

## **4**

### **Apresentação e Análise dos Resultados**

Esse capítulo tem como objetivo descrever, analisar e tratar os dados coletados, de forma a possibilitar a obtenção da resposta ao problema de pesquisa.

#### **4.1**

##### **Análise dos Dados**

Nesse capítulo, foram realizadas as análises primárias dos dados utilizados no trabalho.

##### **4.1.1**

###### **Estatísticas Descritivas**

As tabelas 7 e 8 apresentam as principais estatísticas descritivas das variáveis de desempenho desse estudo. As variáveis 1 representam a amostra dos dados coletados antes da formação das constelações, enquanto as variáveis 2 refletem os resultados observados pós- formação dos blocos.

Tabela 7 – Estatísticas Descritivas dos Dados Analisados V1

Descriptive Statistics							
	N	Mean	Std.	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
OPREV1	18	5699125	5051262	,795	,536	-,704	1,033
TPERF1	18	6777800	6304474	,807	,536	-,580	1,033
LOADFAC1	18	58,5844	7,0689	,638	,536	-,683	1,033
PSGCAR1	18	2,7E+07	2,8E+07	1,516	,536	1,115	1,033
PROF1	18	2192814	3805588	1,912	,536	2,472	1,033
OPYIELD1	18	102,2728	47,8932	1,600	,536	1,727	1,033
UNICOST1	18	56,6034	25,1160	1,671	,536	2,265	1,033
BREVEN1	18	56,1750	6,8061	,983	,536	,791	1,033
CURASSE1	18	2304736	2672502	2,689	,536	9,217	1,033
TURNOV1	18	1,074894	,794840	2,385	,536	5,033	1,033
Valid N (listwise)	18						

Tabela 8 – Estatísticas Descritivas dos Dados Analisados V2

Descriptive Statistics							
	N	Mean	Std.	Skewness		Kurtosis	
	Statistic	Statistic	Statistic	Statistic	Std. Error	Statistic	Std. Error
OPREV2	18	6183185	5007594	,719	,536	-,666	1,033
TPERF2	18	8106172	6539843	,470	,536	-1,061	1,033
LOADFAC2	18	58,4313	7,7630	,274	,536	-1,301	1,033
PSGCAR2	18	3,1E+07	2,7E+07	1,221	,536	,581	1,033
PROF2	18	1899440	4384978	1,885	,536	3,024	1,033
OPYIELD2	18	90,4250	35,3986	1,194	,536	1,685	1,033
UNICOST2	18	53,5067	18,3640	1,072	,536	1,707	1,033
BREVEN2	18	60,4426	6,9876	-,282	,536	-,909	1,033
CURASSE2	18	2140380	1750726	,654	,536	-,687	1,033
TURNOV2	18	,982528	,867633	3,241	,536	11,831	1,033
Valid N (listwise)	18						

#### 4.1.2

#### Verificação da Normalidade

Como a normalidade é uma premissa comum das técnicas de análise multivariada, é importante verificar o quanto os dados coletados para utilização na pesquisa se aproximam de uma distribuição normal. A tabela 9 apresenta os resultados dos testes de normalidade de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilks, que testam as hipóteses enunciadas a seguir:

$H_0$  = A distribuição de  $X_1$  é igual à distribuição normal.

$H_a$  = A distribuição de  $X_1$  não é igual à distribuição normal

Tabela 9 – Verificação da normalidade V1

Tests of Normality						
	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
OPREV1	,206	18	,042	,874	18	,020
TPERF1	,189	18	,089	,882	18	,031
LOADFAC1	,172	18	,172	,903	18	,068
PSGCAR1	,252	18	,004	,764	18	,010**
PROF1	,387	18	,000	,623	18	,010**
OPYIELD1	,300	18	,000	,781	18	,010**
UNICOST1	,289	18	,000	,786	18	,010**
BREVEN1	,153	18	,200*	,920	18	,156
CURASSE1	,228	18	,014	,702	18	,010**
TURNV1	,304	18	,000	,635	18	,010**

\*\* . This is an upper bound of the true significance.

\* . This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

Seguindo esse raciocínio, se for observado um p-value, representado na coluna denominada Sig. no tabela 9, acima de 10%, falha-se em rejeitar a hipótese nula de normalidade dos dados da variável. No caso do teste conduzido para os dez indicadores de desempenho analisados, apenas a variável BREVEN apresentou uma distribuição normal. Assim sendo, foi rejeitada a hipótese nula de normalidade das variáveis.

