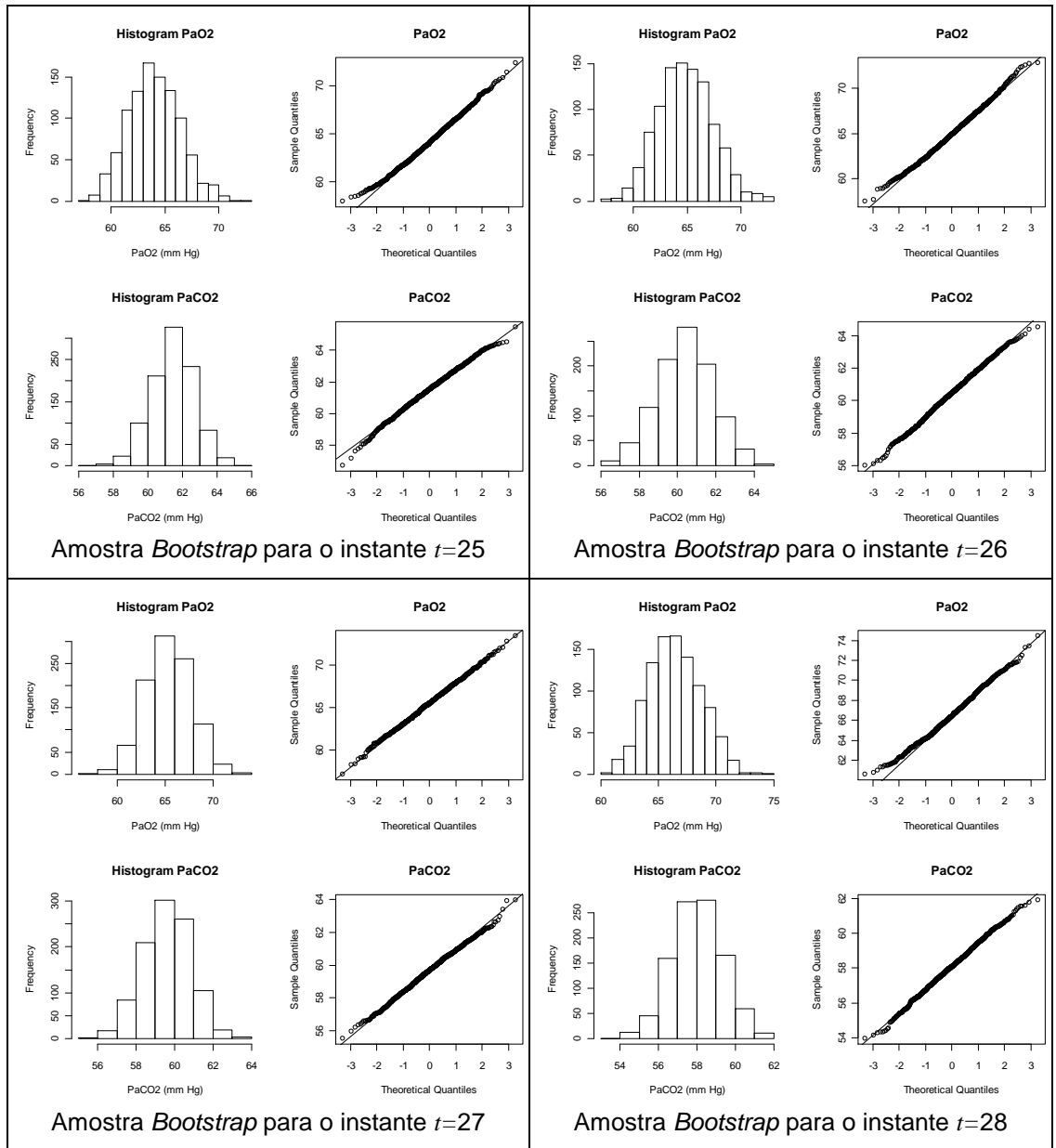


Figura 5.9 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente A, para cada instante $t > 10$

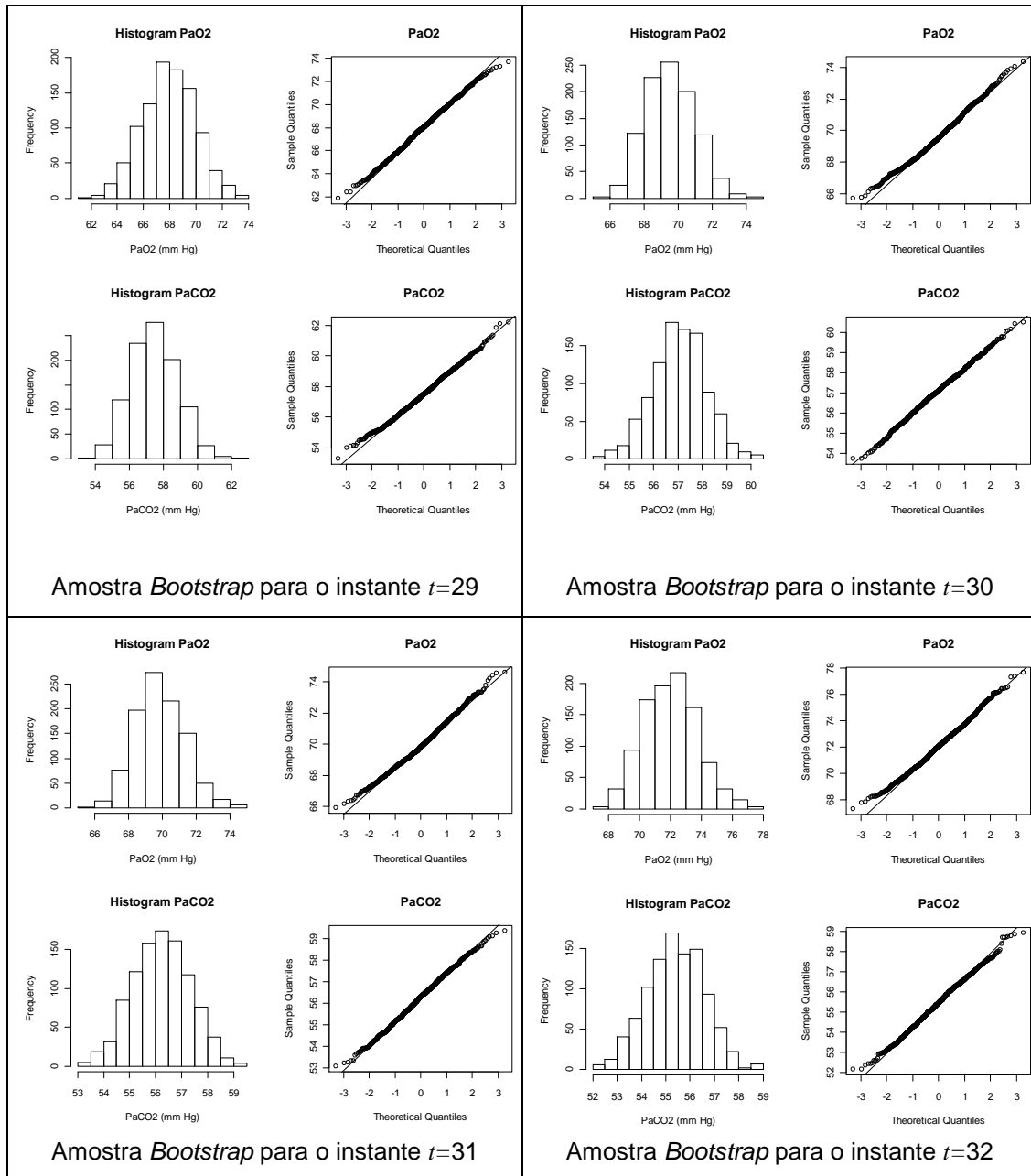


Figura 5.9 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente A, para cada instante $t > 10$

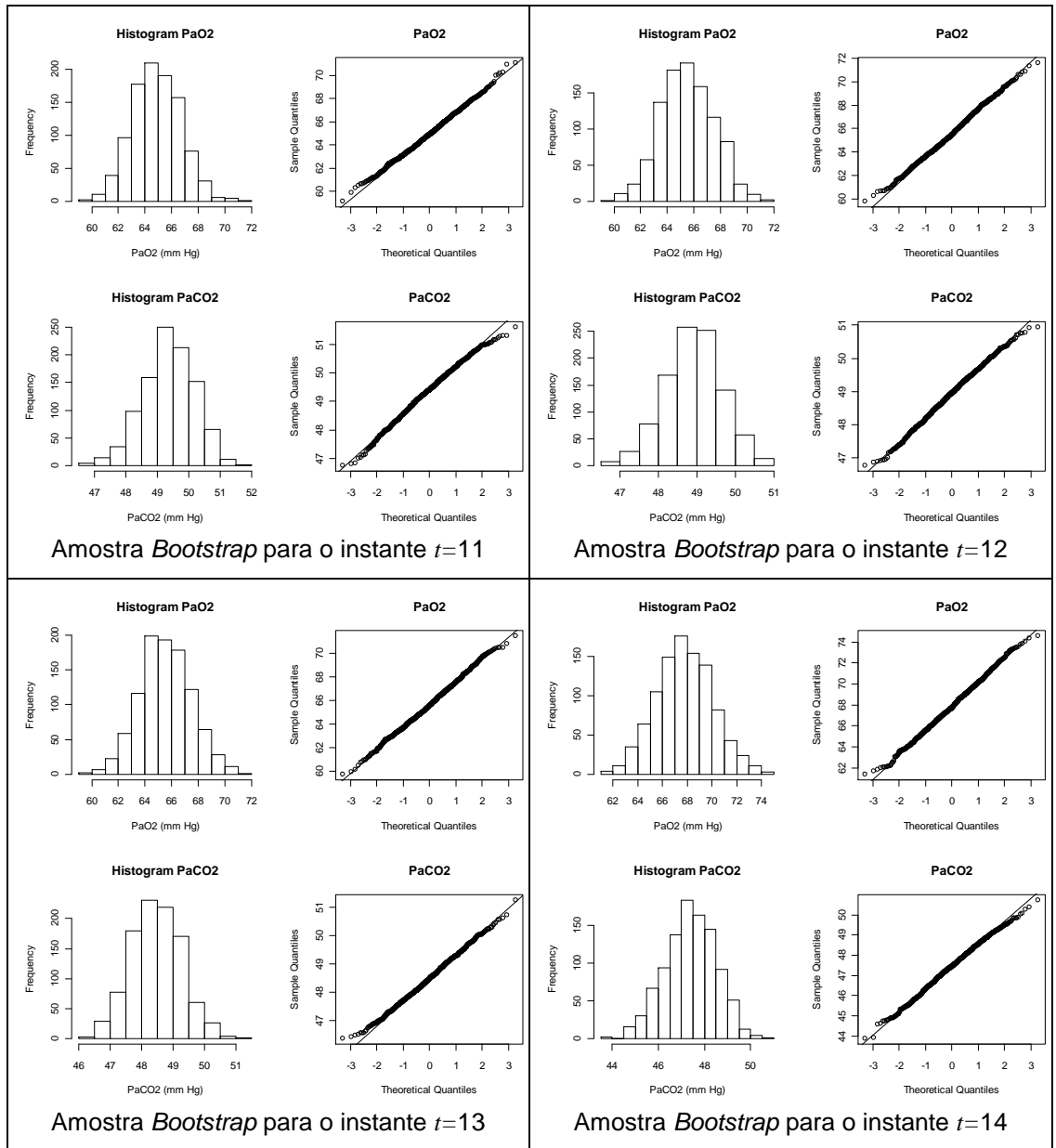


Figura 5.10 – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente B, para cada instante $t > 10$

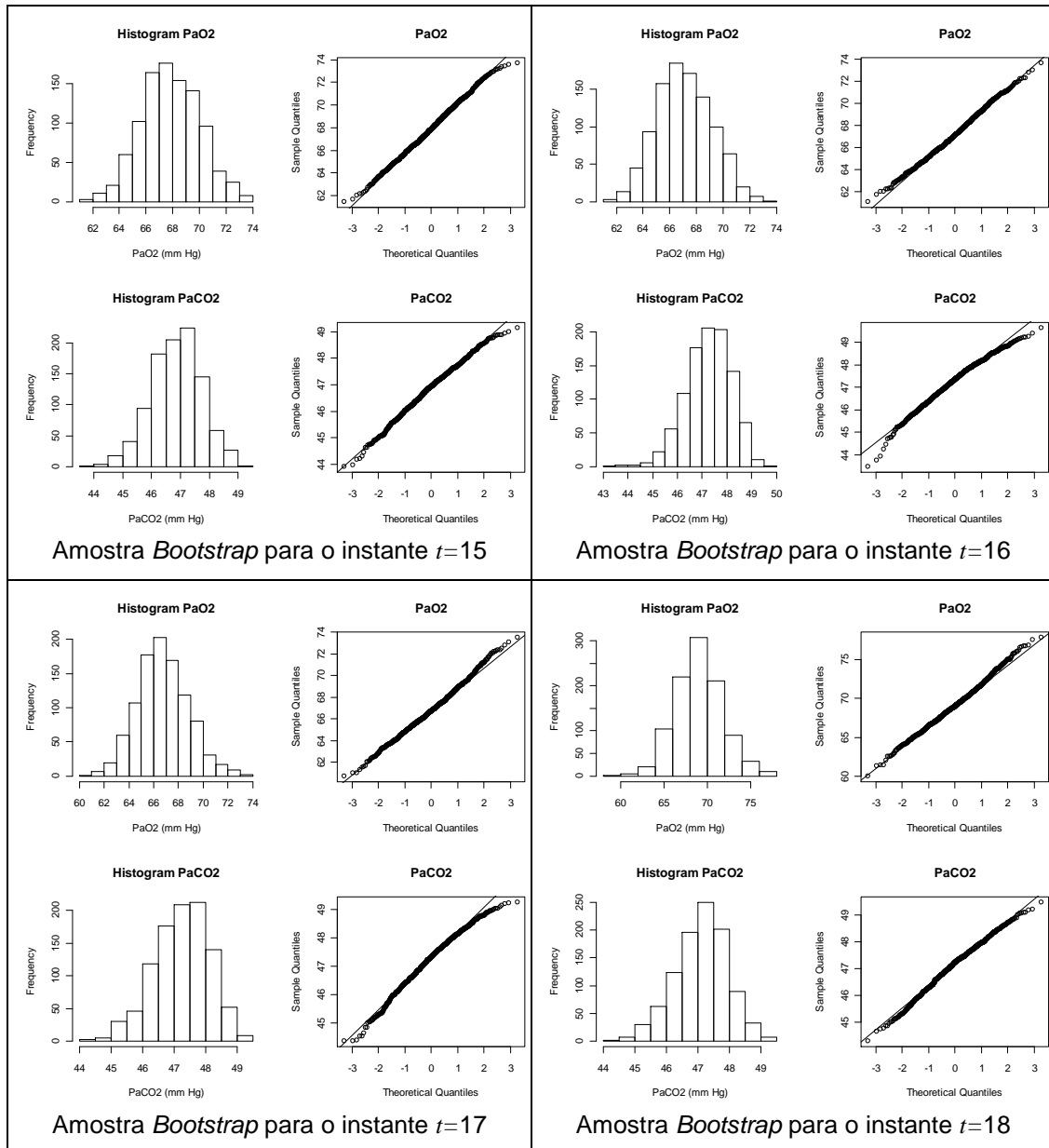


Figura 5.10 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente B, para cada instante $t > 10$

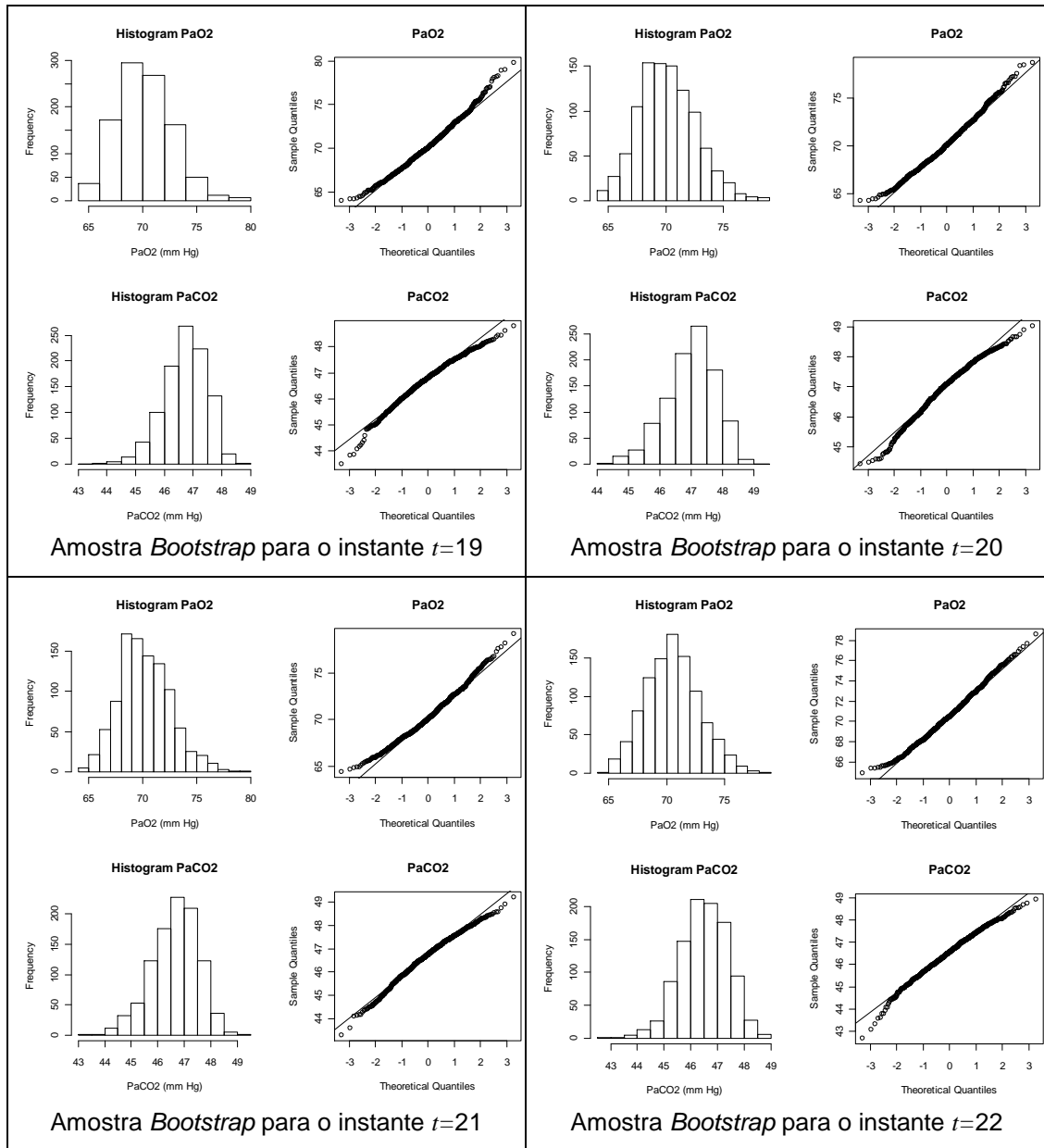


Figura 5.10 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente B, para cada instante $t > 10$

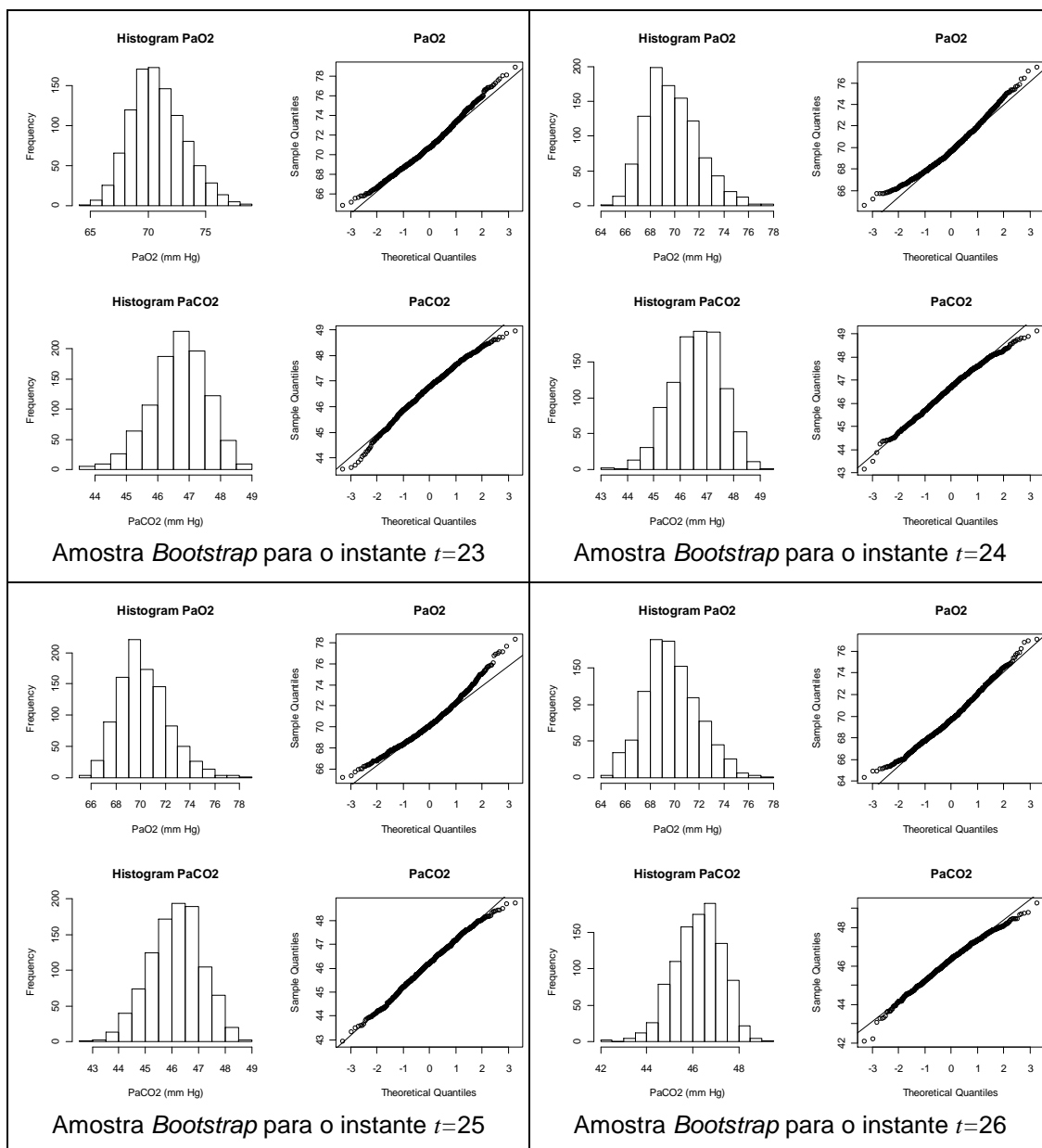


Figura 5.10 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente B, para cada instante $t > 10$