Embora, como já colocado, a normalidade das variáveis constitua premissa comum para técnicas de análise multivariada, os resultados da análise realizada não inviabilizaram o prosseguimento da pesquisa, uma vez que os procedimentos estatísticos de análise de fatores e análise de clusters são considerados robustos em relação à não-normalidade da distribuição das variáveis usadas (Silva, 1997). Como pode ser observado nos histogramas das variáveis, a não-normalidade justifica-se mais em função de problemas de simetria do que pela presença de

outliers, o que também permite a utilização do método MANOVA, considerado robusto nessas situações.

Na tabela 10 pode ser verificado o resultado dos testes de normalidade aplicado à distribuição dos dados para as mesmas variáveis observadas nas tabela x , só que observados para o período pós-formação das alianças.

Tabela 10 – Verificação da Normalidade V2

**Tests of Normality**

	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
OPREV2	,204	18	,047	,897	18	,051
TPERF2	,132	18	,200*	,911	18	,091
LOADFAC2	,149	18	,200*	,937	18	,321
PSGCAR2	,196	18	,066	,842	18	,010**
PROF2	,350	18	,000	,710	18	,010**
OPYIELD2	,160	18	,200*	,911	18	,091
UNICOST2	,174	18	,156	,869	18	,017
BREVEN2	,162	18	,200*	,944	18	,389
CURASSE2	,126	18	,200*	,911	18	,091
TURNOV2	,267	18	,001	,592	18	,010**

\*. This is a lower bound of the true significance.

\*\* . This is an upper bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

O procedimento de análise da normalidade foi realizado de forma análoga para as variáveis pós-formação das alianças. Além da variável BREVEN2, que já havia se apresentado como normal para o período anteriormente analisado, foi observada também a normalidade da distribuição para as variáveis TPERF2, LOADFAC 2, OPYELD 2, UNICOST 2, BREVEN 2 e CURASSE2.

### 4.1.3

#### Comparação de Médias

Para comparar médias de duas populações de modo a inferir a existência de diferença entre as médias das duas variáveis, pode ser conduzido o teste de comparação entre médias com pares casados, de modo a evitar a premissa de independência que seria necessária para a comparação simples entre médias.

A hipótese nula a ser testada, nesse caso, é:

$$H_0 = (\mu_1 - \mu_2) = 0$$

$$H_a = (\mu_1 - \mu_2) \neq 0,$$

Onde  $\mu_1$  é a média de das variáveis de desempenho antes da adesão às alianças e  $\mu_2$  é média de das variáveis de desempenho após a adesão às alianças.

As premissas para a validade deste teste são:

1. A distribuição de frequência relativa das populações de diferenças é normal; e
2. A amostra de diferenças é selecionada aleatoriamente.

Para verificação da premissa de normalidade acima enunciada, na tabela 11 são expostos os resultados do teste de normalidade da diferença entre as médias das variáveis.

Tabela 11 – Teste de Normalidade da Diferença entre as Médias

## Tests of Normality

	Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
DIFOPREV	,260	18	,002	,811	18	,010**
DIFTPERF	,158	18	,200*	,923	18	,189
DIFPSGCA	,178	18	,137	,898	18	,054
DIFLOADF	,227	18	,015	,873	18	,020
DIFPROF	,262	18	,002	,808	18	,010**
DIFOPYEL	,216	18	,026	,851	18	,010**
DIFUNICO	,154	18	,200*	,942	18	,370
DIFBREVE	,179	18	,131	,923	18	,188
DIFCURAS	,338	18	,000	,574	18	,010**
DIFTURNO	,138	18	,200*	,942	18	,364

\*\* . This is an upper bound of the true significance.

\* . This is a lower bound of the true significance.

a. Lilliefors Significance Correction

De acordo com os resultados expostos na tabela 12, a 10% de significância, dentre os dez pares analisados, as variáveis casadas DIFTPERF, DUNICO, DIFBREVE e DIFTURN atendem à condição de normalidade. Como os resultados da comparação entre os pares de médias somente serão levados em consideração de forma conjunta com os decorrentes das técnicas de análise multivariada, a violação da premissa de normalidade não causa maiores problemas a esta pesquisa.

Tabela 12 – Comparação de pares de médias V1 e V2

## Paired Samples Test

		Paired Differences				t	df	Sig. (2-tailed)	
		Mean	Std. Deviation	Std. Error Mean	90% Confidence Interval of the Difference				
					Lower				Upper
Pair 1	OPREV1 - OPREV2	-484060	1106336	260765,8	-937690	-30430,2	-1,856	17	,081
Pair 2	TPERF1 - TPERF2	-1328372	1252129	295129,7	-1841781	-814962	-4,501	17	,000
Pair 3	LOADFAC1 - LOADFAC2	,1531	4,9359	1,1634	-1,8707	2,1770	,132	17	,897
Pair 4	PSGCAR1 - PSGCAR2	-3794787	6880679	1621792	-6616066	-973507	-2,340	17	,032
Pair 5	PROF1 - PROF2	293373,3	1176115	277212,9	-188868	775614,8	1,058	17	,305
Pair 6	OPYIELD1 - OPYIELD2	11,8478	17,6477	4,1596	4,6117	19,0838	2,848	17	,011
Pair 7	UNICOST1 - UNICOST2	3,0967	11,1192	2,6208	-1,4625	7,6559	1,182	17	,254
Pair 8	BREVEN1 - BREVEN2	-4,2676	5,9555	1,4037	-6,7095	-1,8257	-3,040	17	,007
Pair 9	CURASSE1 - CURASSE2	164356,0	2653952	625542,5	-923842	1252554	,263	17	,796
Pair 10	TURNOV1 - TURNOV2	9,24E-02	,519322	,122405	-,120571	,305304	,755	17	,461

Da análise dos resultados da comparação de médias, verifica-se que para cinco pares de variáveis (OPREV1-OPREV2, TPERF1-TPERF2, PSGCAR1-PSGCAR2, OPYELD1-OPYELD2 e BREVEN1-BREVEN2) pode-se concluir que houve, para significância de 10%, diferença entre as médias de desempenho antes e após a formação das alianças. Cabe ressaltar aqui que na comparação entre as variáveis BREVEN 1 e BREVEN 2, diferentemente do que poderia ser esperado e do comportamento observado nas outras variáveis, a comparação entre os períodos revelou que o desempenho após a formação da aliança foi pior do que antes da adesão às constelações.

#### 4.1.4

#### **Análise da Correlação**

A matriz de correlação para as variáveis analisadas está disposta nas tabelas 14 e 15 a seguir. O coeficiente de Spearman fornece uma medida de correlação entre categorias, tendo sido utilizado em virtude de as amostras não serem normalmente distribuídas.

A correlação positiva perfeita entre variáveis é caracterizada pelo coeficiente de correlação de  $\rho = 1$  e, para a correlação negativa perfeita, de  $\rho = -1$ . Dessa forma, valores próximos de zero indicam uma correlação pequena entre as variáveis. Cabe ressaltar nesse ponto que a existência de correlação entre as variáveis não indica qualquer relação de causalidade entre elas, de modo que não se deve supor que o movimento de uma variável em análise afete o movimento de outra.

Algumas correlações muito altas entre variáveis se repetem nas duas tabelas 14 e 15, sendo sumariadas na tabela a seguir.

Tabela 13 – Correlações Observadas

<b>Indicadores</b>	<b>Correlação no Período 1</b>	<b>Correlação no Período 2</b>
TPERF e OPREV	0,944	0,917
PSGCAR e OPREV	0,950	0,967
CURASSE e OPREV	0,837	0,915
CURASSE e PSGCAR	0,775	0,932
CURASSE e TPERF	0,856	0,870
PSGCAR e TPERF	0,884	0,862