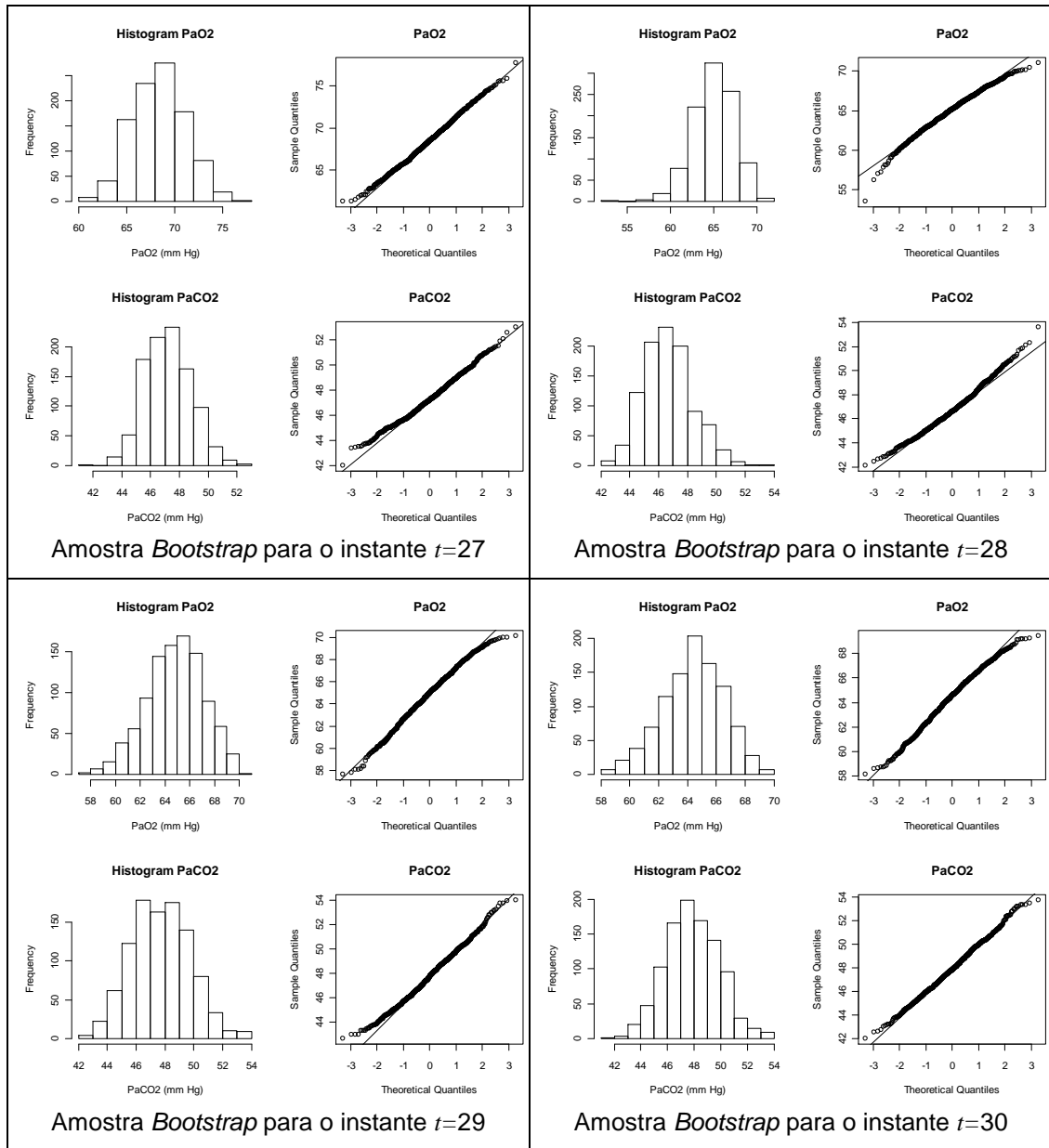


Figura 5.10 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente B, para cada instante $t > 10$

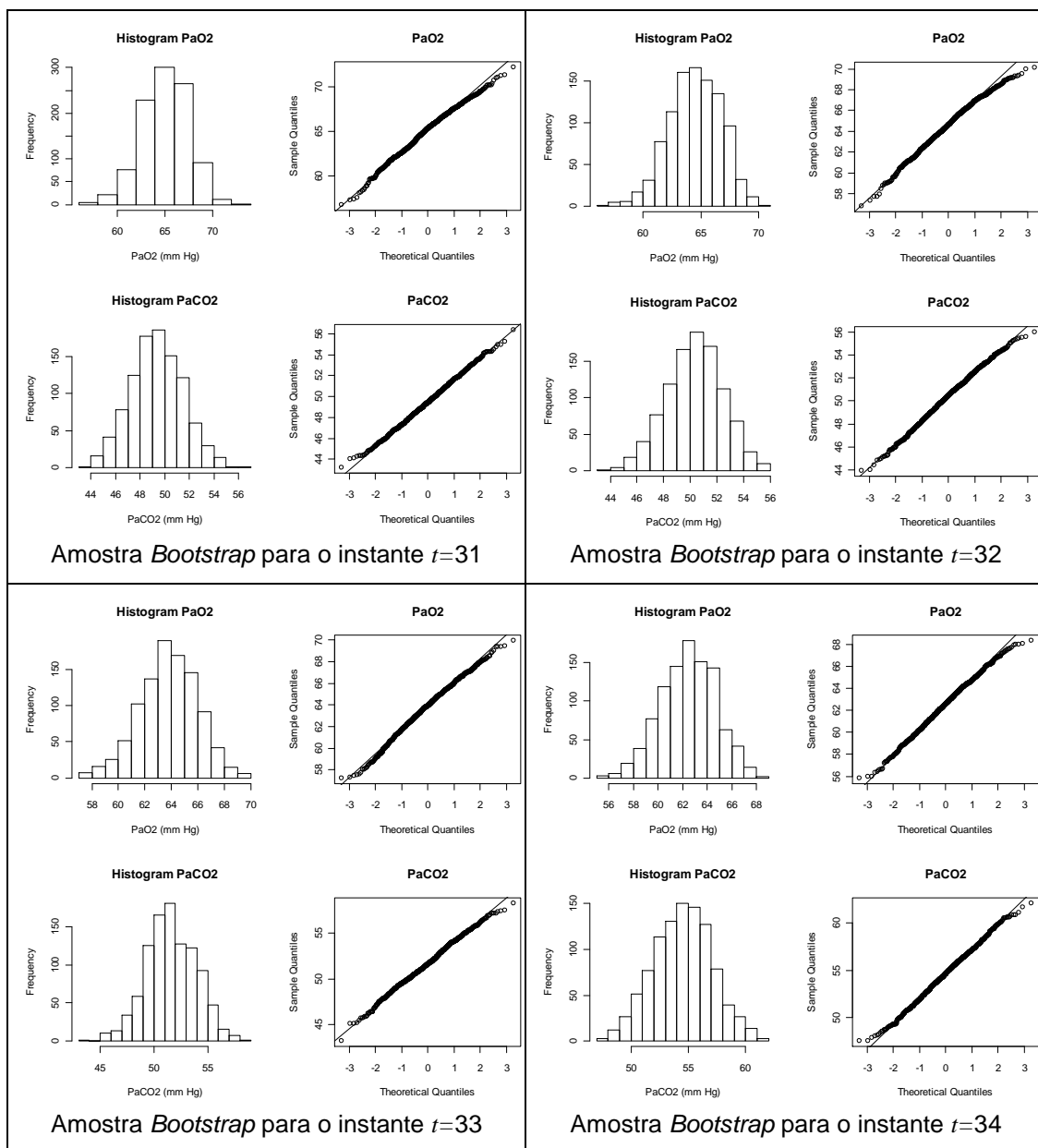


Figura 5.10 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente B, para cada instante $t > 10$

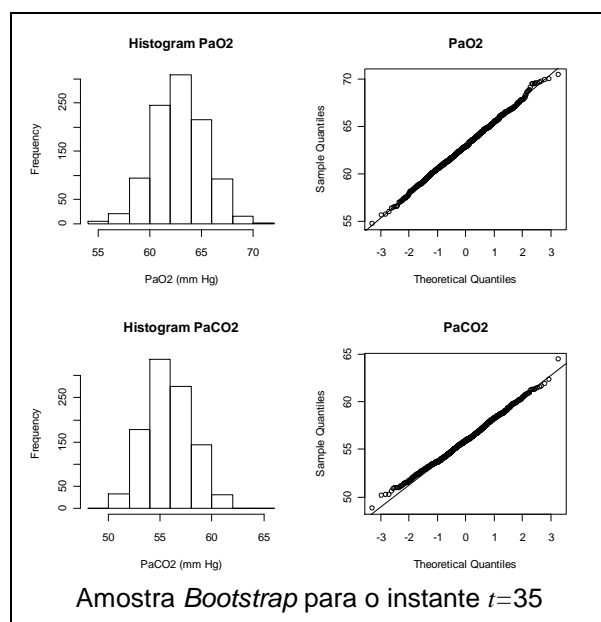


Figura 5.10 (cont.) – Estudo da normalidade das amostras *Bootstrap* construídas para o doente B, para cada instante $t > 10$

5.3.3 Construção dos Intervalos de Confiança *Bootstrap*

Após confirmarmos a aproximação à normal das distribuições *Bootstrap*, construímos para a média da variável, em cada instante t , intervalos de confiança a 95%, valendo-nos, para isso, das duas metodologias descritas em 5.3.1: recorrendo ao valor crítico *t-student* e usando valores percentílicos.

É de salientar, no entanto, que na análise de dados realizada usámos observações individuais e não médias amostrais. Pelo que no intervalo

$IC = \left[\bar{X} - t^* SE_{boot} ; \bar{X} + t^* SE_{boot} \right]$ substituímos, em cada instante t , t^* pelo valor crítico 1.96 (IC a 95%) e o erro-padrão *Bootstrap* SE_{boot} pelo valor estimado do desvio-padrão (S) da variável X . Sendo $n=10$ a dimensão das amostras *Bootstrap* construídas e sabendo que o erro-padrão *Bootstrap* SE_{boot} calculado estima o desvio-padrão da distribuição amostral (S/\sqrt{n}), foi-nos possível encontrar o valor estimado para o desvio-padrão S .

De seguida, mostramos nas Figuras 5.11 e 5.12, para o doente A, e nas Figuras 5.13 e 5.14, para o doente B, o intervalo de confiança tradicional *t-student* e o construído usando os valores dos percentis, para as variáveis PaO₂ e PaCO₂. Como se pode comprovar, não se identificam diferenças assinaláveis entre ambos os intervalos, o que vem reforçar a hipótese da normalidade das diversas distribuições *Bootstrap* consideradas.

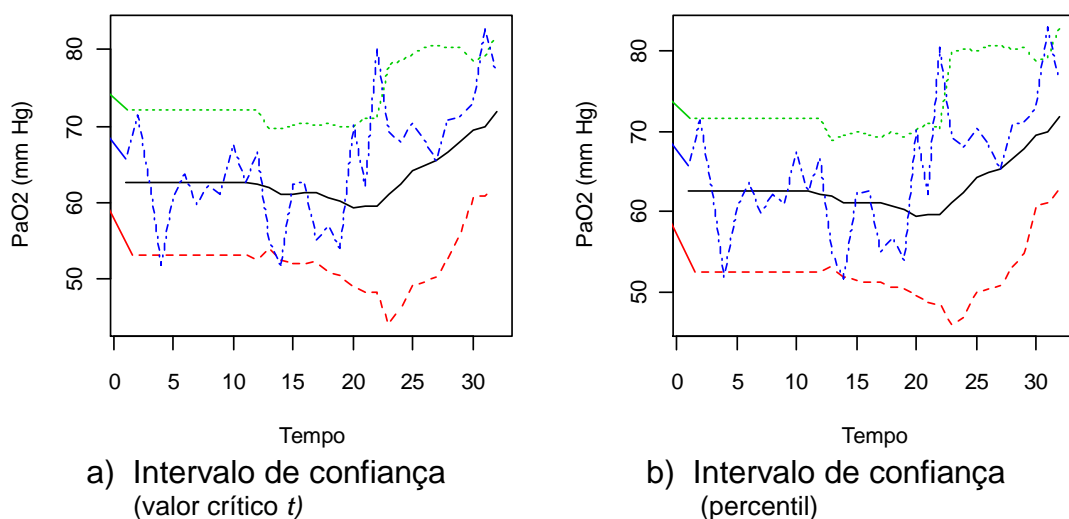
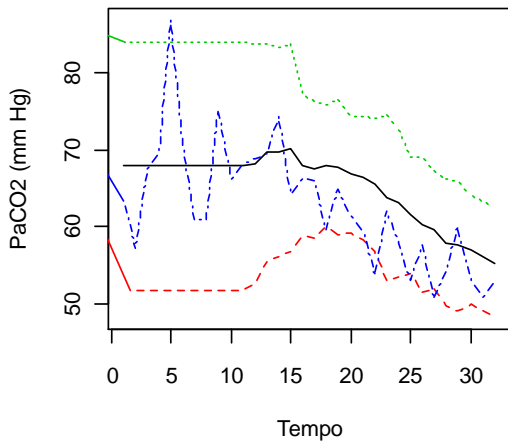
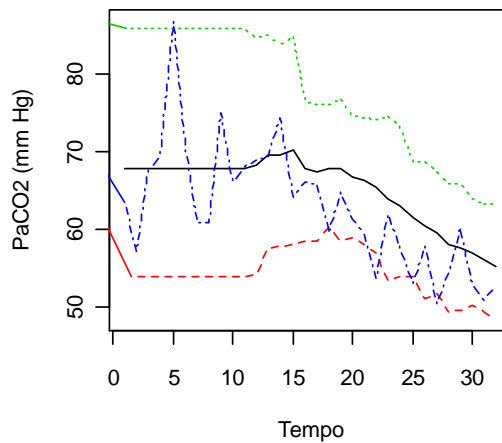


Figura 5.11 – Comparação, para a variável PaO₂ do doente A, dos intervalos de confiança *Bootstrap* construídos pelas diferentes metodologias

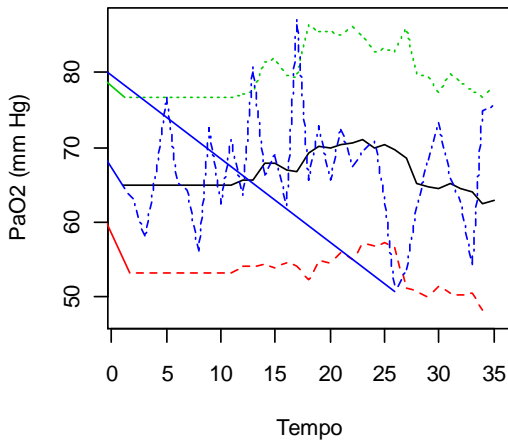


a) Intervalo de confiança
(valor crítico t)

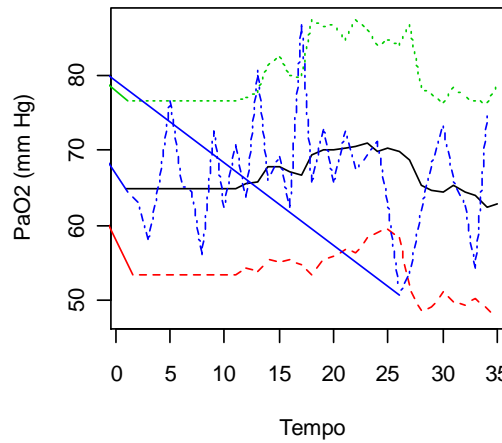


b) Intervalo de confiança
(percentil)

Figura 5.12 – Comparação, para a variável PaCO_2 do doente A, dos intervalos de confiança *Bootstrap* construídos pelas diferentes metodologias



a) Intervalo de confiança
(valor crítico t)



b) Intervalo de confiança
(percentil)

Figura 5.13 – Comparação, para a variável PaO_2 do doente B, dos intervalos de confiança *Bootstrap* construídos pelas diferentes metodologias

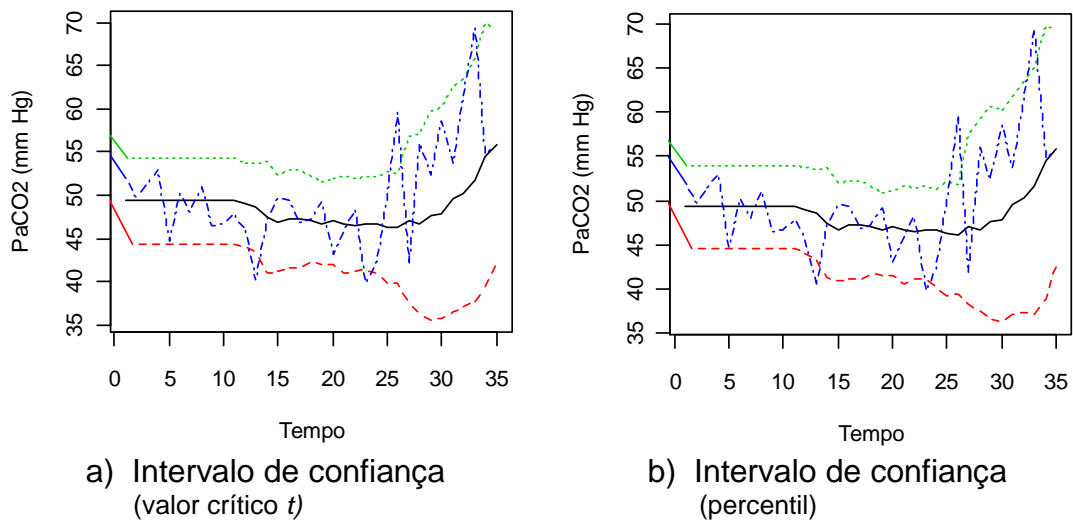
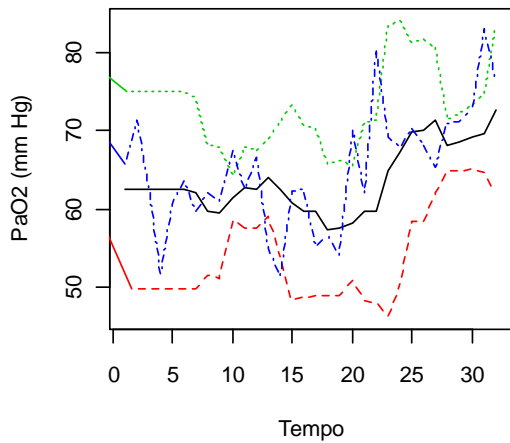


Figura 5.14 – Comparação, para a variável PaCO_2 do doente B, dos intervalos de confiança *Bootstrap* construídos pelas diferentes metodologias

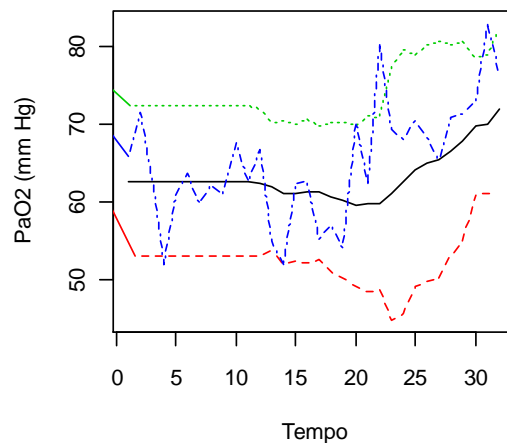
5.3.4 Análise do efeito “*Janela Temporal*” na Metodologia *Bootstrap*

Prosseguindo o nosso propósito de validar a escolha do número de observações a utilizar na construção dos limites de controlo variáveis, analisámos o efeito que o número de observações usadas pode ter, ou não, na identificação de valores fora dos limites.

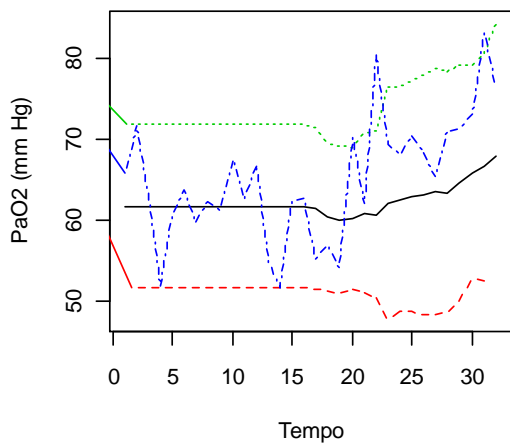
Assim, fizemos esta análise considerando o número j de observações utilizadas no cálculo dos limites variáveis igual a 5, 10, 15 e 20. Os resultados encontrados podem ser visualizados, a seguir, nas Figuras 5.15 e 5.16, para o doente A, e nas Figuras 5.17 e 5.18, para o doente B.



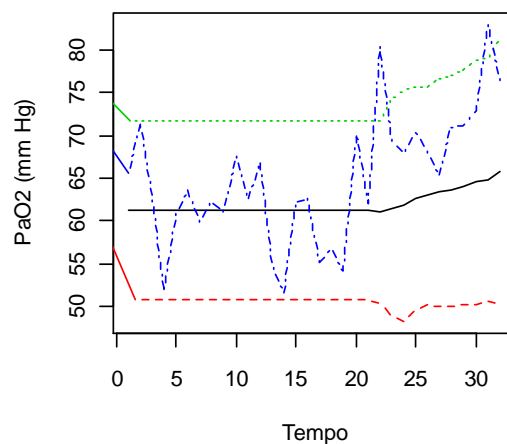
a) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 5 observações ("janela temporal" $j=5$)



b) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 10 observações ("janela temporal" $j=10$)

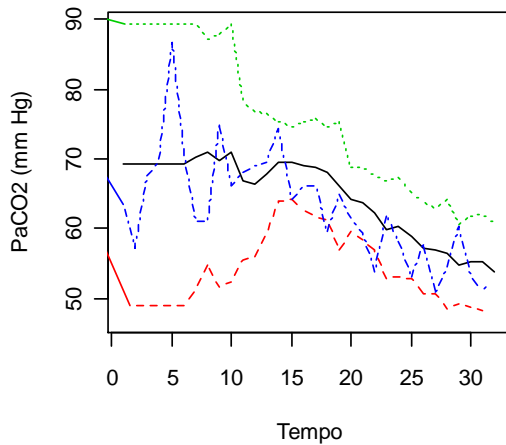


c) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 15 observações ("janela temporal" $j=15$)

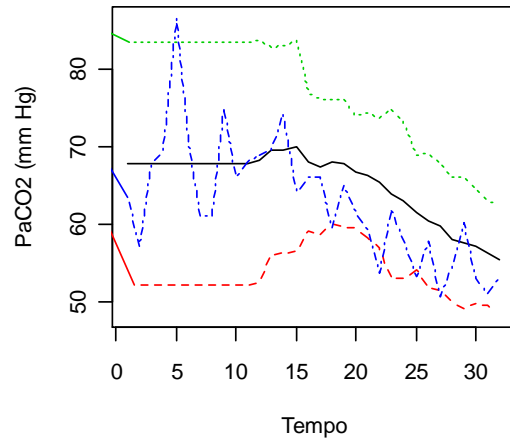


d) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 20 observações ("janela temporal" $j=20$)

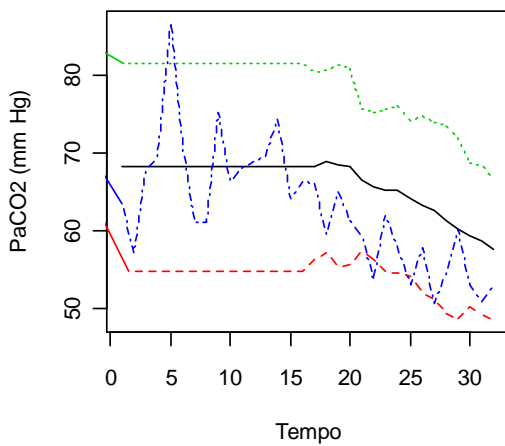
Figura 5.15 – Cartas de controlo com intervalos de confiança *Bootstrap*, para a variável PaO_2 do doente A, em função da "janela temporal" utilizada no cálculo dos limites variáveis



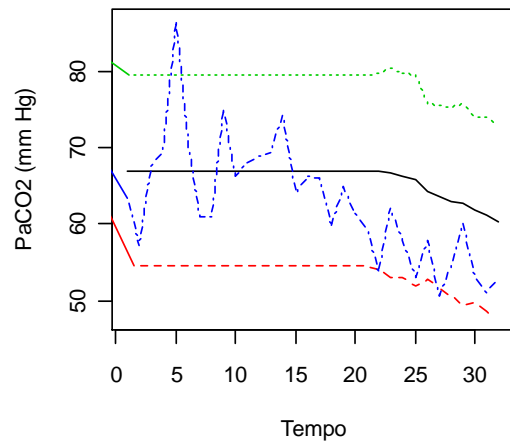
a) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 5 observações ("janela temporal" $j=5$)



b) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 10 observações ("janela temporal" $j=10$)

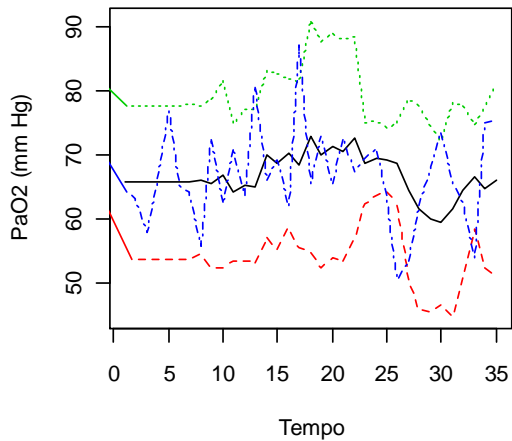


c) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 15 observações ("janela temporal" $j=15$)

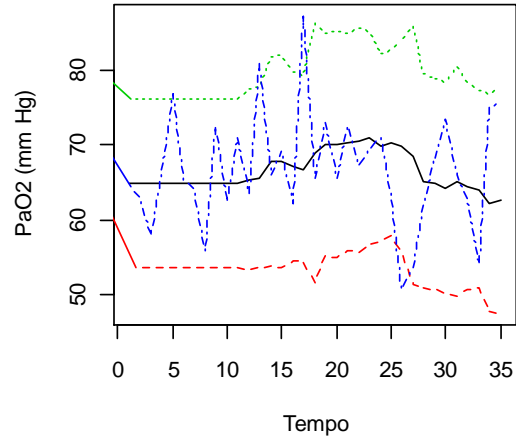


d) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 20 observações ("janela temporal" $j=20$)

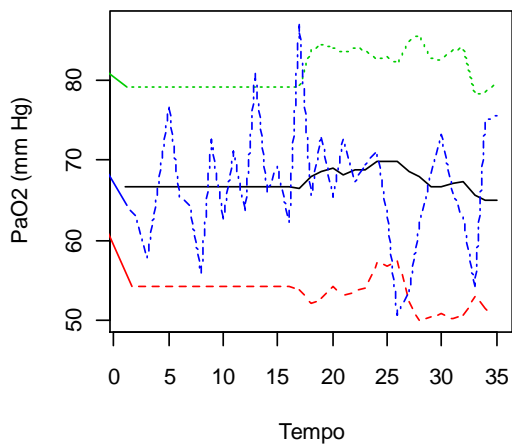
Figura 5.16 – Cartas de controle com intervalos de confiança *Bootstrap*, para a variável PaCO_2 do doente A, em função da "janela temporal" utilizada no cálculo dos limites variáveis



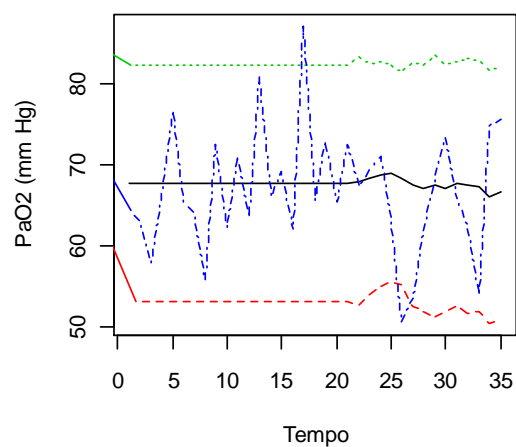
a) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 5 observações ("janela temporal" $j=5$)



b) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 10 observações ("janela temporal" $j=10$)

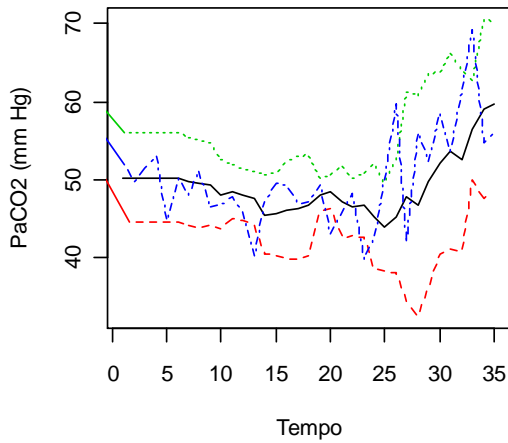


c) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 15 observações ("janela temporal" $j=15$)

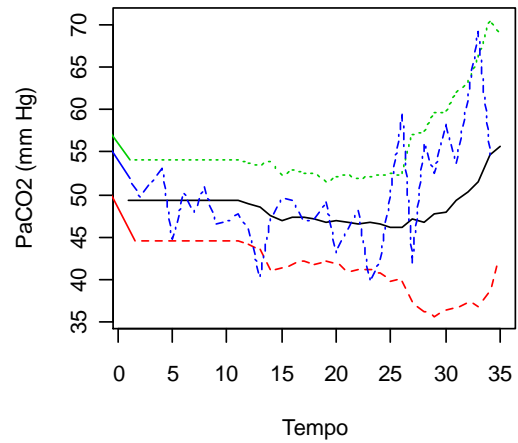


d) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 20 observações ("janela temporal" $j=20$)

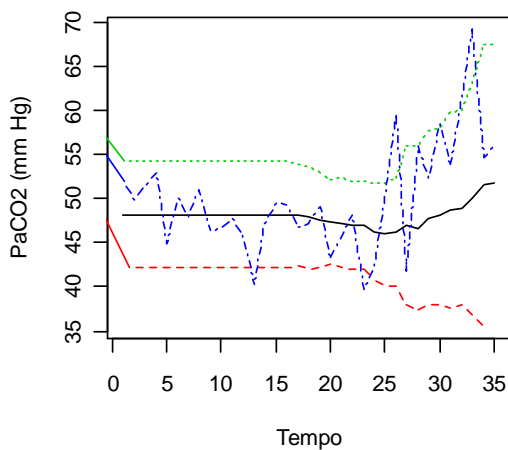
Figura 5.17 – Cartas de controlo com intervalos de confiança *Bootstrap*, para a variável PaO_2 do doente B, em função da "janela temporal" utilizada no cálculo dos limites variáveis



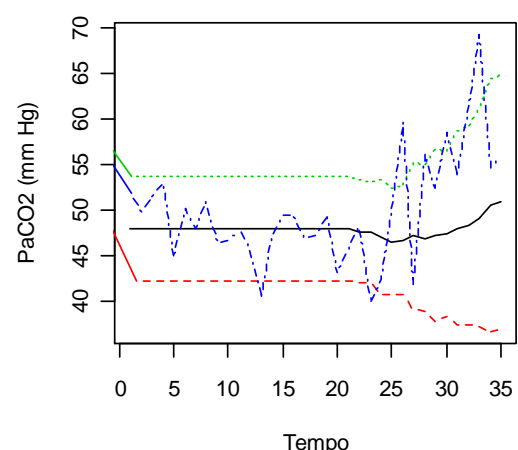
a) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 5 observações (“*janela temporal*” $j=5$)



b) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 10 observações (“*janela temporal*” $j=10$)



c) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 15 observações (“*janela temporal*” $j=15$)



d) Intervalos de confiança *Bootstrap* calculados com base nas últimas 20 observações (“*janela temporal*” $j=20$)

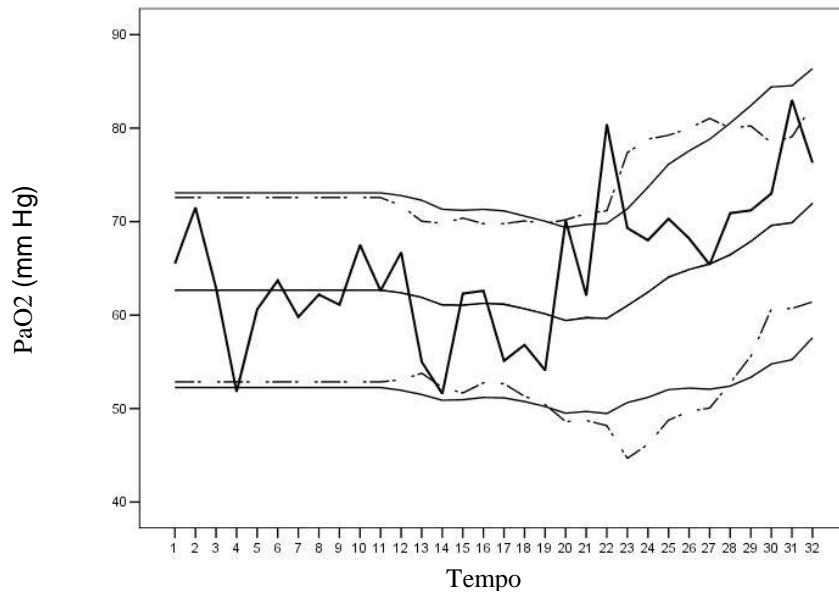
Figura 5.18 – Cartas de controlo com intervalos de confiança *Bootstrap*, para a variável PaCO₂ do doente B, em função da “*janela temporal*” utilizada no cálculo dos limites variáveis

Como se pode comprovar em todas as figuras, a janela temporal $j=5$ é manifestamente insuficiente para o cálculo dos limites de controlo, devido à instabilidade e variabilidade registada, com o conseqüente registo de falsos

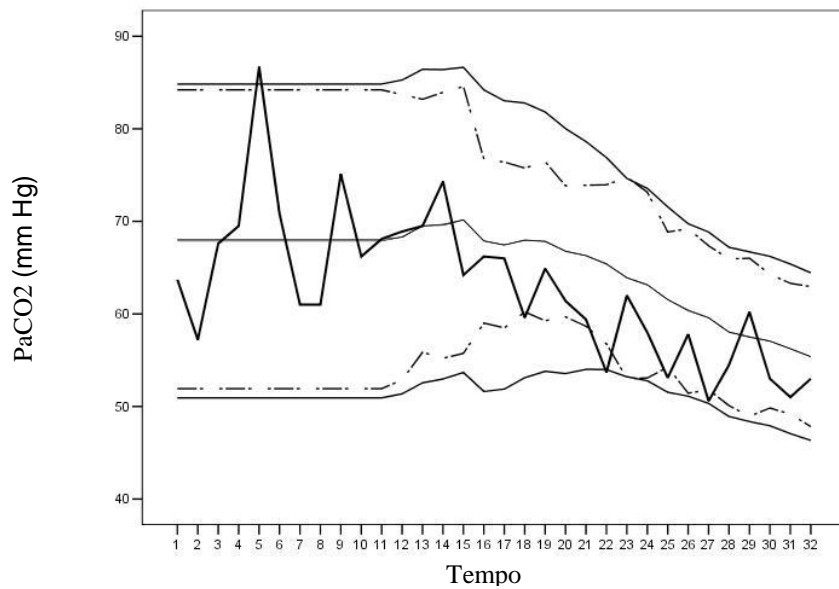
alarmes. Por sua vez, nas restantes três situações (janela temporal $j=10$, 15 ou 20) verificam-se condições muito análogas entre si, no que respeita à detecção de observações fora de controlo. Esta constatação vem reforçar a decisão de se ter escolhido, em cada instante t , as últimas dez observações de cada doente para calcular os limites de controlo variáveis. De facto, não se vislumbram benefícios na introdução de mais observações nesse cálculo; pelo contrário, regista-se a vantagem de mais rapidamente, e com um menor número de consultas, se poder fazer o acompanhamento personalizado do doente, atendendo ao seu historial recente.

5.4 Comparação entre Limites Variáveis e Intervalo de Confiança *Bootstrap*

Hall (1988) diz que fazendo a comparação entre o intervalo de confiança (IC) obtido a partir da técnica *Bootstrap* e o obtido através da distribuição de probabilidades (supostamente) conhecida do estimador, se este último tiver sido calculado a partir de premissas desajustadas, a diferença entre os dois intervalos será de tal forma grande que facilmente somos alertados para o erro em que estamos a incorrer. Atendendo a esta particularidade, e ainda com o objectivo de validarmos o trabalho realizado anteriormente, comparámos, finalmente, os intervalos de confiança de *Bootstrap* com os intervalos de controlo das cartas com limites variáveis propostas (Figuras 5.19 e 5.20).

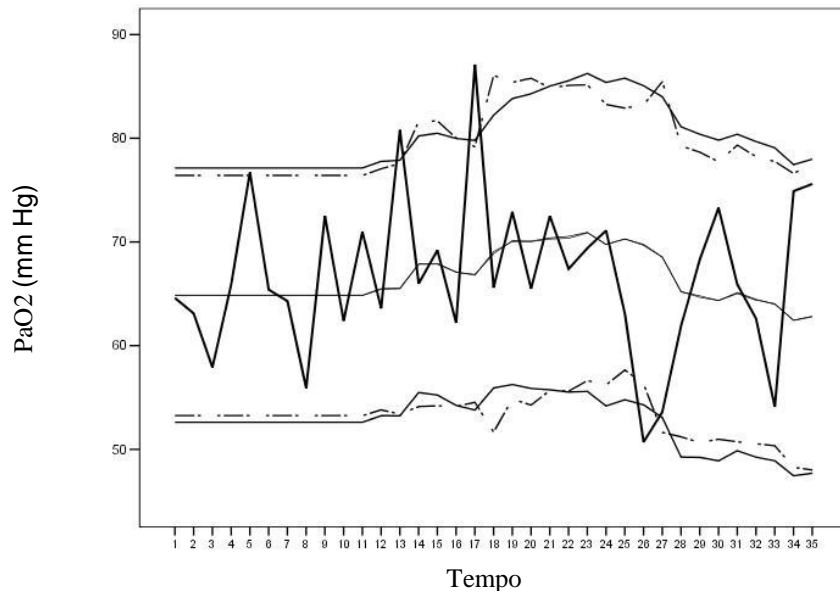


a) Variável PaO_2

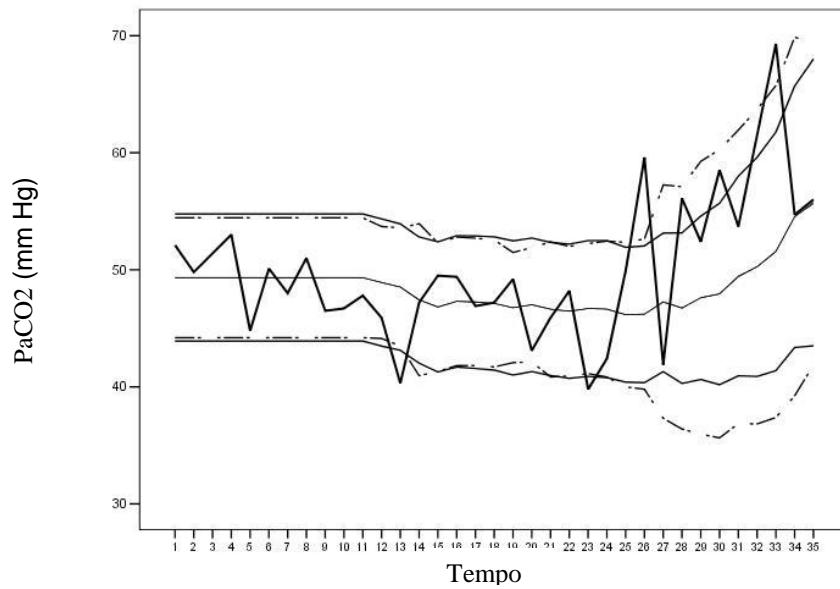


b) Variável PaCO_2

Figura 5.19 – Cartas de controlo com limites *Bootstrap* e limites variáveis, para o doente A



a) Variável PaO₂



b) Variável PaCO₂

Figura 5.20 – Cartas de controlo com limites *Bootstrap* e limites variáveis, para o doente B

Como se pode ver nas Figuras 5.19 e 5.20, os IC *Bootstrap* a 95% (linhas a tracejado) são, em geral, muito próximos dos limites de controlo variáveis (linhas contínuas), calculados com recurso à média móvel dos desvios-padrão, considerando k igual a 2. As situações em que se verifica uma maior discrepância entre os limites traçados (discrepância essa com valores de grandeza inferiores a 10% da média) parecem surgir quando se regista uma variabilidade “brusca” nos dados. Pelo que, como se visualiza nas Figuras 5.19 e 5.20, os limites variáveis parecem apresentar maior robustez na presença de observações extremas. Esta afirmação merece, contudo, um maior e mais aprofundado estudo.

Por outro lado, a linha central da carta de controlo com limites variáveis e a média *Bootstrap* estimada encontram-se, em geral, sobrepostas (razão pela qual nos gráficos apresentados não nos é possível distingui-las).

5.5 Trajectórias *Bootstrap* dos Limites Variáveis

Por último, fizemos ainda uma outra abordagem no sentido de “validar” os limites de controlo variáveis propostos.

Neste caso, desenhámos, ao longo de todo o espaço temporal em que o doente foi acompanhado, trajectórias geradas por *Bootstrap* para os limites de controlo. Isto é, a trajectória foi construída, em cada instante t , a partir de uma amostra *Bootstrap* das dez observações utilizadas no cálculo dos limites variáveis.

Na Figura 5.21 podemos visualizar 10 trajetórias *Bootstrap* construídas para a variável PaO₂ do doente A.

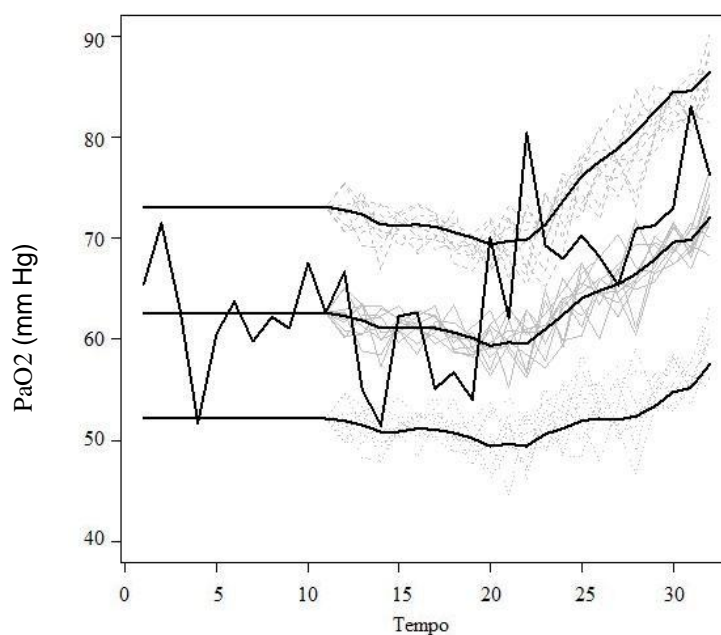
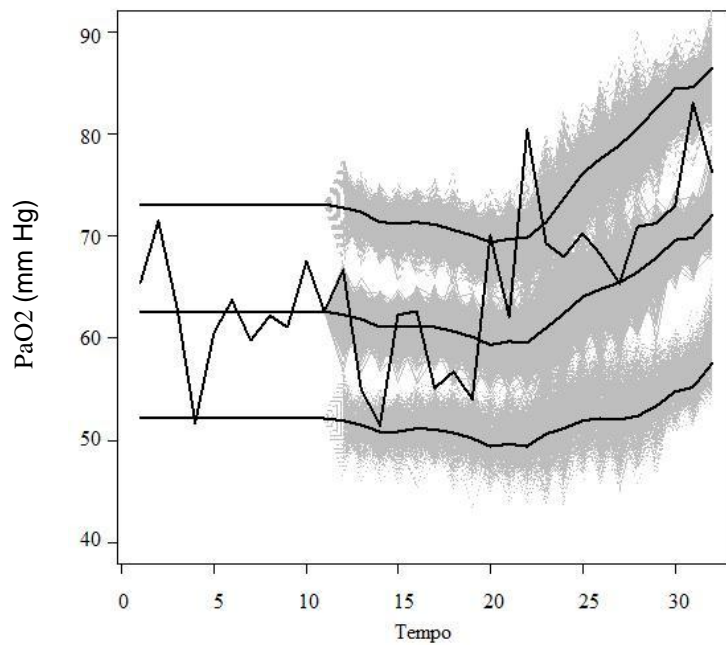


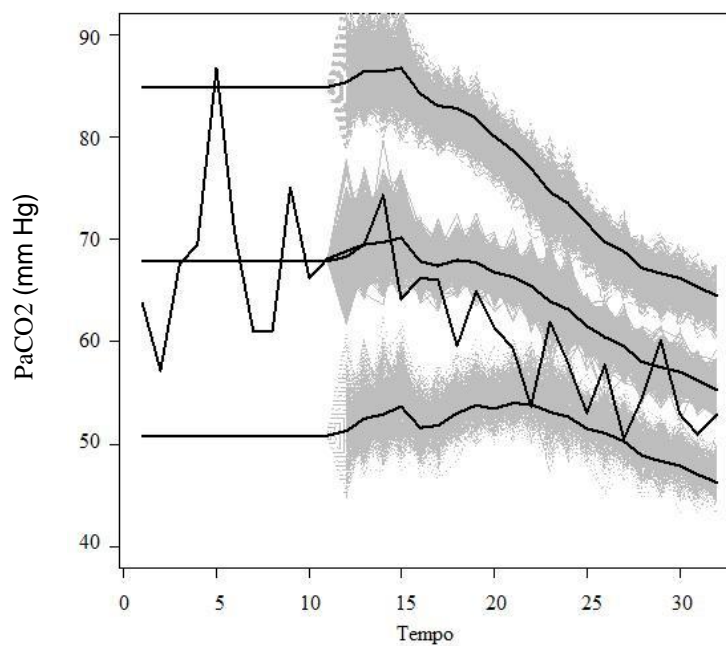
Figura 5.21 – Exemplo de dez trajetórias *Bootstrap*, para o doente A

Ao gerarmos 1000 trajetórias para cada uma das linhas de controlo das cartas, obtivemos os gráficos da Figura 5.22, para o doente A, e da Figura 5.23, para o doente B.