Tabela 14 – Matriz de correlação V1

Correlations

	Zscore(O PREV1)	Zscore(T PERF1)	Zscore(LO ADFAC1)	Zscore(P SGCAR1)	Zscore(P ROF1)	Zscore(O PYIELD1)	Zscore(U NICOST1)	Zscore(B REVEN1)	Zscore(CU RASSE1)	Zscore(T URNOV1)
Spearman's rho										
Zscore(OPREV1)	1,000	,944**	,232	,950**	,730**	-,362	-,203	,273	,837**	,205
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,	,000	,354	,000	,001	,140	,418	,272	,000	,414
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(TPERF1)	,944**	1,000	,273	,884**	,705**	-,612**	-,428	,327	,856**	,098
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,000	,	,272	,000	,001	,007	,076	,185	,000	,699
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(LOADFAC1)	,232	,273	1,000	,127	,282	-,170	,123	,831**	,364	-,212
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,354	,272	,	,616	,257	,499	,627	,000	,137	,399
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(PSGCAR1)	,950**	,884**	,127	1,000	,789**	-,313	-,168	,133	,775**	,205
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,000	,000	,616	,	,000	,206	,505	,598	,000	,414
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(PROF1)	,730**	,705**	,282	,789**	1,000	-,187	,022	,119	,767**	-,011
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,001	,001	,257	,000	,	,458	,932	,639	,000	,964
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(OPYIELD1)	-,362	-,612**	-,170	-,313	-,187	1,000	,878**	-,300	-,554*	,288
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,140	,007	,499	,206	,458	,	,000	,226	,017	,247
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(UNICOST1)	-,203	-,428	,123	-,168	,022	,878**	1,000	,086	-,393	,315
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,418	,076	,627	,505	,932	,000	,	,735	,106	,203
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(BREVEN1)	,273	,327	,831**	,133	,119	-,300	,086	1,000	,298	,051
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,272	,185	,000	,598	,639	,226	,735	,	,229	,842
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(CURASSE1)	,837**	,856**	,364	,775**	,767**	-,554*	-,393	,298	1,000	-,187
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,000	,000	,137	,000	,000	,017	,106	,229	,	,458
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(TURNOV1)	,205	,098	-,212	,205	-,011	,288	,315	,051	-,187	1,000
Correlation Coefficient										
Sig. (2-tailed)	,414	,699	,399	,414	,964	,247	,203	,842	,458	,
N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18

\*\* . Correlation is significant at the .01 level (2-tailed).

\* . Correlation is significant at the .05 level (2-tailed).

Tabela 15 – Matriz de correlação V2

			Correlations									
			Zscore(OPREV2)	Zscore(TPERF2)	Zscore(LOADFAC2)	Zscore(PSGCAR2)	Zscore(PROF2)	Zscore(OPYIELD2)	Zscore(UNICOST2)	Zscore(BREVEN2)	Zscore(CURASSE2)	Zscore(TURNOV2)
Spearman's rho	Zscore(OPREV2)	Correlation Coefficient	1,000	,917**	-,090	,967**	,026	-,315	-,360	,315	,915**	-,247
		Sig. (2-tailed)	,	,000	,723	,000	,919	,203	,142	,203	,000	,324
		N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
	Zscore(TPERF2)	Correlation Coefficient	,917**	1,000	,028	,862**	,073	-,604**	-,641**	,377	,870**	-,408
		Sig. (2-tailed)	,000	,	,913	,000	,773	,008	,004	,123	,000	,093
		N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
	Zscore(LOADFAC2)	Correlation Coefficient	-,090	,028	1,000	-,112	,038	-,474*	-,317	,610**	,049	-,451
		Sig. (2-tailed)	,723	,913	,	,657	,880	,047	,200	,007	,848	,060
		N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
	Zscore(PSGCAR2)	Correlation Coefficient	,967**	,862**	-,112	1,000	,146	-,226	-,257	,257	,932**	-,238
		Sig. (2-tailed)	,000	,000	,657	,	,565	,367	,303	,303	,000	,341
		N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
Zscore(PROF2)	Correlation Coefficient	,026	,073	,038	,146	1,000	-,127	-,115	-,162	,222	-,257	
	Sig. (2-tailed)	,919	,773	,880	,565	,	,616	,651	,521	,376	,303	
	N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	
Zscore(OPYIELD2)	Correlation Coefficient	-,315	-,604**	-,474*	-,226	-,127	1,000	,926**	-,445	-,335	,397	
	Sig. (2-tailed)	,203	,008	,047	,367	,616	,	,000	,064	,174	,103	
	N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	
Zscore(UNICOST2)	Correlation Coefficient	-,360	-,641**	-,317	-,257	-,115	,926**	1,000	-,179	-,342	,490*	
	Sig. (2-tailed)	,142	,004	,200	,303	,651	,000	,	,478	,165	,039	
	N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	
Zscore(BREVEN2)	Correlation Coefficient	,315	,377	,610**	,257	-,162	-,445	-,179	1,000	,342	-,104	
	Sig. (2-tailed)	,203	,123	,007	,303	,521	,064	,478	,	,165	,681	
	N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	
Zscore(CURASSE2)	Correlation Coefficient	,915**	,870**	,049	,932**	,222	-,335	-,342	,342	1,000	-,474*	
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,848	,000	,376	,174	,165	,165	,	,047	
	N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	
Zscore(TURNOV2)	Correlation Coefficient	-,247	-,408	-,451	-,238	-,257	,397	,490*	-,104	-,474*	1,000	
	Sig. (2-tailed)	,324	,093	,060	,341	,303	,103	,039	,681	,047	,	
	N	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	

\*\* . Correlation is significant at the .01 level (2-tailed).