As manchas resultantes das 1000 trajetórias mostram que os limites variáveis parecem ser bons indicadores da evolução da doença ao longo do tempo, sendo que as situações de agudização detectadas pelos limites variáveis são, em geral, aquelas que são igualmente referenciadas pela nuvem das trajetórias *Bootstrap*.

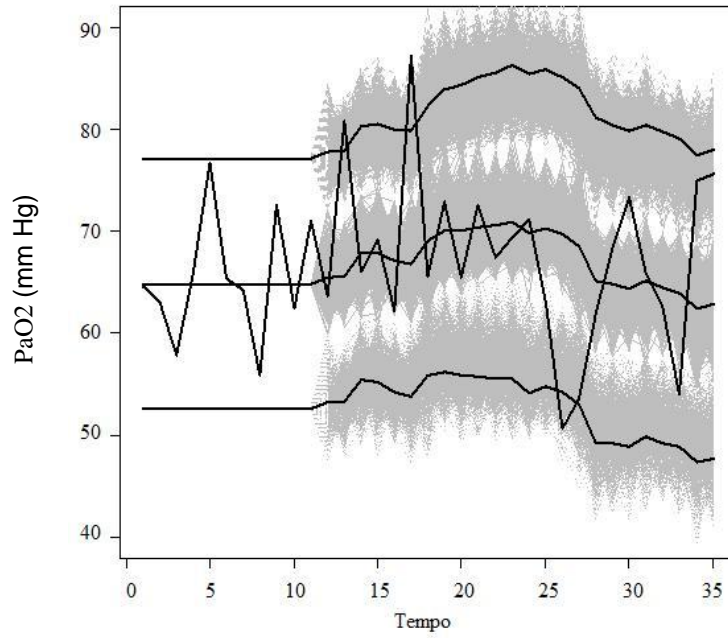


a) Variável PaO_2

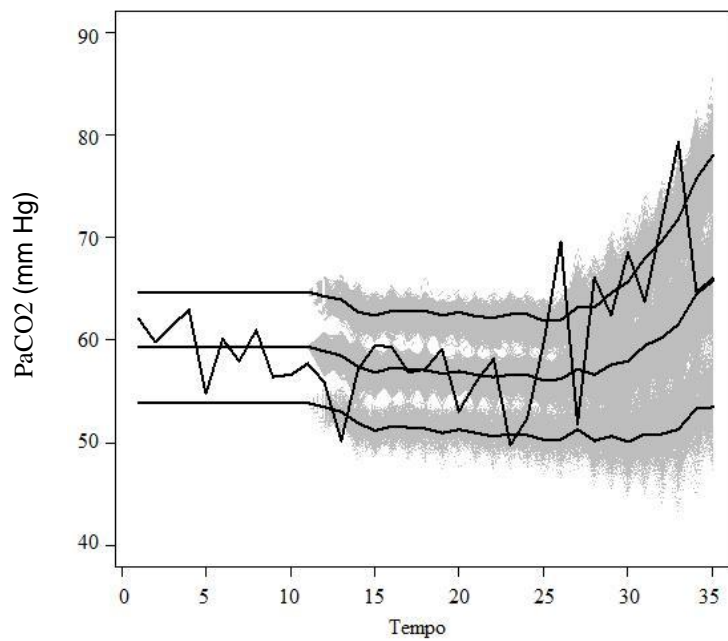


b) Variável PaCO_2

Figura 5.22 – Trajectórias *Bootstrap*, para o doente A



a) Variável PaO₂



b) Variável PaCO₂

Figura 5.23 – Trajectórias *Bootstrap*, para o doente B

5.6 Síntese

Com o intuito de monitorizarmos os doentes respiratórios crónicos, aplicámos as técnicas de *SPC* aos dados médicos e construímos cartas de controlo para estudar o comportamento das variáveis PaO_2 , $PaCO_2$ e IMC, uma vez que estas são das que, de acordo com o conhecimento médico, melhor caracterizam o bem-estar ou mal-estar do doente.

No Capítulo 4, com a análise retrospectiva realizada, concluímos que as cartas de controlo, muito particularmente as unilaterais, constituem-se como uma óptima ferramenta para o acompanhamento e monitorização dos doentes respiratórios crónicos, quando pretendemos detectar alterações na média num único sentido, como pode ser o caso das variáveis em estudo. Por isso, as cartas de controlo podem dar um relevante contributo para a tomada de decisão por parte da classe médica no adequado acompanhamento dos doentes.

Contudo, porque os indicadores do estado de saúde do doente são dinâmicos ao longo do tempo, os limites de controlo devem sofrer uma constante actualização, tendo por base o passado recente do próprio doente. Assim, de acordo com a evolução negativa ou positiva da doença, construímos, para cada doente, cartas de controlo com limites variáveis.

Constatámos que as cartas de controlo com limites variáveis permitem registar a tendência de agravamento ou melhoria que, ao longo do tempo, se

verifica no paciente e possibilitam a identificação de valores anormais para a fase em que o doente, em cada momento, se encontra.

Por outro lado, as cartas propostas agregam, numa só, a informação tradicionalmente fornecida pelo conjunto das cartas de controlo para a média e para a dispersão, pois registam não só a evolução da doença mas também a variabilidade que esta apresenta ao longo do tempo.

Assim, a carta de controlo com limites variáveis parece adaptar-se muito bem à monitorização e acompanhamento dos doentes respiratórios crónicos, pois permite uma fácil e adequada interpretação, por parte dos profissionais de saúde, sobre a evolução do estado de saúde que o doente apresenta, bem como a detecção de agudizações pontuais.

Por último, a análise efectuada com recurso à técnica (de reamostragem) *Bootstrap* parece validar a metodologia proposta na construção das cartas de controlo com limites variáveis.

Pelo exposto, concluímos que a carta de controlo com limites variáveis proposta é de fácil aplicação e de interpretação intuitiva, permitindo aos profissionais de saúde fazer uma leitura imediata de todo o historial do doente bem como da evolução que o mesmo apresenta ao longo do tempo.

Os exemplos apresentados mostram ainda a capacidade desta carta em detectar situações anormais ou alarmantes, muitas vezes não detectadas pelas restantes cartas estudadas ao longo deste trabalho.

As cartas de controlo com limites variáveis podem, pois, constituir-se como uma excelente ferramenta de apoio às tomadas de decisão, por parte dos médicos, no acompanhamento de doentes respiratórios crónicos.

Capítulo 6

Métodos Biplot e sua aplicação aos dados em estudo

Ao longo do nosso trabalho de investigação procurámos aplicar vários tipos de cartas de controlo no acompanhamento e monitorização individual de doentes respiratórios crónicos, uma vez que, como deixámos dito, é cada vez mais consensual considerar que os parâmetros da população se podem apresentar como indicadores pobres, aquando da realização do estudo individualizado dos doentes.

Contudo, pretendemos agora fazer uma abordagem mais “macro” das doenças respiratórias em análise, procurando verificar se os doentes com diferentes patologias apresentam, ou não, respostas similares, quais as diferenças que surgem em função das variáveis em estudo e como variam as respostas individuais dentro de cada grupo patológico.

Para efectuar esta análise iremos socorrer-nos dos métodos Biplot. Estes foram introduzidos por Gabriel em 1971 e consubstanciam uma representação gráfica, a duas dimensões, de uma matriz multivariada de dados. Os gráficos Biplot mostram a distribuição conjunta de duas ou mais variáveis, permitindo a interpretação simultânea das relações entre indivíduos (linhas da matriz) e as respectivas variáveis em estudo (colunas da matriz).

Gabriel (1971) propôs dois Biplot designados de GH-Biplot e JK-Biplot. Embora de inegável utilidade, estes gráficos apresentam algumas limitações: o GH-Biplot apenas representa com elevada qualidade a informação contida nas colunas da matriz (informação respeitante às variáveis), enquanto o JK-Biplot nos dá unicamente uma boa representação para as linhas, isto é, os indivíduos em estudo. Por isso, na representação Biplot proposta por Gabriel (1971) a qualidade do ajuste não é a mesma para linhas e colunas da matriz de dados. Para reflectir essa situação, Greenacre (1984) propôs, e foi aceite por Gabriel, que estes Biplot se passassem a designar, respectivamente, por CMP (*Column Metric Preserving*) e RMP (*Row Metric Preserving*).

Não obstante a técnica Biplot ser uma metodologia ainda recente, a sua aplicabilidade a várias áreas de investigação é sem dúvida grande (veja-se, por exemplo, Gabriel e Odoroff, 1990), pelo que diversos autores se têm debruçado sobre esta temática, com o intuito de a desenvolver e aperfeiçoar.

De entre outros, destacamos o trabalho de Galindo (1986) que propõe, como alternativa, o HJ-Biplot que permite reproduzir a informação contida nas linhas e nas colunas simultaneamente sobre um mesmo sistema de coordenadas, com uma alta qualidade de representação para ambas. Esta propriedade foi a responsável por escolhermos o gráfico HJ-Biplot para a análise multivariada que nos propusemos fazer e que iremos expor neste capítulo.

6.1 Fundamentação teórica dos Biplot e interpretação do gráfico HJ-Biplot

À semelhança do que acontece com outras técnicas de Análise Multivariada, a técnica Biplot pretende representar, com a menor perda possível, a informação contida numa matriz de dados multivariados num espaço de menor dimensão.

No caso dos gráficos Biplot, pretende-se, em geral, fazer essa representação num espaço de dimensão dois, isto é, no plano.

Bacara (2004) define “*um Biplot para uma matriz de dados X , do tipo $(I \times J)$, como sendo a representação gráfica de marcadores (vectores) a_1, a_2, \dots, a_I para as linhas e b_1, b_2, \dots, b_J para as colunas da matriz X , de tal forma que o produto interno ou escalar destes vectores resulte, o mais possível, próximo dos verdadeiros valores x_{ij} de X ”. Assim, se considerarmos a_1, a_2, \dots, a_I como as linhas de uma matriz $A_{I \times q}$ e b_1, b_2, \dots, b_J as linhas de uma matriz $B_{J \times q}$, podemos então escrever que*

$$X \cong AB^T \quad (6.1)$$

Quer os marcadores a_i para as linhas, quer os marcadores b_j para as colunas, estão representados num espaço de dimensão $q \leq c$, sendo q o número de eixos utilizados no gráfico Biplot e c a característica da matriz X . Habitualmente, no gráfico, os a_i representam-se por pontos e os b_j representam-se através de segmentos de recta.

Se a matriz X tem característica 2, então é possível uma representação exacta de X sobre o plano. Quando a característica é superior a 2, então a decomposição através da equação 6.1 permite uma representação gráfica aproximada da matriz X .

A informação contida na matriz X pode visualizar-se através da representação dos marcadores num espaço euclidiano, como se demonstra na Figura 6.1, para uma matriz do tipo (7x3).

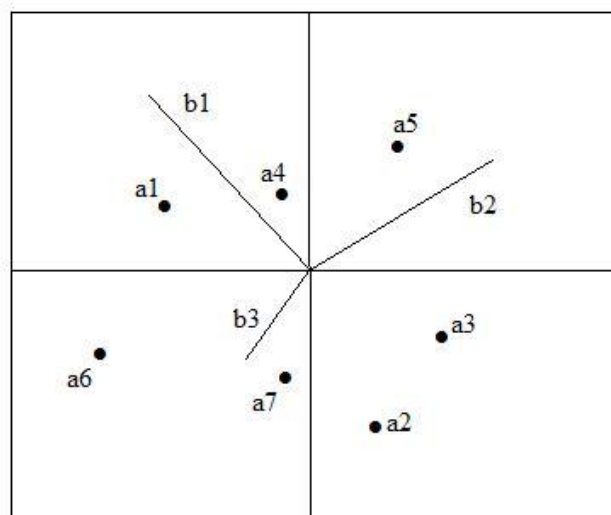


Figura 6.1 – Representação Biplot de uma matriz X do tipo (7x3)

Assim, a construção do gráfico Biplot pressupõe determinar os melhores vectores que constituam as matrizes A e B .

O método mais conhecido para decompor a matriz X num produto de matrizes de menor característica é o método da decomposição em valores singulares *SVD* (*Singular Value Decomposition*), isto é:

$$X = U D V^T \quad (6.2)$$

em que

- X é a matriz dos dados do tipo $(I \times J)$;
- c é a característica da matriz X ($c \leq \min(I, J)$);
- D é a matriz diagonal de ordem c que contem os valores singulares de X . Designam-se por valores singulares da matriz X as raízes quadradas positivas dos valores próprios⁽¹⁾ da matriz XX^T ou $X^T X$;
- U é a matriz do tipo $(I \times c)$ cujas colunas são os vectores próprios⁽²⁾ de XX^T ;
- V é a matriz do tipo $(J \times c)$ cujas colunas são os vectores próprios de $X^T X$; V^T é a matriz transposta de V .

⁽¹⁾ Diz-se que λ é um valor próprio da matriz quadrada A se e só se é solução da equação $|A - \lambda I| = 0$.

⁽²⁾ Diz-se que um vector não nulo \bar{u} é um vector próprio da matriz A , associado ao valor próprio λ , se e só se é solução da equação $A\bar{u} = \lambda\bar{u}$.

As matrizes U e V devem, ainda, satisfazer a igualdade $U^T U = V^T V = Id$ (Id -matriz Identidade). Assim, as colunas das matrizes U e V são vectores ortonormais, o que, aparte rotação e/ou reflexão, garante a unicidade da decomposição da matriz X .

Consequentemente, a melhor aproximação da informação contida na matriz X dada por uma matriz de característica q (X_q) é obtida pela equação

$$X_q = U_q D_q V_q^T \quad (6.3)$$

em que U_q e V_q são as matrizes construídas com as q primeiras colunas das matrizes U e V enquanto D_q é a matriz diagonal que contem os q maiores valores singulares de X .

Considerando então a decomposição da matriz $X = AB^T = U D V^T$, a selecção das matrizes A e B conduzem a diferentes gráficos Biplot.

Assim, Gabriel (1971) propõe que para o gráfico GH-Biplot se considere $A=U$ e $B=VD$, sendo, por sua vez, no gráfico JK-Biplot considerado $A=U D$ e $B=V$.

A proposta realizada por Galindo (1986), ao contrário dos Biplot anteriores, tem por objectivo principal a interpretação simultânea das relações entre indivíduos (linhas) e variáveis (colunas). Pelo que, o propósito do gráfico HJ-Biplot é o de escolher marcadores-linha e marcadores-coluna que, num mesmo referencial, representem a informação contida nos dados com a

máxima qualidade, sem a preocupação de que (como acontece nos Biplot propostos por Gabriel, 1971) o produto escalar dos marcadores escolhidos reproduza valores numéricos próximos dos elementos da matriz de dados. Assim, Galindo (1986) considera $A = UD$ e $B = VD$. Com esta factorização, o gráfico HJ-Biplot permite interpretar as posições das linhas, das colunas e as relações entre linhas e colunas.

Representando no HJ-Biplot os marcadores-linha a_i por pontos e os marcadores-coluna b_j por segmentos de recta, a análise geométrica do gráfico permite-nos fazer as seguintes interpretações:

- O comprimento do segmento de recta b_j dá-nos a dimensão da variabilidade existente para a variável correspondente (menor comprimento, menor variância);
- O ângulo formado entre dois marcadores-coluna dá-nos a correlação entre as variáveis representadas pelos vectores. Um ângulo de amplitude próxima de 180° traduz uma correlação forte negativa, enquanto que um ângulo de amplitude pequena (próxima de zero) significa uma forte correlação positiva entre as variáveis. No caso em que os vectores formam um ângulo próximo de 90° , considera-se que as variáveis são independentes.
- A direcção dos vectores-coluna indica a direcção em que aumentam os valores da variável correspondente.
- A distância entre os marcadores-linha a_i traduz a similitude entre os indivíduos. Assim, uma menor distância entre os marcadores indica uma maior semelhança entre os indivíduos.

- A projecção dos marcadores-linha sobre um determinado vector-coluna dá-nos uma ordenação aproximada dos indivíduos em relação à variável respeitante a esse marcador-coluna.

Por último, falta identificar a qualidade de representação dos gráficos Biplot:

Galindo (1986) mostra que a Qualidade de Representação Global (*QRG*) apresentada por um gráfico Biplot é dada pela a equação

$$QRG = \left(\frac{\sum_{k=1}^q \lambda_k}{\sum_{k=1}^r \lambda_k} \right) \times 100 \quad (6.4)$$

sendo λ_k os valores próprios da matriz $X^T X$. Por sua vez, no gráfico HJ-Biplot, a Qualidade de Representação das Linhas (*QRL*) é igual à Qualidade de Representação das Colunas (*QRC*). A expressão que permite determinar essa qualidade é dada pela equação 6.5.

$$QRL = QRC = \left(\frac{\sum_{k=1}^q \lambda_k^2}{\sum_{k=1}^r \lambda_k^2} \right) \times 100 \quad (6.5)$$

Para uma melhor compreensão da exposição teórica que acabámos de realizar, atendamos ao seguinte exemplo:

Consideremos que os registos anotados na Tabela 6.1 (Matriz X) dizem respeito aos valores apresentados por quatro indivíduos (Ind1, Ind2, Ind3 e Ind4), para as variáveis Var1, Var2 e Var3. Pretendemos, pois, representar o gráfico HJ-Biplot da matriz X .

Tabela 6.1 – Matriz X

	Var1	Var2	Var3
Ind1	1	-1	0
Ind2	-1	2	-1
Ind3	0	-1	1
Ind4	1	0	-1

Para isso, e atendendo ao que foi dito, vamos decompor a matriz X recorrendo à equação 6.2. Assim, calculamos as matrizes XX^T e $X^T X$ e determinamos os respectivos valores próprios, tendo sido encontrados os seguintes resultados:

$$XX^T = \begin{bmatrix} 2 & -3 & 1 & 1 \\ -3 & 6 & -3 & 0 \\ 1 & -3 & 2 & -1 \\ 1 & 0 & -1 & 2 \end{bmatrix} \quad X^T X = \begin{bmatrix} 3 & -3 & 0 \\ -3 & 6 & -3 \\ 0 & -3 & 3 \end{bmatrix}$$

e $\lambda_1 = 9$, $\lambda_2 = 3$ e $\lambda_3 = 0$ (valores próprios das matrizes XX^T e $X^T X$).

A base ortonormada constituída por vectores próprios associados aos valores próprios da matriz XX^T , determinam a matriz U :

$$U = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{6}}{6} & \frac{\sqrt{6}}{6} & \frac{\sqrt{6}}{2} \\ -\frac{2\sqrt{6}}{6} & 0 & \frac{\sqrt{6}}{4} \\ \frac{\sqrt{6}}{6} & -\frac{\sqrt{6}}{6} & 0 \\ 0 & \frac{2\sqrt{6}}{6} & -\frac{\sqrt{6}}{4} \end{bmatrix}.$$

De modo análogo, a matriz V , cujas colunas são a base ortonormada de vectores próprios da matriz $X^T X$, é igual a

$$V = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{6}}{6} & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{3} \\ -\frac{2\sqrt{6}}{6} & 0 & \frac{\sqrt{3}}{3} \\ \frac{\sqrt{6}}{6} & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{3}}{3} \end{bmatrix}.$$

Sendo

$$D = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

a matriz diagonal que contem os valores singulares de X , podemos, pois, verificar que $X = U D V^T$.

Para construirmos o gráfico HJ-Biplot temos de calcular as matrizes $A = U_2 D_2$ e $B = V_2 D_2$, em que U_2 e V_2 são as matrizes construídas com as duas primeiras colunas das matrizes U e V , enquanto D_2 é a matriz diagonal que contem os dois maiores valores singulares de X , uma vez que se pretende que o gráfico Biplot seja desenhado no plano (dois eixos). Assim:

$$A = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{6}}{6} & \frac{\sqrt{6}}{6} \\ -\frac{2\sqrt{6}}{6} & 0 \\ \frac{\sqrt{6}}{6} & -\frac{\sqrt{6}}{6} \\ 0 & \frac{2\sqrt{6}}{6} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{6}}{6} & -\frac{2\sqrt{6}}{6} \\ \frac{\sqrt{2}}{2} & 0 \\ \frac{\sqrt{3}}{3} & \frac{\sqrt{3}}{3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} \end{bmatrix}.$$

Finalmente, na Figura 6.2 a seguir, representamos o gráfico HJ-Biplot resultante da decomposição da matriz X , sendo os a_i os marcadores linhas da matriz A e os b_j os marcadores linhas da matriz B .

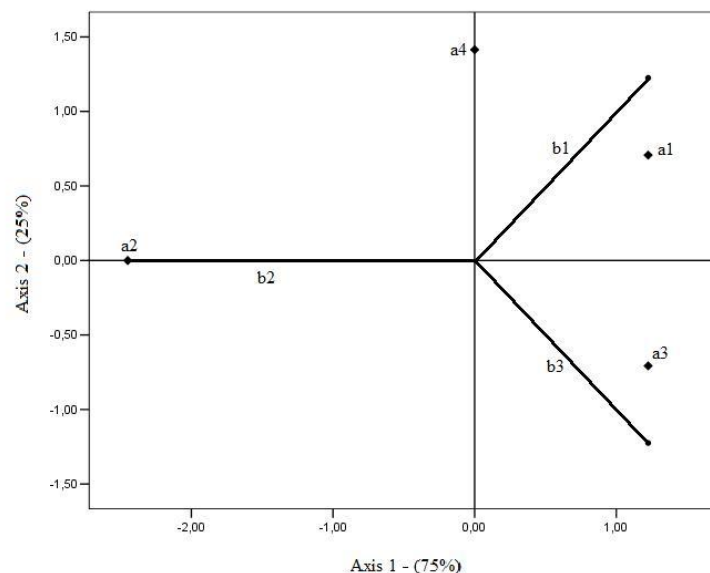


Figura 6.2 – Gráfico HJ-Biplot para os dados da Tabela 6.1

6.2 Análise da Base de Dados

Como dissemos, pretendemos agora, recorrendo à técnica Biplot, verificar se os doentes com diferentes patologias apresentam, ou não, respostas similares, quais as diferenças que surgem em função das variáveis em estudo e como variam as respostas individuais dentro de cada grupo patológico.

Nesta análise foram estudadas as variáveis PaO₂ (Pressão Parcial de Oxigénio), PaCO₂ (Pressão Parcial de Dióxido de Carbono), IMC (Índice de Massa Corporal), CVF% (Capacidade Vital Forçada, em percentagem do seu

valor teórico), e VEMS% (Volume Expirado Máximo no primeiro Segundo, em percentagem do seu valor teórico).

Para cada doente foram eliminadas as observações que não possuíam registo simultâneo para todas as variáveis em estudo. Por outro lado, seleccionámos para análise apenas os doentes que, após aplicado o critério anterior, apresentavam 10 ou mais registos.

Em consequência, a base de estudo passou a ser constituída por 24 pacientes (17 do sexo masculino e 7 do sexo feminino), sendo que o número de observações por doente varia entre um mínimo de 14 e um máximo de 20, perfazendo um total de 350 observações.

A distribuição dos doentes pelas diferentes patologias e grupos de doentes encontra-se sintetizada na Tabela 6.2.

Tabela 6.2 – Número de doentes em análise, distribuídos por patologias

Grupo	Patologia	Nº. de doentes
Doentes Puros	SAS	1
Doentes Obesos	SHO	7
	SHO+SAS	7
Doentes Obstrutivos	DPOC	4
	DPOC+SAS	1
Doentes Restritivos	SEQTP	2
	CIFOESCOLIOSE	2
Total		24

De seguida, realizámos a análise HJ-Biplot com o intuito de, como se disse, fazer a comparação entre as diversas patologias em estudo. O gráfico HJ-

Biplot pode visualizar-se na Figura 6.3. Como podemos constatar, esta representação gráfica explica cerca de 80% da variabilidade apresentada pelos dados ($QRG = 61.6608\% + 17.0749\% = 78.7357\%$).

A análise deste gráfico (Figura 6.3) permite-nos dizer que a variabilidade existente nas variáveis é sensivelmente da mesma ordem de grandeza, uma vez que o comprimento dos diferentes segmentos de recta representativos das variáveis é semelhante.

Por outro lado, e à semelhança do que constatámos no Capítulo 2, as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$ apresentam uma correlação negativa forte, uma vez que a amplitude do ângulo formado pelos respectivos segmentos de recta se aproxima de 180° . Como era de esperar, as variáveis $CVF\%$ e $VEMS\%$ possuem uma bastante forte correlação positiva (ângulo formado pelos segmentos muito próximo de zero).

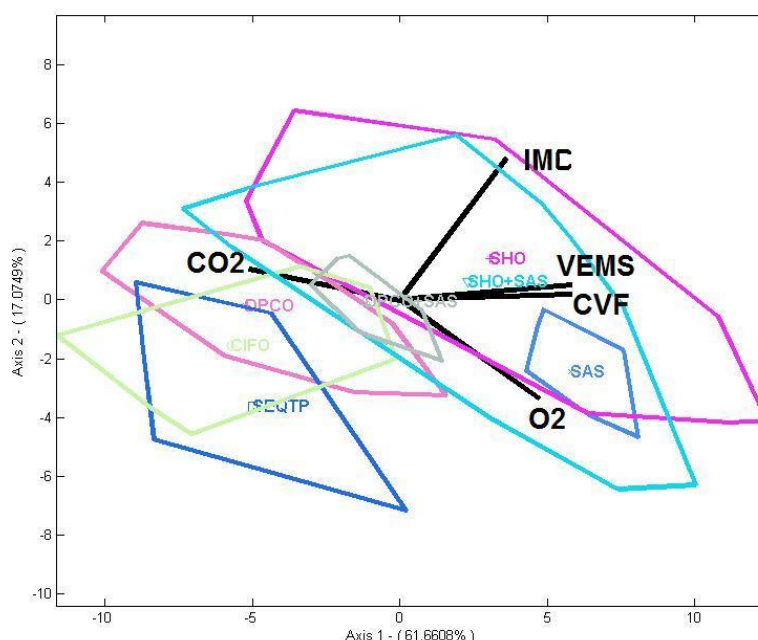


Figura 6.3 – Gráfico HJ-Biplot, para as variáveis PaO_2 , $PaCO_2$, IMC , $CVF\%$ e $VEMS\%$, considerando os 24 doentes em análise

Curioso é talvez o facto da variável IMC se mostrar independente das variáveis PaO_2 e PaCO_2 , uma vez que o seu segmento de recta forma um ângulo de quase 90° com os segmentos representativos das variáveis PaO_2 e PaCO_2 . Contudo, as variáveis $\text{VEMS}\%$ e $\text{CVF}\%$ estão medianamente correlacionadas com a variável IMC. Estes factos poderão traduzir que o excesso de peso num doente repercute-se numa baixa capacidade do volume pulmonar, mas não na incapacidade de efectuar trocas gasosas entre os pulmões e a corrente sanguínea.

Referimos no Capítulo 2 que os doentes com DPOC têm, em geral, dificuldades nas trocas gasosas, isto é, apresentam insuficiência respiratória. Esta situação é claramente reflectida na Figura 6.3, uma vez que a área demarcada pelas observações destes doentes se encontra muito próxima do vector da variável PaCO_2 ; de igual modo a figura mostra que os mesmos doentes possuem valores baixos de $\text{VEMS}\%$ e $\text{CVF}\%$, o que constitui característica dos pacientes com DPOC.

Algo análogo se constata nos doentes com as patologias CIFOESCOLIOSE e SEQTP. Estes doentes, que em geral sofrem de limitações no débito aéreo e têm baixo peso, apresentam no gráfico HJ-Biplot valores de $\text{VEMS}\%$, $\text{CVF}\%$ e IMC bastante baixos.

Quanto à patologia SAS, apenas um doente foi analisado. Não obstante, a área “ocupada” no gráfico está de acordo com as observações que oportunamente fizemos no Capítulo 2. Os problemas associados a esta patologia são, de um modo geral, bem controlados com a terapia realizada, pelo que estes doentes constituem o grupo que regista melhores valores ao nível das variáveis em estudo.

Por último, verifica-se uma grande dispersão dos doentes do grupo de Obesos (patologias SHO e SHO+SAS). O facto fica certamente a dever-se

quer às características da doença, quer ao facto de estas serem as patologias em que maior número de doentes foram considerados na amostra. De notar, contudo, que é bem visível a característica mais marcante deste grupo relativamente aos demais: o elevado valor da variável IMC.

O gráfico HJ-Biplot permite, ainda, traçar a trajectória do doente ao longo do tempo e, desse modo, perceber-se qual a evolução que vai ocorrendo no seu estado de saúde. Se as observações tiverem um comportamento em “círculo”, diremos que o doente se encontra estabilizado no respectivo estadió da doença; caso contrário, a trajectória descrita pelos valores observados permitir-nos-á identificar se a “caminhada” do doente está a fazer-se no sentido de melhoria ou agravamento da sua patologia.

Desta forma, as terapias podem ser avaliadas e ajustadas, pelo que esta análise gráfica poderá, de igual modo, contribuir para a tomada de decisão do clínico.

Para ilustrar o que acabámos de expôr, na Figura 6.4 representamos os valores para três doentes: o doente D1 (veja-se Anexo A), identificado no gráfico com a sigla id12, e os doentes A e B (com as siglas id17 e id16, respectivamente).

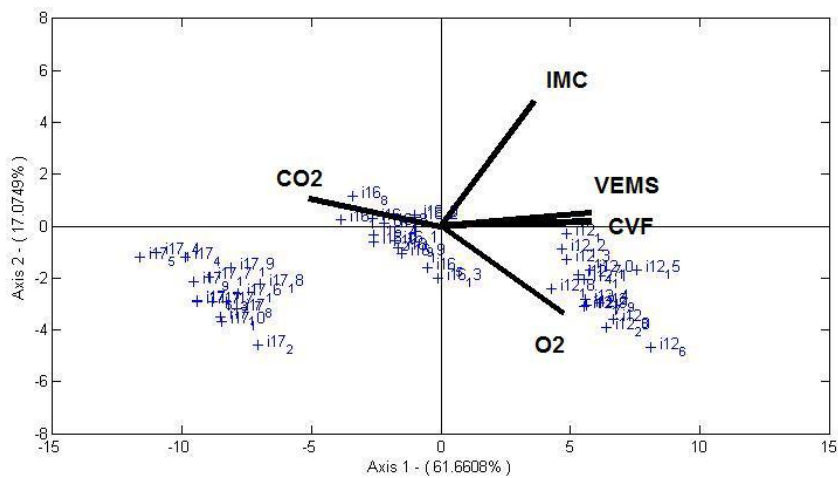


Figura 6.4 – Representação das observações dos doentes A, B e D1, no gráfico HJ-Biplot

Na Figura 6.5, para os referidos doentes, desenhamos “apenas” algumas observações que permitem melhor visualizar a evolução da patologia ao longo do tempo, em função das variáveis representadas no gráfico Biplot.

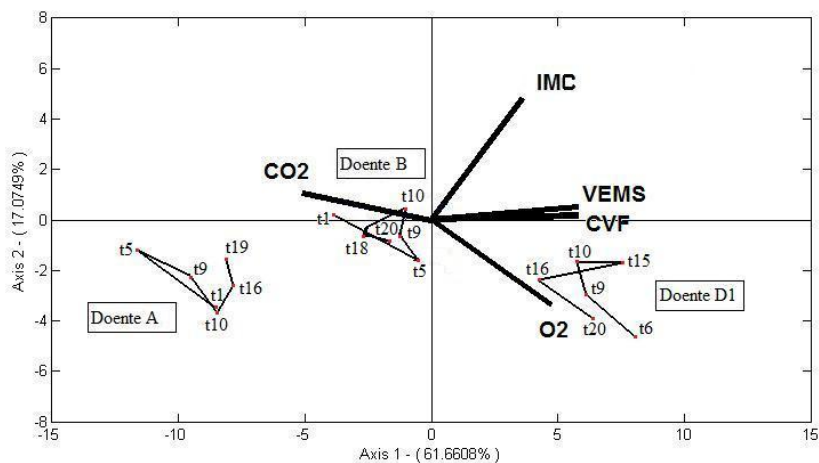


Figura 6.5 – Evolução da patologia, para cada doente, em função das variáveis representadas no gráfico Biplot

Por último, é de referir que esta análise gráfica foi realizada com recurso ao *software* desenvolvido pelo Departamento de Estatística da Universidade de Salamanca (biplot.dep.usal.es/classicalbiplot).

6.3 Síntese

Com a análise realizada verificámos que a construção do HJ-Biplot permite traduzir a informação contida na matriz dos dados dos doentes. Esta representação gráfica ajuda a visualizar a relação entre as diversas variáveis, bem como a relação entre as variáveis e o grupo patológico dos doentes.

Esta análise possibilita, igualmente, a visualização da evolução dos doentes ao longo do tempo.

Os resultados encontrados através da interpretação do gráfico HJ-Biplot vêm reforçar os indicadores assumidos pelos médicos e estão de acordo com a prática clínica.

Capítulo 7

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

Como em qualquer obra, o seu título revela, e de algum modo sintetiza, o seu conteúdo. Assim, ao escolhermos para este trabalho de dissertação de doutoramento a designação

Doenças Respiratórias Crónicas

– modelo estatístico para o controlo individual dos doentes –

pretendíamos mostrar o objectivo e o âmbito da investigação a que procedemos: a busca de um modelo estatístico que permitisse fazer o

acompanhamento e o controlo individual dos doentes respiratórios crónicos, procurando assim contribuir, com a construção de uma “ferramenta” eficaz, para as tomadas de decisão que os médicos e outros profissionais de saúde têm de assumir na sua prática clínica diária.

Com esse objectivo, começámos por realizar uma análise descritiva dos dados referentes aos doentes respiratórios crónicos que, entre Agosto de 1995 e Julho de 2007, foram acompanhados periodicamente em consultas externas do Centro Hospitalar do Alto Minho, de Viana do Castelo. Esta análise preliminar permitiu-nos constatar a existência de grandes disparidades, quer nos valores apresentados pelas variáveis nos diferentes grupos patológicos, quer entre os doentes portadores da mesma patologia. Aliás, esta última constatação não surpreendeu e esteve na base de todo o trabalho que desenvolvemos, já que ia ao encontro da ideia cada vez mais generalizada na prática clínica e fundamentada em estudos realizados [Winkel e Statland (1997), McLaren *et al.* (2000) e Queraltó (2004)], de que as variações existentes entre indivíduos poderão ser superiores às variações registadas num mesmo indivíduo. Pelo que, a avaliação do estado de saúde de um qualquer doente, tendo por base o comportamento do grupo, poderá não ser procedimento adequado.

Atendendo a esta razão, prosseguimos a investigação fazendo o estudo individualizado de cada doente, recorrendo, para isso, a cartas de controlo.

A comparação que realizámos em circunstâncias de simulação iguais, entre as tradicionais cartas de Shewhart, as cartas EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*), as cartas Q (propostas por Quesenberry, 1991 e 1993) e, ainda, as cartas MA (*Moving Average*), levou-nos a identificar as cartas de Shewhart como aquelas que melhor se adaptavam ao perfil da base de trabalho: observações individuais não correlacionadas.

Simultaneamente, a análise comparativa realizada permitiu-nos, ainda, identificar virtualidades da carta MA que, não obstante a menor atenção merecida na literatura da especialidade, poderá, dependendo dos casos em estudo, apresentar-se como uma boa alternativa às cartas de Shewhart ou às cartas EWMA.

Tendo em conta os resultados obtidos no referido estudo comparativo e atendendo à simplicidade de utilização e de interpretação das cartas de Shewhart, destas nos socorremos para monitorizar, retrospectivamente, as variáveis PaO_2 (pressão arterial parcial de oxigénio) e PaCO_2 (pressão arterial parcial de dióxido de carbono). A escolha para a monitorização destas variáveis ficou a dever-se ao facto de PaO_2 e PaCO_2 serem consideradas como dos mais relevantes indicadores do estado de saúde dos doentes, uma vez que as doenças respiratórias crónicas afectam as transferências gasosas entre a corrente sanguínea e os pulmões, provocando insuficiência respiratória.

O excesso de peso é, igualmente, apontado pelos médicos, como um possível factor perturbador do normal fluxo aéreo e, por isso, fizemos, também, o controlo do valor do IMC (Índice de Massa Corporal) dos pacientes. No trabalho que desenvolvemos não ficou, porém, evidenciado existir influência desta variável, IMC, sobre os valores das variáveis PaO_2 e PaCO_2 , o que nos leva a supor que o excesso de peso poderá exercer a sua influência negativa mais ao nível da capacidade ventilatória do doente (medida através das variáveis VEMS – Volume Expiratório Máximo forçado no 1º Segundo - e CVF – Capacidade Vital Forçada), do que propriamente ao nível da insuficiência respiratória.

As cartas de Shewhart construídas para as três variáveis em análise (PaO_2 , PaCO_2 e IMC) patenteavam a existência de valores “anormais” na variável PaCO_2 nos dois doentes (Doente A e Doente B) para os quais fizemos um

estudo exaustivo, e que apresentámos em detalhe no corpo desta dissertação. Em anexo (Anexo A) apresentamos também, ainda que sem preocupação de uma descrição tão pormenorizada, as cartas de controlo para todos os demais doentes da base em estudo, num total de 16 pacientes, relativamente aos quais os registos hospitalares mencionavam mais de 15 observações para as variáveis PaO_2 e $PaCO_2$.

Na perspectiva de melhor explorar as potencialidades da utilização das cartas de controlo, e atendendo ao facto das variáveis PaO_2 e $PaCO_2$ estarem correlacionadas, construímos também para os mesmos dois doentes, cartas multivariadas T^2 . Constatámos, no entanto, que estas cartas introduziam alguma “confusão” na análise da situação do doente, uma vez que não tinham sensibilidade para distinguir uma melhoria (aumento de PaO_2 e diminuição de $PaCO_2$) do agravamento (diminuição de PaO_2 e aumento de $PaCO_2$) do respectivo estado da doença.

Tendo em vista clarificar as situações antagónicas atrás descritas, fizemos cartas de controlo unilaterais, uni e multivariadas. Estas cartas, muito particularmente as multivariadas, permitiram identificar situações fora de controlo que anteriormente não tinham sido detectadas pelas cartas bilaterais univariadas de Shewhart, bem como possibilitaram reconhecer falsos alarmes assinalados pelas cartas bilaterais multivariadas T^2 . Tal constatação levou-nos a considerar como preferível o uso de cartas de controlo unilaterais, quando o objectivo é o de detectar alterações da média apenas numa direcção, como poderá ser o caso das variáveis em análise.

Contudo, ao contrário do que acontece num processo produtivo tradicional, no caso dos doentes, os indicadores apresentados não são estáticos, isto é, não se mantêm inalterados ao longo de todo o tempo. Pelo que, na monitorização e acompanhamento dos doentes, as cartas de controlo não devem ter um intervalo de controlo fixo, uma vez que neste “processo” não

nos é possível considerar que os parâmetros em análise e os limites de controlo se encontram perfeitamente conhecidos e se mantêm imutáveis ao longo do tempo.

Nesta conformidade, e este é o carácter mais inovador deste trabalho de investigação, propomos a construção de cartas de controlo com limites variáveis, que permitam considerar cada doente como o seu próprio referencial e que os limites de controlo traduzam a evolução, negativa ou positiva, do seu estado de saúde, bem como identifiquem, em simultâneo, valores anormais para a fase em que, em cada momento, o mesmo doente se encontra. Além disso, as cartas propostas permitem fazer o acompanhamento da evolução da doença, mas também da variabilidade que a mesma apresenta ao longo do tempo. Este facto poderá ser um importante contributo para a utilização prática das cartas de controlo com limites variáveis, uma vez que estas acumulam, numa só, a informação tradicionalmente fornecida pelo conjunto das cartas de controlo para a média e para a dispersão.

Recorrendo à técnica de reamostragem de Bootstrap, realizámos uma análise de simulação que nos permitiu validar a metodologia adoptada na construção dos limites variáveis nas cartas de controlo propostas.

Do trabalho que realizámos fica-nos a fundamentada convicção que as cartas de controlo com limites variáveis podem constituir-se como uma excelente ferramenta de monitorização e conseqüente apoio às tomadas de decisão dos médicos, uma vez que, sendo as mesmas de fácil aplicação e de interpretação intuitiva, permitem fazer uma leitura imediata de todo o historial do doente, identificando não só as agudizações pontuais mas também a evolução do seu estado de saúde no decurso do tempo.

O trabalho descrito teve como eixo central o estudo individualizado de cada doente, uma vez que, como foi dito, os parâmetros da respectiva população podem apresentar-se como maus indicadores aquando da análise de um paciente em particular.

Contudo, não quisemos deixar de fazer também uma análise mais “macro” das doenças respiratórias crónicas, pelo que, para finalizar, procurámos verificar se os doentes com patologias diferentes apresentam, ou não, respostas similares, quais as diferenças que surgem em função das variáveis em estudo e como variam as respostas individuais dentro de cada grupo patológico.

Para esta análise recorreremos aos gráficos Biplot, uma metodologia bastante recente (introduzida em 1971 por Gabriel) mas de grande aplicabilidade a várias áreas de investigação. A interpretação do gráfico HJ-Biplot construído vem reforçar os indicadores assumidos pelos médicos para os grupos patológicos e estão de acordo com a prática clínica em uso.

Ao longo do tempo em que decorreu a investigação a que nos propusemos, tivemos oportunidade de ir “partilhando” o seu desenvolvimento e conclusões parcelares em comunicações que apresentámos em vários congressos. Esta partilha foi para nós bastante enriquecedora, uma vez que o *feed-back* obtido muito contribuiu para a melhoria deste trabalho.

As comunicações realizadas foram:

em 2006

“Controlo de pequenas séries, em dados vitais – o doente considerado como referencial próprio”, no XIV Congresso da SPE – Sociedade Portuguesa de Estatística, Covilhã, Portugal.

“Uso de Cartas de Controlo para monitorizar doentes respiratórios crónicos”, na V Conferência de Estatística e Qualidade na Saúde, Lisboa, Portugal.

em 2007

“Control Charts Performance Evaluation”, na 56th Session of the International Statistical Institute (ISI2007), Lisboa, Portugal.

em 2008

“Control charts and chronic respiratory patients”, no 1º Workshop Luso-Polaco de Biometria, Lisboa, Portugal

“Comparison of Control Charts”, no ISBIS 2008 - International Symposium on Business and Industrial Statistics, Praga, República Checa.

em 2009

“Application of the techniques of SPC in the follow up of respiratory patients”, no EURISBIS’09 - European Regional Meeting of the International Society for Business and Industrial Statistics, em Cagliari, Itália (comunicação apresentada por convite).

“Multivariate One Sided Control Charts in the Follow Up of Respiratory Diseases”, na 5th Conference of the IBS-EMR (International Biometric Society – Eastern Mediterranean Region), em Istambul, Turquia.

“Follow up of respiratory diseases using Control charts with variable control limits”, na 57th Session of the ISI - International Statistical Institute, em Durban, África do Sul.

Em 2010

“Cartas de Controlo de Valores Individuais com Limites Variáveis”, nas XVII Jornadas de Classificação e Análise de Dados – JOCLAD 2010, Lisboa, Portugal.

Esta investigação possibilitou, ainda, a elaboração de dois artigos que serão publicados no corrente ano de 2010 nas revistas que abaixo indicamos, pois já foram aceites pelas respectivas comissões científicas:

“Control charts and chronic respiratory patients”, F. Correia e P. Oliveira, Biometrical Letters, Vol 47.

“Chronic Respiratory Patients Control by Multivariate Charts”, F. Correia, R. Nêveda e P. Oliveira, International Journal of Health Care Quality Assurance.

Como conclusão final, gostaríamos de referir a esperança de que este trabalho de investigação não se esgote em si mesmo, mas que possa ser encarado não tanto como ponto de chegada, mas sobretudo como o ponto de partida para outros trabalhos, no futuro.

Pela nossa parte:

- Procuraremos “prosseguir caminho”, com o intuito de validar as Cartas de Controlo com Limites Variáveis através de uma análise analítica e/ou por simulação de dados médicos;
- Experimentaremos a adequação destas cartas a dados não normais;
- Reforçaremos o estudo sobre a influência da dimensão da “*janela temporal*” utilizada no cálculo dos limites variáveis;

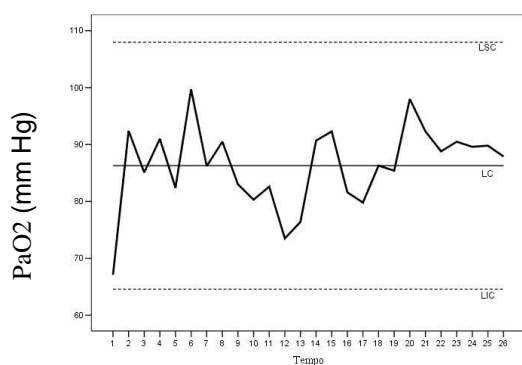
- Intentaremos evidenciar, junto dos médicos e demais profissionais de saúde, a utilidade da metodologia descrita, levando a que a utilizem na sua prática diária;
- Diligenciaremos no sentido de encontrar condições que permitam alargar a utilização das Cartas de Controlo com Limites Variáveis no acompanhamento e monitorização de doentes portadores de outras patologias.