\* . Correlation is significant at the .05 level (2-tailed).

#### 4.1.5

#### **Análise dos Fatores**

Algumas premissas devem ser levadas em conta para a condução da análise fatorial. O pesquisador deve assegurar que a matriz de dados possui correlações suficientes para justificar a aplicação da análise de fatores.

Hair *et al* (1998) sugere a adoção de análises que se revelam complementares para verificar a aplicabilidade desta técnica. Na presente seção, adotaremos os passos sugeridos pelo autor.

##### 4.1.5.1

#### **Inspeção Visual da Matriz de Dados**

Para Hair *et al*, a inspeção visual da matriz de dados deve revelar um número de correlações significativas maior que 0.30 para que a análise fatorial seja de fato uma técnica apropriada. Na tabela X, a inspeção visual da matriz de correlação revela que 14 das 45 correlações (31%) são significativas ao nível 0,01. Na tabela 16, a mesma observação indica que 28,89% das correlações são significativas, ao nível 0,01.

##### 4.1.5.2

#### **Exame da Matriz de Correlação**

Uma das medidas sugeridas para determinar a propriedade da aplicação da análise fatorial é o teste de esfericidade de Bartlett, que testa a presença de correlações entre as variáveis. Ele fornece a probabilidade estatística de que a matriz de correlação tenha correlações significantes entre as variáveis. Hair *et al* (1998) destaca, entretanto, que ao aumentar o tamanho da amostra o teste de Bartlett se torna mais sensível para a detecção de correlações variáveis. Outra medida indicada pelo autor é a Medida de Adequação da Amostra (MAS), um índice que, variando entre 0 e 1, atinge 1 quando cada variável é perfeitamente prevista sem erro pela outra variável. Como interpretação do MAS, Hair sugere

que para índices abaixo de 0,50, a realização da análise fatorial é inaceitável, tornando-se mais oportuna à medida que o índice se aproxima de 1. O autor indica que o MAS aumenta à medida que o aumentam o tamanho da amostra, as correlações médias e o número de variáveis e diminuem o número de fatores.

A análise do MAS demonstra que, para V1, a análise de fatores não é o procedimento adequado, embora o teste de Bartlett indique a sua realização.

Tabela 16 – Análise fatorial V1

Correlation Matrix											
	Zscore(O PREV1)	Zscore(T PERF1)	Zscore(LO ADFAC1)	Zscore(P SGCAR1)	Zscore(P ROF1)	Zscore(O PYIELD1)	Zscore(U NICOST1)	Zscore(B REVEN1)	Zscore(CU RASSE1)	Zscore(T URNOV1)	
Correlation	Zscore(OPREV1)	1,000	,955	,142	,920	,490	-,214	-,189	,162	,336	-,027
	Zscore(TPERF1)	,955	1,000	,199	,871	,395	-,427	-,385	,262	,438	,024
	Zscore(LOADFAC1)	,142	,199	1,000	-,059	,051	-,272	-,103	,675	,137	-,283
	Zscore(PSGCAR1)	,920	,871	-,059	1,000	,543	-,162	-,190	-,095	,264	-,067
	Zscore(PROF1)	,490	,395	,051	,543	1,000	,013	,012	,064	,317	-,118
	Zscore(OPYIELD1)	-,214	-,427	-,272	-,162	,013	1,000	,973	-,276	-,355	,291
	Zscore(UNICOST1)	-,189	-,385	-,103	-,190	,012	,973	1,000	-,058	-,348	,360
	Zscore(BREVEN1)	,162	,262	,675	-,095	,064	-,276	-,058	1,000	,074	,356
	Zscore(CURASSE1)	,336	,438	,137	,264	,317	-,355	-,348	,074	1,000	-,218
	Zscore(TURNOV1)	-,027	,024	-,283	-,067	-,118	,291	,360	,356	-,218	1,000

#### KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,337
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	214,318
	df	45
	Sig.	,000

Para V2, o MSA maior que 0,5 indica que poderia ser realizada a redução das variáveis para fatores. Entretanto, como o principal objetivo dessa pesquisa é comparar o comportamento das variáveis antes e após a formação de alianças, optou-se pela não-realização da redução para fatores, como forma de facilitar o entendimento do processo de análise. A opção pela não realização justifica-se também pela possibilidade, decorrente da condução da análise de fatores, de encontrar um conjunto de variáveis diferentes para os dois períodos, o que também não atenderia aos objetivos do presente trabalho.