Anexo A

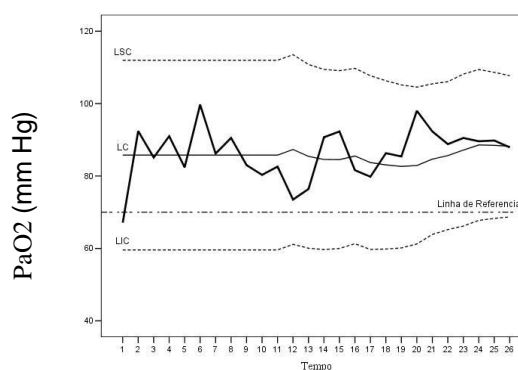
Cartas de Shewhart e Cartas de Controlo com Limites Variáveis para os Doentes da Base de Estudo com mais de 15 registos Hospitalares

Doente D1

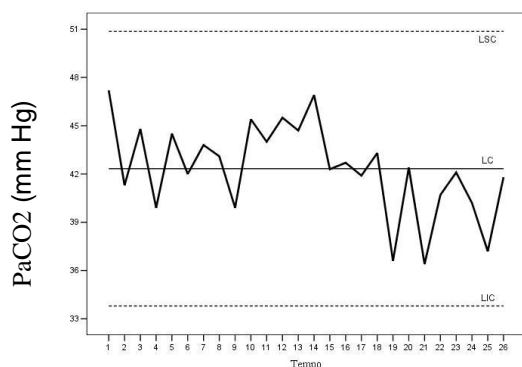
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de SAS, com 47 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Agosto de 1995 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Outubro de 2003 (num total de 26 consultas).



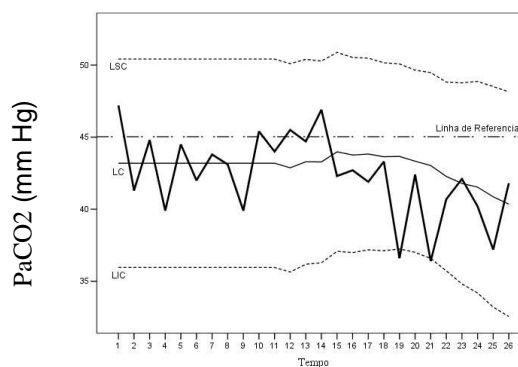
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂



d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

Figura A.1 – Cartas de controlo para o doente D1

Doente D2

Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de SHO, com 48 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Março de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Março de 2004 (num total de 26 consultas).

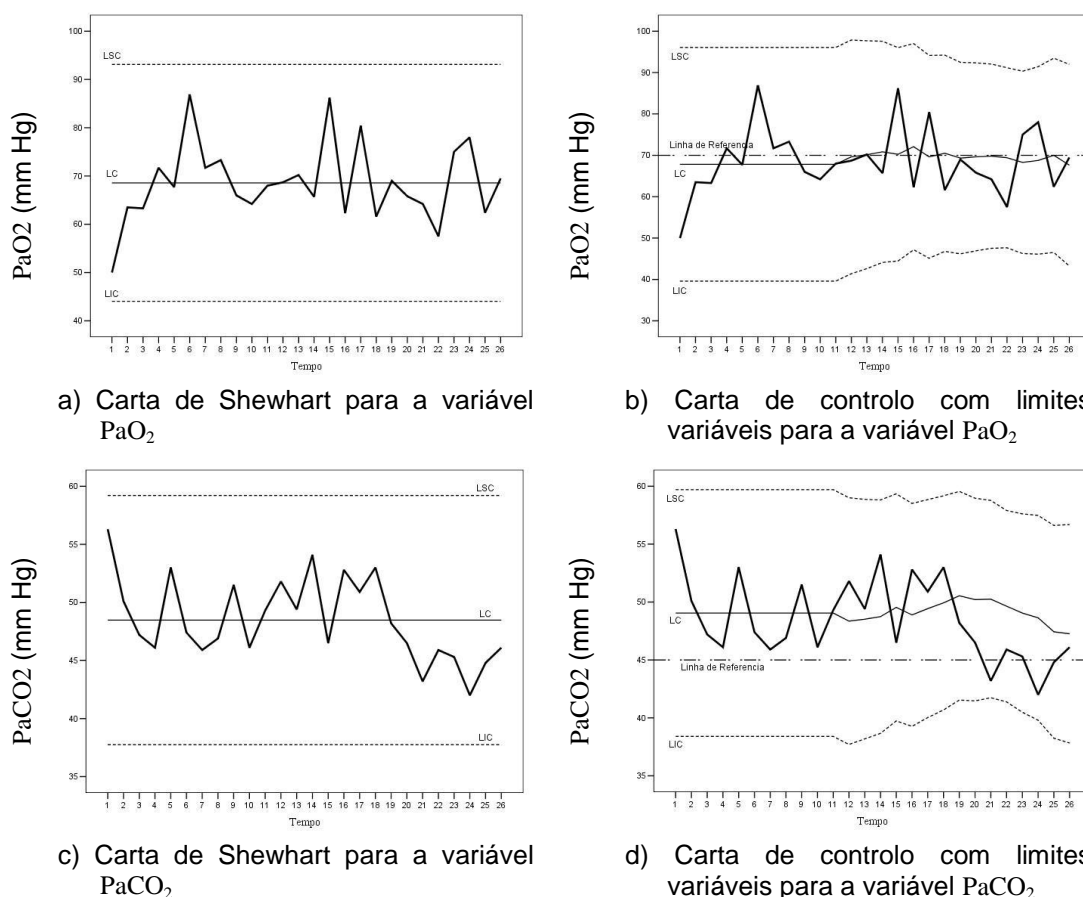
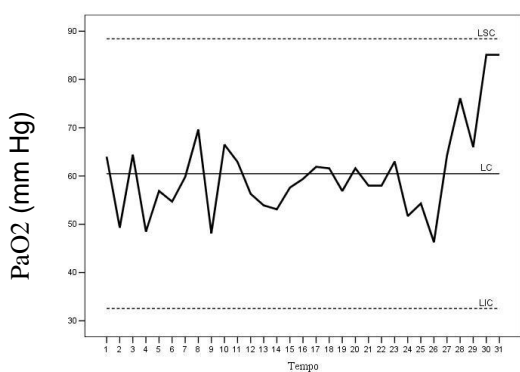


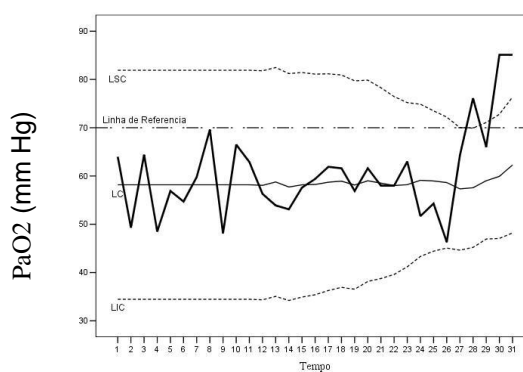
Figura A.2 – Cartas de controlo para o doente D2

Doente D3

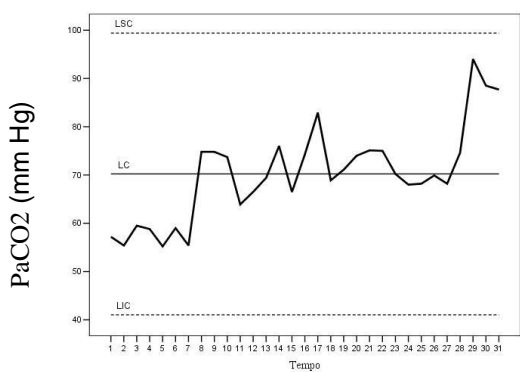
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de SHO, com 61 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Novembro de 1995 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Janeiro de 2004 (num total de 31 consultas).



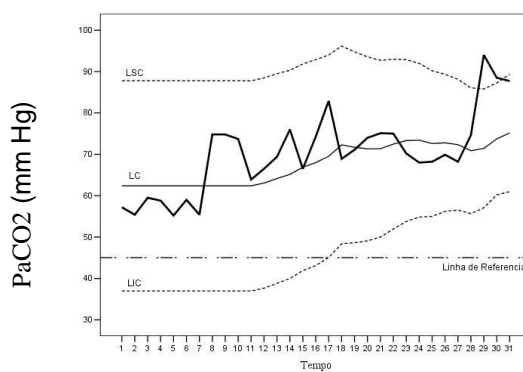
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

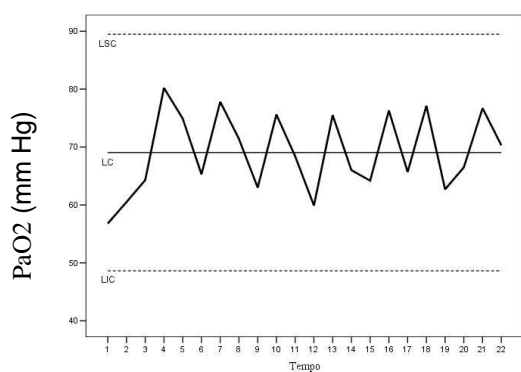


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

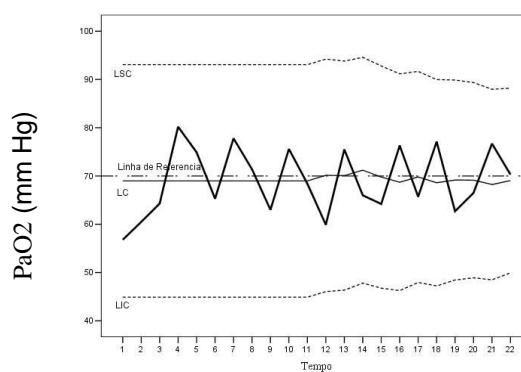
Figura A.3 – Cartas de controlo para o doente D3

Doente D4

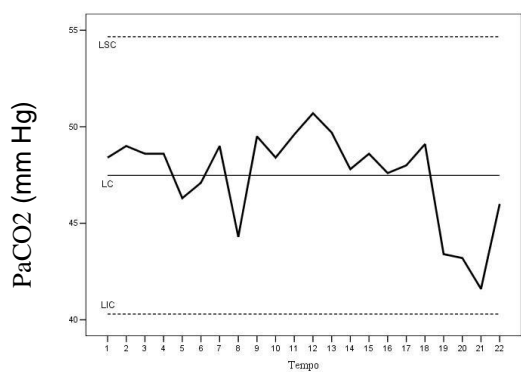
Indivíduo do sexo feminino, sofrendo de SHO, com 60 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Novembro de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Fevereiro de 2004 (num total de 22 consultas).



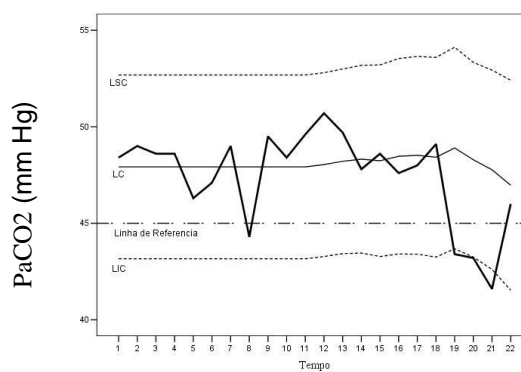
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

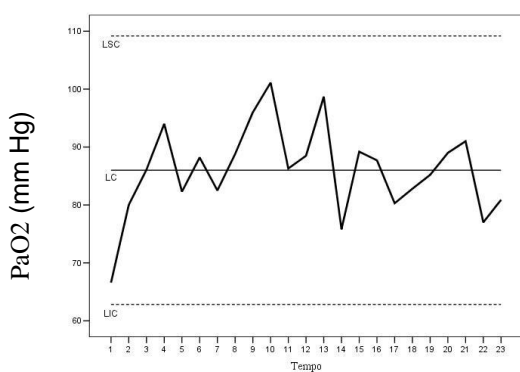


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

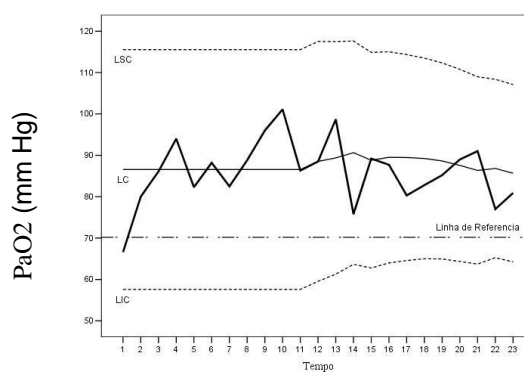
Figura A.4 – Cartas de controlo para o doente D4

Doente D5

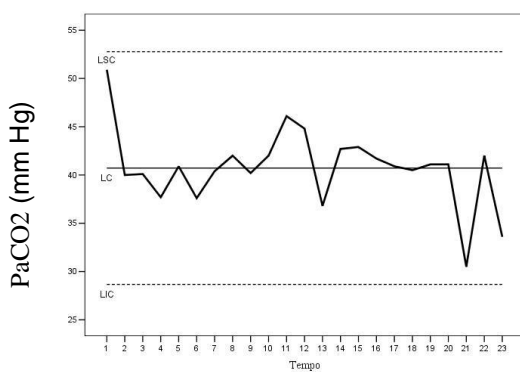
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de SHO, com 53 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Fevereiro de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Fevereiro de 2004 (num total de 23 consultas).



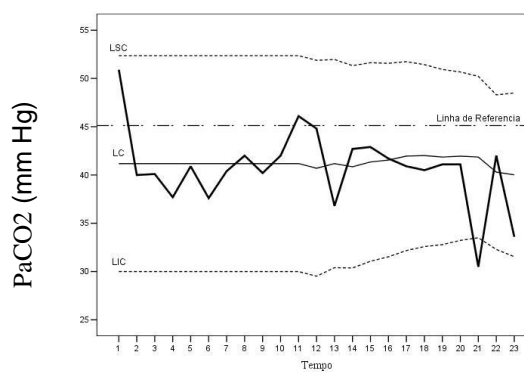
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

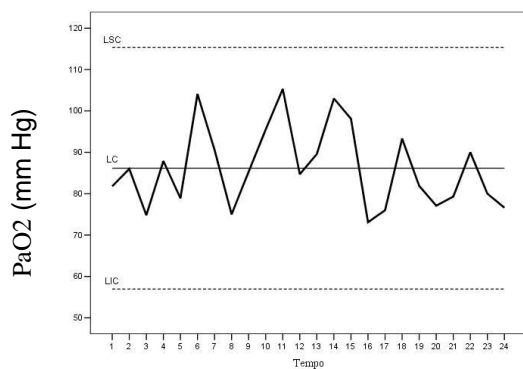


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

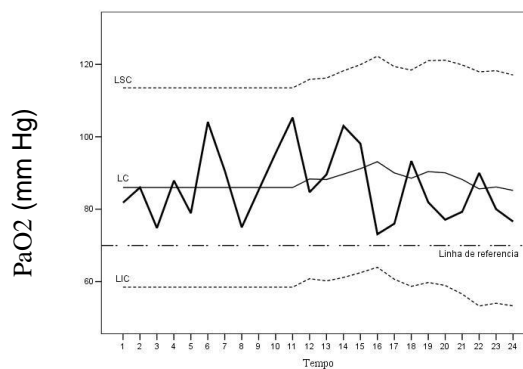
Figura A.5 – Cartas de controlo para o doente D5

Doente D6

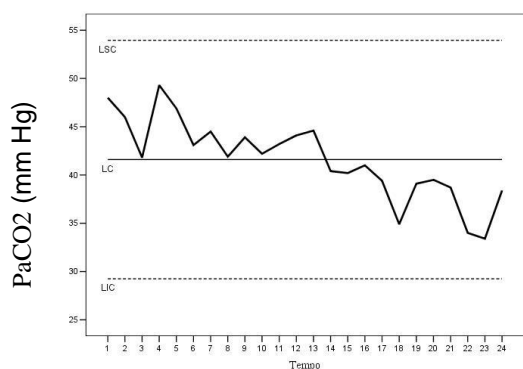
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de SHO, com 70 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Março de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Dezembro de 2003 (num total de 24 consultas).



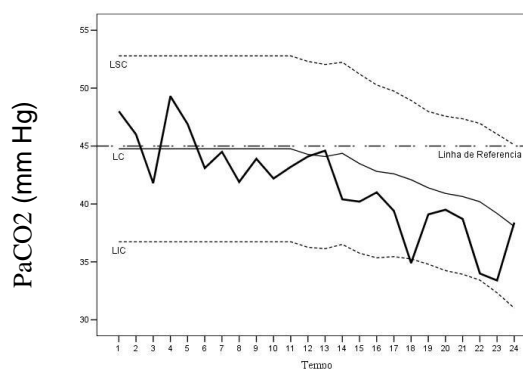
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

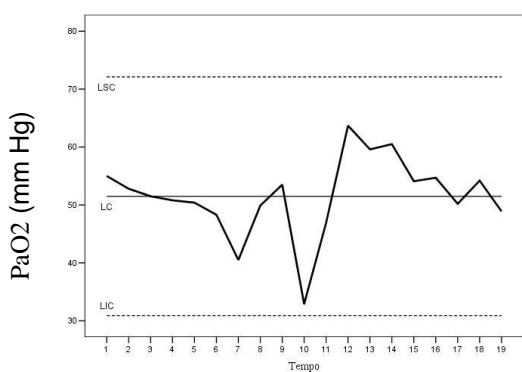


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

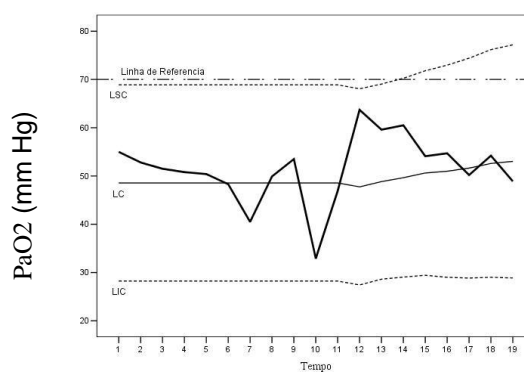
Figura A.6 – Cartas de controlo para o doente D6

Doente D7

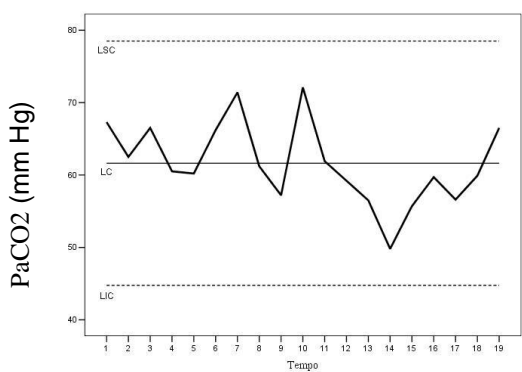
Indivíduo do sexo feminino, sofrendo de DPOC, com 68 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Janeiro de 1998 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Setembro de 2003 (num total de 19 consultas).



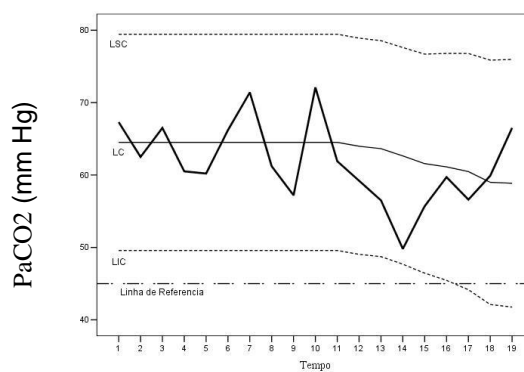
a) Carta de Shewhart para a variável PaO_2



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO_2

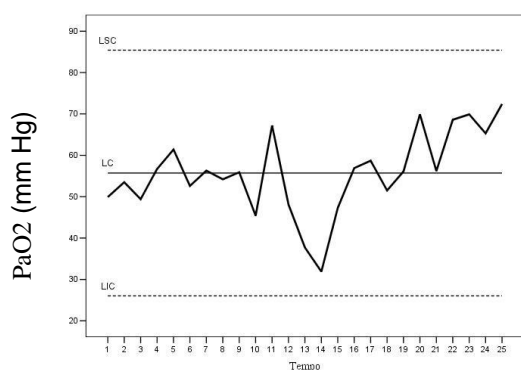


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO_2

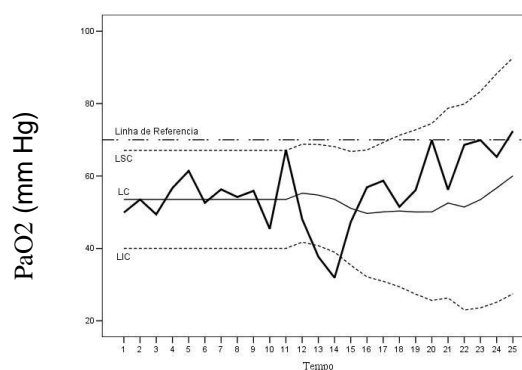
Figura A.7 – Cartas de controlo para o doente D7

Doente D8

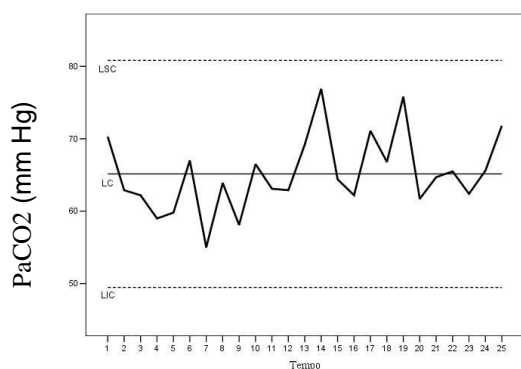
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de DPOC, com 74 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Outubro de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Fevereiro de 2003 (num total de 25 consultas).