Tabela 17 – Análise fatorial V2

Correlation Matrix											
	Zscore(O PREV2)	Zscore(T PERF2)	Zscore(LO ADFAC2)	Zscore(P SGCAR2)	Zscore(P ROF2)	Zscore(O PYIELD2)	Zscore(U NICOST2)	Zscore(B REVEN2)	Zscore(CU RASSE2)	Zscore(T URNOV2)	
Correlation	Zscore(OPREV2)	1,000	,953	-,185	,945	,248	-,277	-,219	,254	,915	-,021
	Zscore(TPERF2)	,953	1,000	-,048	,859	,192	-,503	-,434	,367	,887	-,021
	Zscore(LOADFAC2)	-,185	-,048	1,000	-,286	-,065	-,419	-,216	,638	,055	-,368
	Zscore(PSGCAR2)	,945	,859	-,286	1,000	,392	-,180	-,159	,089	,860	-,096
	Zscore(PROF2)	,248	,192	-,065	,392	1,000	,018	-,062	-,191	,405	-,186
	Zscore(OPYIELD2)	-,277	-,503	-,419	-,180	,018	1,000	,932	-,466	-,288	,075
	Zscore(UNICOST2)	-,219	-,434	-,216	-,159	-,062	,932	1,000	-,139	-,212	,131
	Zscore(BREVEN2)	,254	,367	,638	,089	-,191	-,466	-,139	1,000	,323	,212
	Zscore(CURASSE2)	,915	,887	,055	,860	,405	-,288	-,212	,323	1,000	-,195
	Zscore(TURNOV2)	-,021	-,021	-,368	-,096	-,186	,075	,131	,212	-,195	1,000
Sig. (1-tailed)	Zscore(OPREV2)		,000	,231	,000	,161	,133	,192	,155	,000	,468
	Zscore(TPERF2)	,000		,425	,000	,222	,017	,036	,067	,000	,467
	Zscore(LOADFAC2)	,231	,425		,125	,399	,042	,194	,002	,415	,066
	Zscore(PSGCAR2)	,000	,000	,125		,054	,237	,264	,362	,000	,352
	Zscore(PROF2)	,161	,222	,399	,054		,472	,403	,224	,048	,230
	Zscore(OPYIELD2)	,133	,017	,042	,237	,472		,000	,026	,123	,384
	Zscore(UNICOST2)	,192	,036	,194	,264	,403	,000		,291	,199	,302
	Zscore(BREVEN2)	,155	,067	,002	,362	,224	,026	,291		,096	,199
	Zscore(CURASSE2)	,000	,000	,415	,000	,048	,123	,199	,096		,219
	Zscore(TURNOV2)	,468	,467	,066	,352	,230	,384	,302	,199	,219	

#### KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,557
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	206,418
	df	45
	Sig.	,000

#### 4.1.6

#### Análise de Clusters

Com a realização da análise de clusters, objetiva-se identificar, dentre as empresas componentes da amostra, os grupos definidos pelos indicadores de desempenho em que elas se encontravam antes e após a adoção de estratégias colaborativas, o que permitirá verificar, a posteriori, se houve alteração no desempenho dessas firmas, em virtude de terem migrado de um cluster de desempenho para outro no segundo período estudado. A premissa básica desse procedimento é a de que as empresas dentro de um determinado cluster terão desempenho diferente de empresas de outros clusters.

#### 4.1.6.1

### Clusters Hierárquicos

Como já detalhado no capítulo 3, o principal objetivo dessa etapa é determinar o número de clusters adequados para a análise. Procederemos a análise, de forma análoga à já realizada nos outros procedimentos estatísticos dessa pesquisa, para o período 1 e para o período 2.

Na tabela 18, pode ser observada a variação do coeficiente de aglomeração que demonstra a mudança do coeficiente em cada estágio do processo hierárquico para as variáveis pré- formação de alianças. Coeficientes pequenos indicam que clusters razoavelmente homogêneos estão sendo formados. O pesquisador deve buscar por aumentos maiores no valor. Esse teste já demonstrou ser um algoritmo preciso, embora tenha a tendência de indicar um número pequeno de clusters.