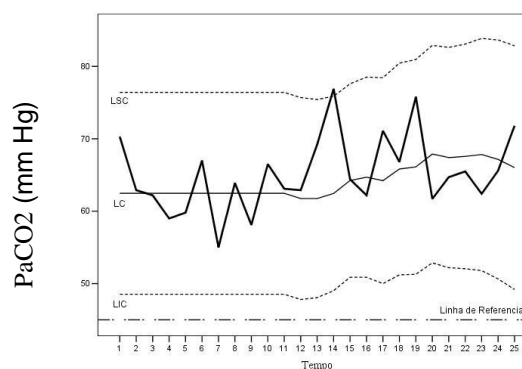
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

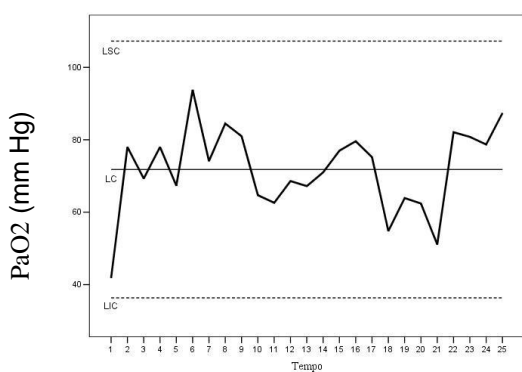


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

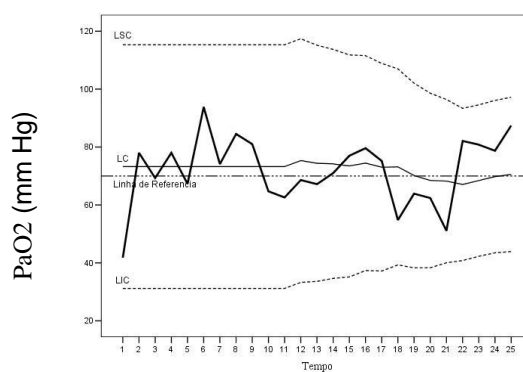
Figura A.8 – Cartas de controlo para o doente D8

Doente D9

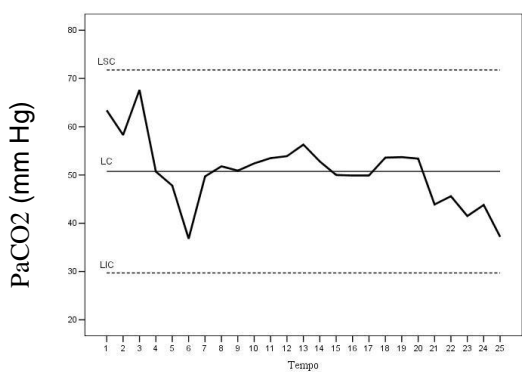
Indivíduo do sexo feminino, sofrendo de SEQTP, com 56 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Dezembro de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Janeiro de 2004 (num total de 25 consultas).



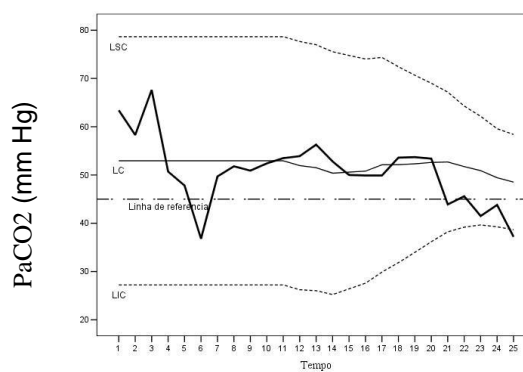
a) Carta de Shewhart para a variável PaO_2



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO_2

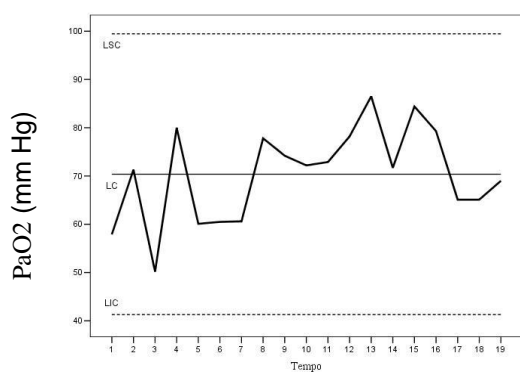


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO_2

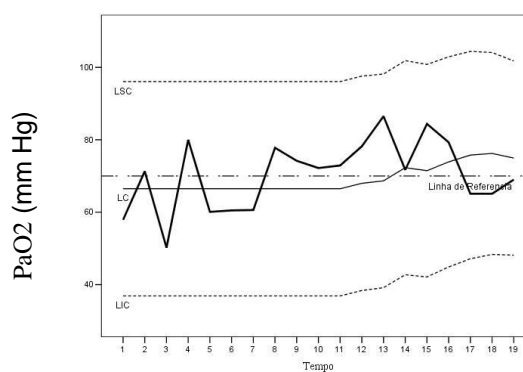
Figura A.9 – Cartas de controlo para o doente D9

Doente D10

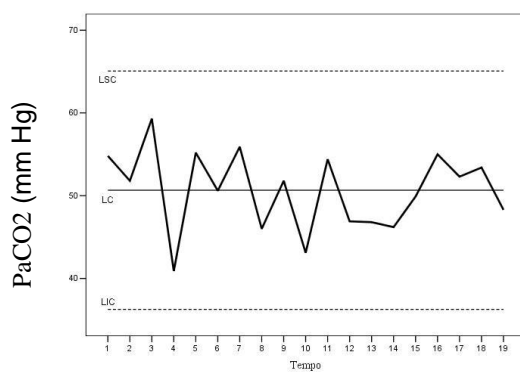
Indivíduo do sexo feminino, sofrendo de CIFOESCOLIOSE, com 60 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Março de 2001 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Abril de 2007 (num total de 19 consultas).



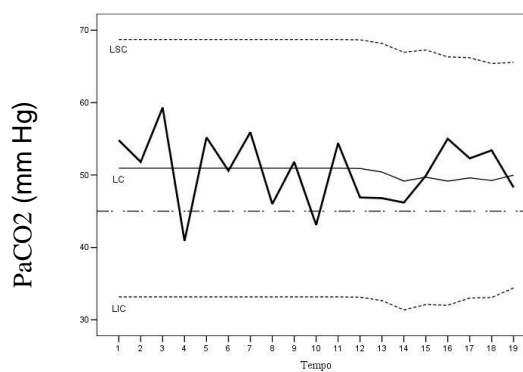
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

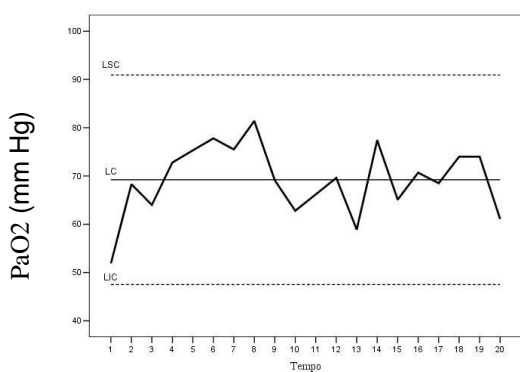


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

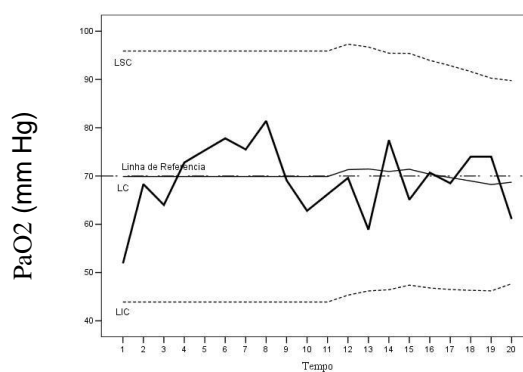
Figura A.10 – Cartas de controlo para o doente D10

Doente D11

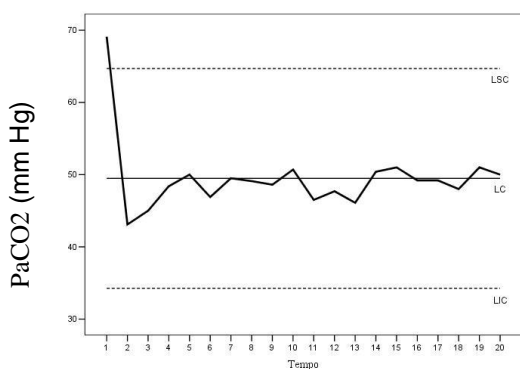
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de CIFOESCOLIOSE, com 36 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Abril de 1999 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Março de 2007 (num total de 20 consultas).



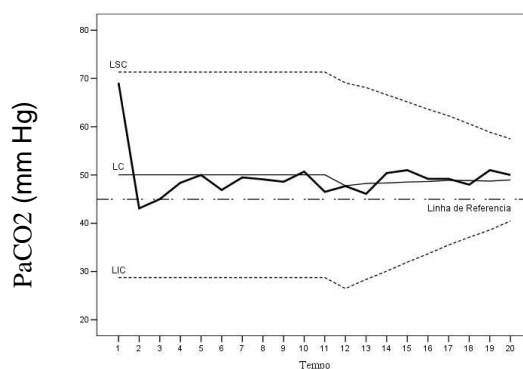
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

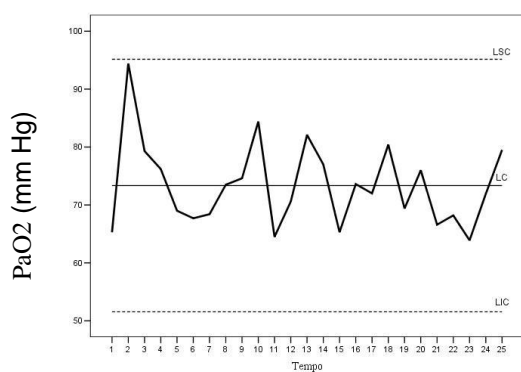


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

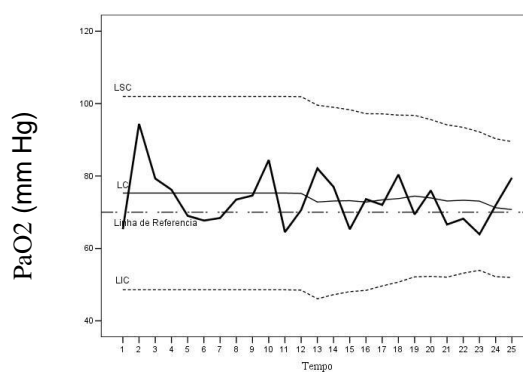
Figura A.11 – Cartas de controlo para o doente D11

Doente D12

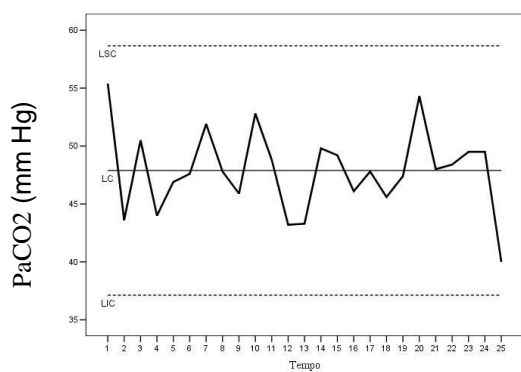
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de SHO+SAS, com 62 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Novembro de 1995 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Março de 2003 (num total de 25 consultas).



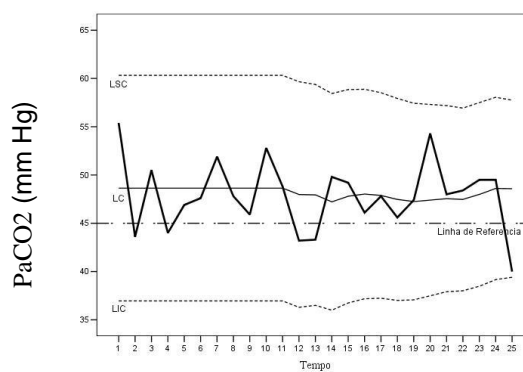
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

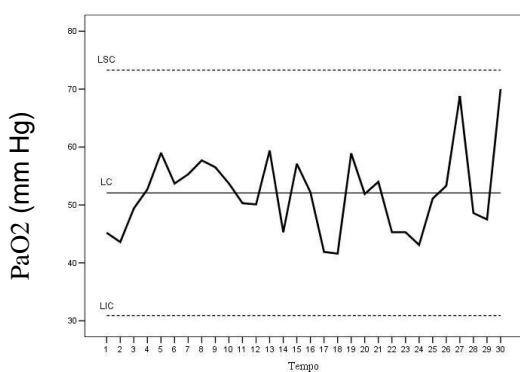


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

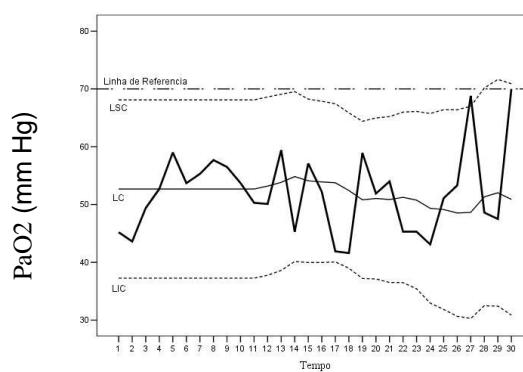
Figura A.12 – Cartas de controlo para o doente D12

Doente D13

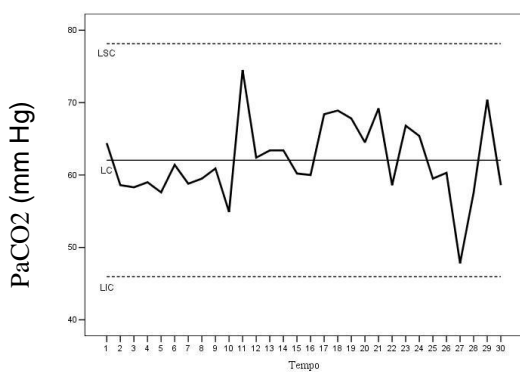
Indivíduo do sexo feminino, sofrendo de SHO+SAS, com 55 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Janeiro de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Janeiro de 2004 (num total de 30 consultas).



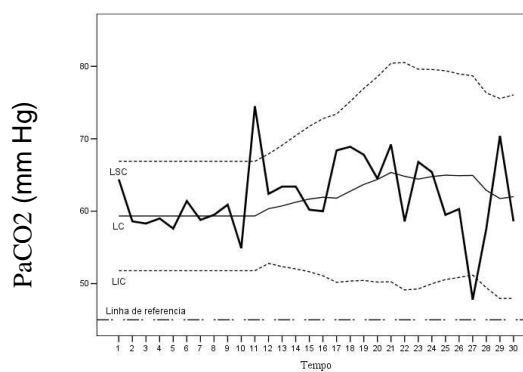
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂



d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

Figura A.13 – Cartas de controlo para o doente D13

Doente D14

Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de SHO+SAS, com 61 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Março de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Dezembro de 2003 (num total de 26 consultas).

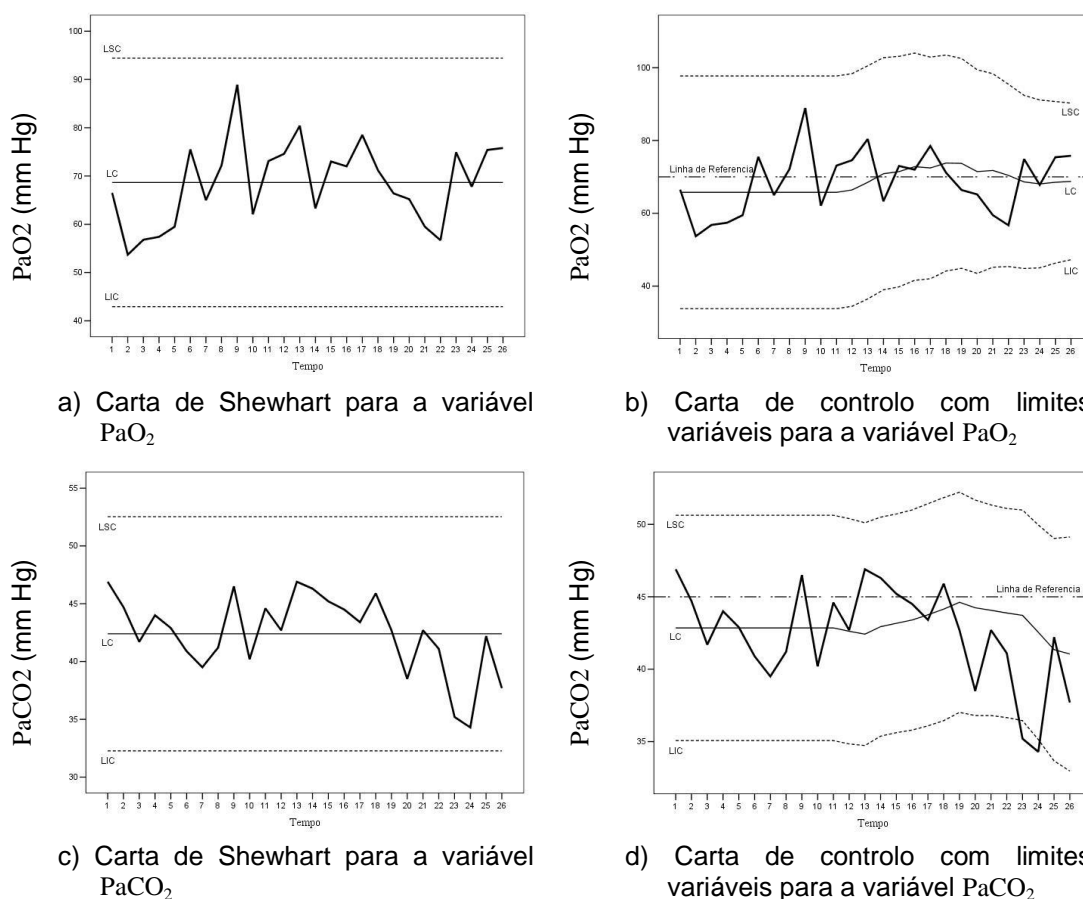
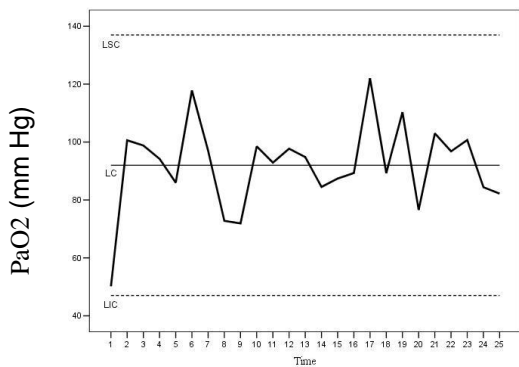


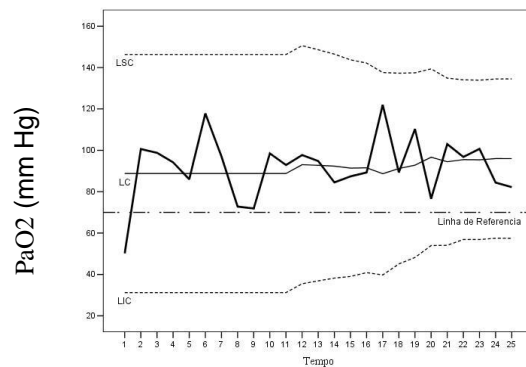
Figura A.14 – Cartas de controlo para o doente D14

Doente D15

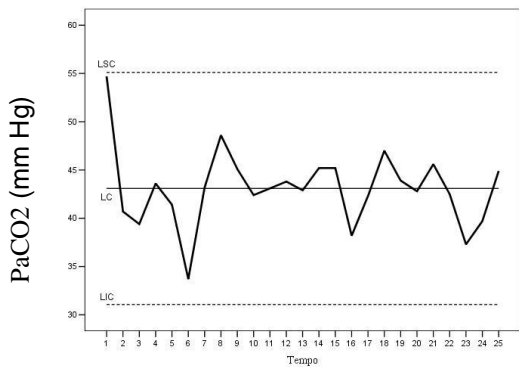
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de SHO+SAS, com 53 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Maio de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Fevereiro de 2004 (num total de 25 consultas).



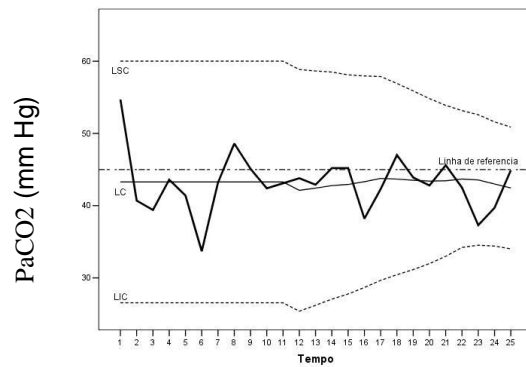
a) Carta de Shewhart para a variável PaO₂



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO₂



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO₂

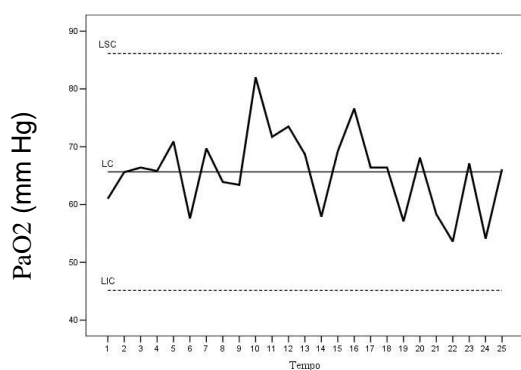


d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO₂

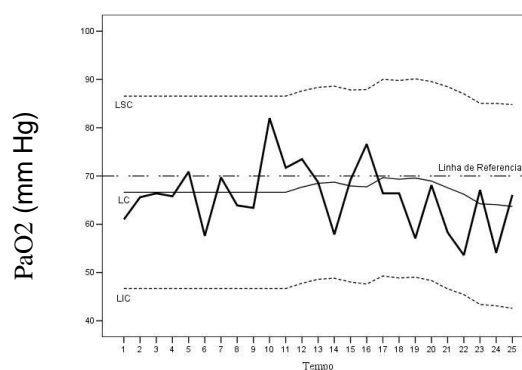
Figura A.15 – Cartas de controlo para o doente D15

Doente D16

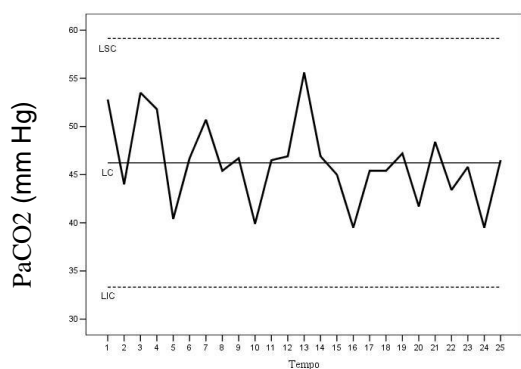
Indivíduo do sexo masculino, sofrendo de DPOC+SAS, com 62 anos de idade à data da primeira consulta, que foi realizada em Outubro de 1996 e cujo último registo a que tivemos acesso reporta a Março de 2004 (num total de 25 consultas).