Tabela 18 – Gráfico de aglomeração V1

**Agglomeration Schedule**

Stage	Cluster Combined		Coefficien ts	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
1	5	10	,308	0	0	3
2	6	17	,588	0	0	5
3	4	5	,977	0	1	6
4	3	14	1,359	0	0	8
5	6	11	1,464	2	0	6
6	4	6	2,666	3	5	11
7	1	15	2,848	0	0	10
8	2	3	5,090	0	4	11
9	13	16	8,826	0	0	12
10	1	8	10,474	7	0	13
11	2	4	10,564	8	6	14
12	13	18	16,080	9	0	14
13	1	12	19,589	10	0	16
14	2	13	20,614	11	12	15
15	2	7	25,507	14	0	17
16	1	9	25,957	13	0	17
17	1	2	26,746	16	15	0

O dendograma, assim como o gráfico de aglomeração, fornece meios para identificar *outliers* na amostra. O dendograma permite uma inspeção visual para eles, onde um outlier seria um ramo que não se une aos demais até bem “tarde”. Os dendogramas para V1 e V2 são apresentados no anexo 2. O pesquisador pode também identificar pequenos clusters, uma vez que eles exibem um longo “ramo” para um número pequeno de observações. No gráfico de aglomeração, a presença de clusters de um só membro também pode ser observada. No estágio 10, por exemplo, podemos verificar que um cluster formado no estágio 7 reuniu-se. Isso significa que, se optássemos por uma solução de 9 clusters, um deles teria sido formado após sete observações. O gráfico nos revela também que a última solução com cluster de um só membro ocorreu no estágio 16. No caso em tela, a escolha de soluções entre clusters com menos de nove membros elimina a necessidade de respecificação da análise de clusters.

Gráfico 1 – Variação do coeficiente de aglomeração V1

Número de Clusters	Coeficiente de Aglomeração	Diferença entre Coeficientes	Mudança Percentual para próximo nível
5	19,6	3,5	<b>0,217391304</b>
4	20,6	1	0,051020408
3	25,5	4,9	<b>0,237864078</b>
2	26	0,5	0,019607843
1	26,7	0,7	0,026923077

O quadro exibe os resultados da avaliação da mudança percentual ocorrida quando se altera o número de clusters. O coeficiente de aglomeração demonstra maiores “ganhos” ao passar de seis para cinco clusters e de quatro para três clusters.

Para as variáveis 2, será procedida a seguir análise idêntica à realizada para V1.

Tabela 19 – Gráfico de aglomeração V2

## Agglomeration Schedule

Stage	Cluster Combined		Coefficien ts	Stage Cluster First Appears		Next Stage
	Cluster 1	Cluster 2		Cluster 1	Cluster 2	
1	5	17	,884	0	0	6
2	6	10	2,097	0	0	6
3	4	11	2,443	0	0	7
4	1	15	2,697	0	0	14
5	3	14	2,953	0	0	8
6	5	6	3,909	1	2	7
7	4	5	4,575	3	6	10
8	2	3	6,627	0	5	9
9	2	9	9,068	8	0	10
10	2	4	10,240	9	7	13
11	8	12	12,243	0	0	14
12	16	18	13,633	0	0	15
13	2	13	16,787	10	0	15
14	1	8	16,791	4	11	16
15	2	16	21,713	13	12	16
16	1	2	28,231	14	15	17
17	1	7	29,638	16	0	0

A análise do dendograma e do gráfico de aglomeração para v2 demonstra no estágio 13, por exemplo, que um cluster formado no estágio 10 reuniu-se, de modo que uma solução de menos de seis clusters elimina a necessidade de respecificação da análise.

Gráfico 2 – Variação do coeficiente de aglomeração V2

Número de Clusters	Coeficiente de Aglomeração	Diferença entre Coeficientes	Mudança Percentual para próximo nível
6	13,6	1,4	0,1148
5	16,8	3,2	0,2353
4	16,8	0	0,0000
3	21,7	4,9	<b>0,2917</b>
2	28,2	6,5	<b>0,2995</b>
1	29,6	1,4	0,0496

De acordo com a análise do gráfico acima, em que são demonstrados os ganhos ao alterar-se o número de clusters com base no gráfico de aglomeração, os maiores ganhos são obtidos quando passamos de quatro para três clusters e de três

para dois clusters. Em consonância com o objetivo da pesquisa e associado ao fato de que as diferenças entre as duas soluções possíveis não são muito altas, optou-se pela solução de três clusters como a mais adequada para a condução da análise k-means.