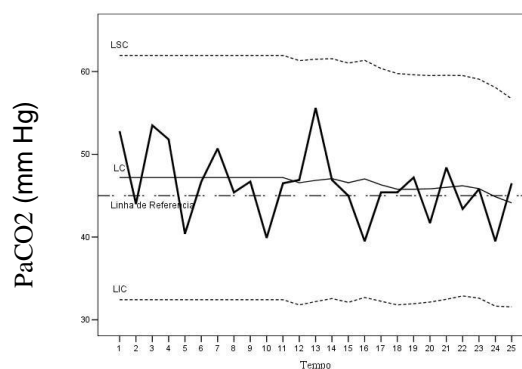
a) Carta de Shewhart para a variável PaO_2



b) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaO_2



c) Carta de Shewhart para a variável PaCO_2



d) Carta de controlo com limites variáveis para a variável PaCO_2

Figura A.16 – Cartas de controlo para o doente D16

Bibliografia

1. Almeida, A. (2005), "As Doenças Respiratórias em Portugal", e-*Ciência*, No. 41, pp. 12-13.
2. Alt, F.B. (1985), "*Multivariate Quality Control*", Encyclopedia of Statistical Sciences, John Wiley & Sons, New York, 6, 110-122, Kotze, S. and Johnson, N. L.(Ed.).
3. Alwan, L. e Bissell, M. (1988), "Time Series Modeling for Quality Control in Clinical Chemistry", *Clinical Chemistry*, Vol. 34, No. 7, pp. 1396-1406.
4. Alwan, L. e Roberts, H. (1988), "Time-Series Modeling for Statistical Process Control", *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 6, No. 1, pp. 87-95.
5. Aparisi, F., Avendaño, G. and Sanz, J. (2006), "Techniques to interpret T^2 control chart signals", *IIE Transactions*, Vol. 38, pp. 647-657.
6. Apley, D. e Shi, J. (1999), "The GLRT for statistical process control of autocorrelated processes", *IIE Transactions*, Vol. 31, pp. 1123-1134.
7. Atienza, O.O., Tang, L.C. e Ang, B.W. (1997), "ARL Properties on a Sample Autocorrelation Chart", *Computers ind. Engng*, Vol. 33, Nos. 3-4, pp 733-736.
8. Azeredo, L., Correa, M., Nemer, S. e Caldeira (2002), "Avaliar o Uso da Ventilação Não-Invasiva com Pressão Positiva com Uso do CPAP e do BiPAP em DPOC", *Anais XI Simpósio Internacional de Fisioterapia Respiratória*, São Pedro, SP.

9. Bacala, N. (2004), "Contribuciones al Análisis de Matrices de Datos Multivaria", Tesis Doctorale, Universidade de Salamanca.
10. Bersimis, S., Psarakis, S. e Panaretos, J. (2007), "Multivariate Statistical Process Control Charts: An Overview", *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 23, pp. 517-543.
11. Capizzi, G. e Masarotto, G. (2003), "An Adaptive Exponentially Weighted Moving Average Control Chart", *Technometrics*, Vol. 45, No. 3, pp. 199-207.
12. Cardoso, J. (2005), "DPOC, uma doença preocupante", *e-Ciência*, No. 41, pp. 23-24.
13. Carson, P. e Yeh, A. (2008), "Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) Control Chart for Monitoring an Analytical Process", *Ind. Eng. Chem. Res.*, Vol. 47, pp. 405-411.
14. Champ, C. W. and Jones-Farmer, L. A. (2007), "Properties of Multivariate Control Charts with Estimated Parameters", *Sequential Analysis*, Vol. 26, pp. 153-169.
15. Crowder, S.V. (1987), "A Simple Methods for Studying Run-Length Distributions of Exponentially Weighted Moving Average Charts". *Technometrics*, Vol. 29, No. 4, pp. 401-407.
16. Crowder, S.V. (1989), "Design of Exponentially Weighted Moving Average Schemes". *Journal of Quality Technology*, Vol. 21, No. 3, pp. 155-162.
17. Crowder, S.V. and Hamilton, M. (1992-a), "An EWMA for Monitoring a Process Standard Deviation", *Journal of Quality Technology*, Vol. 24, No. 1, pp. 12-21.
18. Crowder, S.V. and Hamilton, M. (1992-b), "Average run lengths of EWMA controls for monitoring a process standard deviation", *Journal of Quality Technology*, Vol. 24, No. 1, pp. 44-50.

19. Das, N. e Prakash, V. (2008), "Interpreting the out-of-control signal in multivariate control chart – a comparative study", *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, Vol. 37, pp. 966-979.
20. Del Castillo, E. e Montgomery, D. (1994), "Short- run statistical process control: Q-chart enhancements and alternative methods", *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 10, pp. 87-97.
21. Del Castillo, E. e Montgomery, D. (1996), "Response by the Authors to Dr. Quesenberry's Comments", *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 12, pp. 163-164.
22. Del Castillo, E. (2002), *Statistical Process Adjustment for Quality Control*, John Wiley & Sons, Inc., New York.
23. Doganaksoy, N., Faltin, F. W. e Tucker, W. T. (1991), "Identification of Out-of-Control Multivariate Characteristic in a multivariable manufacturing environment", *Commun Stat Theory Methods*, Vol. 20, pp. 2775-2790.
24. Dou, Y. e Sa, P. (2002), "One-sided control charts for the mean of positively skewed distributions", *Total Quality Management*, Vol. 13, No. 7, pp. 1021-1033.
25. Efron, B. (1979), "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife", *Annals of Statistics*, Vol. 7, pp. 1-26.
26. Eljach, F., Penagos, G. e Niebles, R. (2006), "Evaluación del uso de las cartas de control X, EWMA y CUSUM en un sistema de control de calidad para procesos no correlacionados", *Ingeniería & Desarrollo*, Vol. 20, pp. 35-44.
27. English, J., Lee, S., Martin, T. e Tilmon, C. (2000), "Derecting changes in autoregressive processes with \bar{X} and EWMA charts", *IIE Transactions*, Vol. 32, pp. 1103-1113.
28. Freeman, D., Nordyke, R., Isonaka, S., Nonikov, D., Maroni, J., Price, D. e Halbert, R. (2005), "Questions for COPD diagnostic screening in

- a primary care setting”, *Respiratory Medicine*, Vol. 99, pp. 1311-1318.
29. Gabriel, K. (1971), “The biplot graphic display of matrices with application to principal component analysis”, *Biometrika*, Vol. 58, No. 3, pp. 453-467.
 30. Gabriel, K. e Odoroff, C. (1990), “Biplot in Biomedical research”, *Statistics in Medicine*, Vol. 9, pp. 469-485.
 31. Galindo M.P. (1986), “Una Alternativa de Representación Simultánea: HJ-Biplot”, *Questíio*, Vol. 10, No. 1, pp. 13-23.
 32. Goedhart, D., Zanen, P. e Lammers, J. (2006), “Relevant and Redundant Lung Function Parameters in Discriminating Asthma from COPD”, *Journal of Chronic Obstructive Pulmonary Disease*, Vol. 3, pp. 33-39.
 33. Greenacre, M. (1984), *Theory and Applications of Correspondence Analysis*, London: Academic Press, Inc.
 34. Grigg, O. e Farewell (2004), “An overview of risk-adjusted charts”, *Journal Royal Statistical Society*, Vol. 167, Part 3, pp. 523-539.
 35. Grigg, O., Farewell, V. e Spiegelhalter, D. (2003), “Use of risk-adjusted CUSUM and RSPRT charts for monitoring in medical contexts”, *Statistical Methods in Medical Research*, Vol. 12, pp. 147-170.
 36. Guimarães, R. e Cabral, J. (1997), *Estatística – Edição Revista*, McGraw-Hill de Portugal Lda.
 37. Hall, P.(1988) “Theoretical comparison of bootstrap confidence intervals”, *Annals of Statistics*, Vol. 16, No. 3, pp. 927–953.
 38. Hawkins, D. M. (1991), “Multivariate Quality Control Based on Regression-Adjusted Variables”, *Technometrics*, Vol. 33, pp. 61-75.
 39. Hayter, A. J. e Tsui, K. (1994), “Identification and Quantification in Multivariate Quality Control Problems”, *Journal of Quality Technology*, Vol. 26, pp. 197-208.

40. Hesterberg, T., Moore, D., Monaghan, S., Clipson, A. e Epstein, R. (2005), *Bootstrap Methods and Permutation Tests*, 2nd edition, W. H. Freeman, N.Y.
41. Hotelling, H. (1947), "Multivariate quality control – illustrated by the air testing of sample bombsights", *Techniques of Statistical Analysis*, McGraw-Hill, New York, pp. 111-184.
42. Hunter, J.S. (1986), "The Exponentially Weighted Moving Average", *Journal of Quality Technology*, Vol. 18, pp. 203-210.
43. Jackson, J. E. (1980), "Principal Components and Factor Analysis: Part I – Principal Components", *Journal of Quality Technology*, Vol. 12, pp. 201-213.
44. Jackson, J. E. (1981a), "Principal Components and Factor Analysis: Part II – Additional Topics Related to Principal Components", *Journal of Quality Technology*, Vol. 13, pp. 46-58.
45. Jackson, J. E. (1981b), "Principal Components and Factor Analysis: Part III – What is Factor Analysis?", *Journal of Quality Technology*, Vol. 13, pp. 125-130.
46. Jackson, J. E. (1985), "Multivariate Quality Control", *Communications in Statistics – Theory and Methods*, Vol. 14, pp. 2657-2688.
47. Jiang, W. (2004), "Multivariate Control Charts for monitoring Autocorrelated Processes", *Journal of Quality Technology*, Vol.36, No. 4, pp. 367-379.
48. Joner Jr, M., Woodall, W., Reynolds Jr, M. e Fricker Jr, R. (2008), "A One-sided MEWMA Chart for Health Surveillance", *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 24, pp. 503-518.
49. Lowry, C.A. e Montgomery, D. C. (1995), "A Review of Multivariate Control Charts", *IIE Transactions*, Vol. 27, pp. 800-810.
50. Lucas, J.M. e Saccucci, M.S. (1990), "Exponentially Weighted Moving Average Control Schemes: Properties and Enhancements", *Technometrics*, Vol. 32, No.1, pp. 1-12.

51. Magnussen, K., Quere, S. e Winkel, P. (2008), "Use of statistical process control in the production of blood components", *Transfusion Medicine*, Vol. 18, pp. 190-196.
52. Maravelakis, P. E. e Castagliola, P. (2009), "An EWMA chart for monitoring the process standard deviation when parameters are estimated", *Computational Statistics & Data Analysis*, Elsevier, Vol. 53, No. 7, pp. 2653-2664.
53. Martinez, F., Raczek, A., Seifer, F., Conoscenti, C., Curtice, T., D'Eletto, T., Cote, C., Hawkins, C. e Phillips, A. (2008), "Development and Initial Validation of a Self-Scored COPD Population Screener Questionnaire (COPD-PS)", *Journal of Chronic Obstructive Pulmonary Disease*, Vol. 5, pp. 85-95.
54. Martinez, L. (2007), "Applied Multivariate Control Chart to the Perceived Voice Quality Prediction to Voice over IP", *Revista Ingenieria Industrial*, Ano 6, No. 1, pp. 19-37.
55. Mason, R. L., Tracy, N. D. e Young, J. C. (1995), "Decomposition of T^2 for Multivariate Control Chart Interpretation", *Journal of Quality Technology*, Vol. 27, pp. 99-108.
56. Mason, R. L., Tracy, N. D. e Young, J. C. (1997), "A Practical Approach for Interpreting Multivariate T^2 Control Chart Signals", *Journal of Quality Technology*, Vol. 29, pp. 396-406.
57. Mastrangelo, C. e Montgomery (1995), "SPC with Correlated Observations for the Chemical and Process Industries", *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 11, pp. 79-89.
58. McLaren, C.E., Kambour, E.L., McLachlan, G.J., Lukaski, H.C., Li, X., Brittenham, G.M. e McLaren, G.D. (2000), "Patient-Specific Analysis of Sequential Haematological Data by Multiple Linear Regression and Mixture Distribution Modelling", *Statistics in Medicine*, Vol. 19, pp. 83-98.

59. Montgomery, D. C. (1991), *Introduction to Statistical Quality Control*, John Wiley & Sons, Inc., New York.
60. Montgomery, D. e Mastrangelo, C. (1991), "Some Statistical Process Control Methods for Autocorrelated Data", *Journal of Quality Technology*, Vol. 23, pp. 179-193.
61. Murphy, B. J. (1987), "Selecting out-of-control variables with T^2 multivariate quality procedures", *The Statistician*, Vol. 36, pp. 571-583.
62. Nedumaran, G., e Pignatiello, J. J. (1998), "Diagnosing Signals from T^2 and χ^2 Multivariate Control Charts", *Quality Engineering*, Vol. 25, No.4, pp. 237-247.
63. Nelson, L. S. (1982), "Control Charts for Individual Measurements", *Journal of Quality Technology*, Vol. 14, pp. 172-173.
64. Neto, O. e Tavares, P. (1998), "Síndrome da Apneia Obstrutiva do Sono – A Importância para o Anestesiologista", *Revista Brasileira Anestesiologia*, Vol. 48, No. 4, pp. 309-319.
65. Neubauer, A. (1997), "The EWMA control chart: properties and comparison with other quality-control procedures by computer simulation", *Clinical Chemistry*, Vol. 44, No. 4, pp. 594-601.
66. Niebles, R. e Mejía, M. (2004), "Diseño de un experimento para evaluar el uso de la carta EWMA con predicción en el monitoreo de procesos correlacionados", *Ingeniería & Desarrollo*, Universidad del Norte, Vol. 15, pp. 67-83.
67. Pan, J. N. (2006), "A study of multivariate pre-control charts", *Int. J. Production Economics*, Vol 105, pp. 160-170.
68. Parra, M. e Rodriguez-Loaiza, P. (2003), "Application of the Multivariate T^2 Control Chart and the Mason-Tracy_Young Decomposition Procedure to the Study of the Consistency of Impurity

- Profiles of Drug Substances”, *Quality Engineering*, Vol. 16, No. 1, pp. 127-142.
69. Pereira-Leite, M. e Rowlands, R. J. (1993), “Carta CUSUM para observações Autocorrelacionadas”, *Investigação Operacional*, Vol. 3, No. 1, pp. 73-82.
70. Queraltó, J.M. (2004), “Intraindividual references values”, *Clin. Chem. Lab. Med.*, Vol 42, No. 7, pp. 765-777.
71. Quesenberry, C. (1991), “SPC Q charts for start-up processes and short or long runs”, *Journal of Quality Technology*, Vol. 23, No. 3, pp. 213-224.
72. Quesenberry, C. (1993), “The Effect of Sample Size on Estimated Limits for X and X Control Charts”, *Journal of Quality Technology*, Vol. 25, No. 4, pp. 237-247.
73. Quesenberry, C. (1995), “On Properties of Q Charts for Variables”. *Journal of Quality Technology*, Vol. 27, No. 3, pp. 184-203.
74. Quesenberry, C. (1996), “Response to: Short- run statistical process control: Q-chart enhancements and alternative methods”. *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 12, pp. 159-161.
75. Quesenberry, C. (1997), *SPC Methods for quality improvement*, John Wiley & Sons, Inc., New York.
76. Requeijo, J. (2003), *Técnicas Avançadas do Controlo Estatístico do Processo*, Tese de Doutoramento, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa.
77. Reynolds Jr., M.R. e Stoumbos, Z.G. (2004), “Control Charts and the Efficient Allocation of Sampling Resources”, *Technometrics*, Vol. 46, pp. 200-214.
78. Reynolds Jr., M.R. e Stoumbos, Z.G. (2005), “Should Exponentially Weighted Moving Average and Cumulative Sum Charts Be Used With Shewhart Limits?”, *Technometrics*, Vol. 47, No. 4, pp. 409-424.

79. Riaz, M. (2008), "A Dispersion Control Chart", *Communications in Statistics – Simulation and Computation*, Vol. 37, pp. 1239-1261.
80. Rigdon, S. E., Cruthis, E. N. e Champ, C. W. (1994), "Design Strategies for Individuals and Moving Range Control Charts", *Journal of Quality Technology*, Vol. 26, pp. 274-287.
81. Roberts, S.W. (1959), "Control Chart Tests Based on Geometric Moving Averages", *Technometrics*, Vol. 1, pp. 239-250.
82. Roberts, S.W. (1966), "A Comparison of Some Control Chart Procedures", *Technometrics*, Vol. 8, No. 3, pp. 411-430.
83. Robinson, P.B. e Ho, T. Y., (1978), "Average run lengths of geometric moving average charts by numerical methods", *Technometrics*, Vol. 20, pp. 85-93.
84. Rodrigues, F. e Cardoso, J. (1999), *25 Perguntas frequentes em pneumologia*, ISBN: 972-733-048-7.
85. Rootmensen, G., Keimpema, A., Looyen, E., Schaaf, L., Haan, R. e Jansen, H. (2008), "The effects of additional care by a pulmonary nurse for asthma and COPD patients at a respiratory outpatient clinic: Results from a double blind, randomized clinical trial", *Patient Education and Counseling*, Vol. 70, pp. 179-186.
86. Runger, G. C., Alt, F.B. e Montgomery, D. (1996), "Contributors to a Multivariate Statistical Process Control Signal", *Communications in Statistics – Theory and Methods*, Vol. 25, pp. 2203-2213.
87. Schmid, W. e Schöne, A. (1997), "Some Properties of the EWMA Chart in the Presence of Autocorrelation", *The Annals of Statistics*, Vol. 25, No. 3, pp. 1277-1283.
88. Shewhart, W. (1931), *Economic Control of Quality of Manufactured Product*, D. Van Nostrand Company, Inc, New York.
89. Shu, L., Apley, D. e Tsung, F. (2002), "Autocorrelated Process Monitoring Using Triggered Cuscore Charts", *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 18, pp. 411-421.

90. Shu, L., Jiang, W. and Wu, S. (2007), "A One-Sided EWMA Control Chart for Monitoring Process Means", *Communications in Statistics – Simulation and Computation*, Vol. 36, pp. 901-920.
91. Silva, D., Foronda, F. e Troster, E. (2003), "Noninvasive ventilation in pediatrics", *Jornal de Pediatria* (Rio de Janeiro), Vol. 79, suppl. 2 (Doi: 10.1590/S0021-75572003000800005).
92. Sonesson, C. e Bock, D. (2003), "A review and discussion of prospective statistical surveillance in public health", *Journal Royal Statistical Society*, Vol. 166, Part 1, pp. 5-21.
93. Sullivan, C., Issa, F. e Bertthon, J. (1981), "Reversal of obstructive sleep apnoea by continuous positive airway pressure applied through the nares", *Lancet*, Vol. 1, pp. 862-865.
94. Testik, M. C. e Runger, G. C. (2006), "Multivariate One-sided Control Charts", *IIE Transactions*, Vol. 38, pp. 635-645.
95. Tracy, N. D., Young, J. C. e Mason, R. L. (1992), "Multivariate Control Charts for Individual Observations", *Journal of Quality Technology*, Vol. 24, pp. 88-95.
96. Triantafyllopoulos, K. (2007), "On Feedback Quality Control With EWMA", *Math. Scientist*, Vol. 32, pp. 110-117.
97. Wardell, D., Moskowitz, H. e Plante, R. (1992), "Control Charts in the Presence of Data Correlation", *Management Science*, Vol. 38, No. 8, pp. 1084-1105.
98. Western Electric (1956), *Statistical Quality Control Handbook*, Western Electric Corporation, Indianapolis.
99. Winkel, P. e Statland, B.E. (1977), "Using the Subject as His Own Referent in Assessing Day-to-Day Changes of Laboratory Test Results", *Contemporary Topics in Analytical and Clinical Chemistry*, Vol. 1, pp. 287-317.

100. Winkel, P. e Zhang, N.F. (2004), "Serial correlation of quality control data – on the use of proper control charts", *Scand J Clin Lab Invest*, Vol. 64, pp. 195-204.
101. Woodal, W. (2006), "The Use of Control Charts in Health-Care and Public-Health Surveillance", *Journal of Quality Technology*, Vol. 38, No. 2, pp. 89-104.
102. Woodal, W. e Montgomery, D. (1999), "Research issues and ideas in statistical process control", *Journal of Quality Technology*, Vol. 31, pp. 376-386.
103. Woodall, W. e Mahmoud, M. (2005), "The Inertial Properties of Quality Control Charts", *Technometrics*, Vol. 47, No. 4, pp. 425-436.
104. Zantek, P. F. (2005), "Run-length distributions of Q-chart schemes", *IIE Transactions*, Vol. 37, pp. 1037-1045.
105. Zhang, G. e Chang, S. I. (2008), "Multivariate EWMA control charts using individual observations for process mean and variance monitoring and diagnosis", *International Journal of Production Research*, Vol. 46, No. 24, pp. 6855-6881
106. Zhang, N. F. (1998), "A Statistical Control Chart for Stationary Process Data", *Technometrics*, Vol. 40, pp. 24-38.
107. Zhang, N. F. (1999), "Statistical Control for Autocorrelated Data", *Process and Equipment Control in Microelectronic Manufacturing*, 3742, pp. 65-70.
108. Zhu, L., Brereton, R., Thompson, D., Hopkins, P. e Escott, R. (2007), "On-line HPLC combined with multivariate statistical process control for the monitoring of reactions", *Analytica Chimica Acta*, 584, pp. 370-378.

Sítios da Internet

109. Azevedo, V. (2004), “Insuficiência Respiratória - Conceito, Fisiopatologia e Clínica”: <http://www.fisiozone.com/cardiorespiratoria-20/236-insuficiencia-respiratoria-conceito-fisiopatologia-e-clinica.html> (acedido em Janeiro 2007).
110. Bárbara, C. (2009), “Não Ignore a DPOC”: <http://www.paraquenaolhefalteoar.com/articles.php?id=28> (acedido em Setembro 2009).
111. Caparini C.(2007) Le “Bootstrap”: <http://www.suristat.fr/article33.html> (acedido em Setembro 2009).
112. Circular Normativa nº 04/DGCG, 17/03/2005, DGS – Direcção Geral de Saúde, Ministério da Saúde de Portugal: <http://www.dgs.pt/> (acedido em Outubro 2006).
113. GOLD, Global Initiative for Chronic Obstructive Lung Disease: <http://www.goldcopd.com/> (acedido em Outubro 2006).
114. Marques, M. (2008), “Patologias Respiratórias”: <http://www.ff.ul.pt/paginas/mcmarques/> (acedido em Março 2009).

115. Ridley, D. (2003), "Single Versus Dual Process Control Charts":
<http://www.pomsmeetings.org/ConfProceedings/001/Papers/QM-03.4.pdf>
(acedido em Maio 2007)
116. [http:// www.interfisio.com.br](http://www.interfisio.com.br)
(acedido em Dezembro 2006)
117. [http:// www.msd-brazil.com](http://www.msd-brazil.com)
(acedido em Dezembro 2006)
118. [http:// www.nutriweb.org.br](http://www.nutriweb.org.br)
(acedido em Dezembro 2006)
119. [http:// www.saudenainternet.pt](http://www.saudenainternet.pt)
(acedido em Dezembro 2006)
120. [http:// www.sppneumologia.pt](http://www.sppneumologia.pt)
(acedido em Dezembro 2006)
121. [http:// www.vivasaudavel.pt](http://www.vivasaudavel.pt)
(acedido em Dezembro 2006)
122. <http://portalcodgdh.min-saude.pt>
(acedido em Março 2009)
123. <http://saude.sapo.pt>
(acedido em Dezembro 2006)
124. <http://www.apn.pt>
(acedido em Março 2009)
125. <http://www.clinar.com.br>
(acedido em Dezembro 2006)
126. <http://www.medipedia.pt>
(acedido em Março 2009)