#### 4.1.6.2

#### **Análise de Clusters K-Means**

A Análise de *Cluster* K-means é um método de aglutinação em que, a partir do cálculo da distância de cada observação em relação ao centro do cluster a que pertence, o método permite saber se determinada observação está ou não próxima das demais de seu grupo ou se ela representa um outlier. O algoritmo é iniciado a partir de uma matriz informada ao programa, matriz esta que representa os centróides teóricos de cada cluster. Através de processos de iteração, são recalculados os novos centros a cada objeto incorporado aos clusters. Esse processo se repete a cada inserção de um novo objeto, até a formação dos clusters finais, o que ocorre pela não ocorrência de variações nos centróides ou pelo atingimento do limite de iterações definido anteriormente.

Em virtude da variação de escalas em que os indicadores de desempenho são apresentados e também em decorrência da exigência de que os dados estejam padronizados para a realização da clusterização, todas as variáveis foram transformadas para uma mesma escala. Assim, nesse estudo, os indicadores foram padronizados de acordo com a escala z, em que cada variável apresente média zero e desvio-padrão igual a um.

Para comparar se houve variação no desempenho das firmas nos períodos pré-estipulados e doravante estipulados V1 e V2, foi realizada a observação de posicionamentos coincidentes das empresas nos clusters formados em cada um dos espaços.

Para formação da matriz dos centróides iniciais, foram utilizadas as médias e os quartis das distribuições dos indicadores de desempenho da amostra, como demonstra a tabela 20. A tabela apresenta a matriz informada ao SPSS, a partir da qual foi feito o procedimento de geração de clusters. Os quartis foram estabelecidos como Q1 para o cluster 1, e assim sucessivamente, de forma que os

três clusters caracterizam-se por estarem em níveis distintos de desempenho quanto aos indicadores em análise, refletindo assim a matriz teórica inicial a intenção de avaliar a posição das firmas em relação aos clusters indicados.

Tabela 20 – Valores usados na Montagem dos Centróides Iniciais para V1

**Initial Cluster Centers**

	Cluster		
	1	2	3
Zscore(OPREV1)	-,81367	-,35345	,78623
Zscore(TPERF1)	-,84494	-,41291	,74408
Zscore(LOADFAC1)	-,60775	-,32316	,30281
Zscore(PSGCAR1)	-,67832	-,41732	,17721
Zscore(PROF1)	-,54732	-,46644	-,28134
Zscore(OPYIELD1)	-,54069	-,34893	,04751
Zscore(UNICOST1)	-,51657	-,35376	,04580
Zscore(BREVEN1)	-,66362	-,24978	,46894
Zscore(CURASSE1)	-,64965	-,13894	,27435
Zscore(TURNOV1)	-,47990	-,35032	-,01468

Input from FILE Subcommand

O processo de iteração se iniciou a partir da geração da matriz dos centróides iniciais e prosseguiu com o recálculo dos novos centróides até a formação da matriz dos centróides finais, como pode ser observado na tabela 21.

Tabela 21 – Matriz dos Centróides Finais dos Três Clusters Gerados para V1

**Final Cluster Centers**

	Cluster		
	1	2	3
Zscore(OPREV1)	-,90280	-,37281	1,18728
Zscore(TPERF1)	-,86451	-,43282	1,22538
Zscore(LOADFAC1)	-,61835	,18678	,29739
Zscore(PSGCAR1)	-,72081	-,33733	,99423
Zscore(PROF1)	-,56015	-,05559	,53165
Zscore(OPYIELD1)	-,14533	,50033	-,46262
Zscore(UNICOST1)	-,29128	,49666	-,33671
Zscore(BREVEN1)	-,67758	-,06769	,64362
Zscore(CURASSE1)	-,72625	,30529	,24903
Zscore(TURNOV1)	-,30770	-,08572	,35643

A análise das duas matrizes nos permite verificar que as alterações ocorridas nos valores dos centróides dos clusters não correspondeu a uma modificação da posição relativa entre eles, ou seja, na maioria dos casos a matriz teórica foi confirmada. Esse resultado pode ser confirmado através da utilização do teste de Wilcoxon Rank Signed Rank Test, um teste não-paramétrico que comparou a matriz inicial com os centróides revelados pelas iterações do algoritmo k-means. O teste, cujos resultados são apresentados na tabela 22, indica que falhamos em rejeitar a hipótese nula de igualdade das matrizes a um nível de significância de 1%.

Tabela 22 – Teste de Igualdade das Matrizes dos Centróides para V1

<b>Test Statistics<sup>f</sup></b>			
	C1FINAL - C1V1	C2FINAL - C2V1	C3FINAL - C3V1
Z	-,051 <sup>a</sup>	-2,497 <sup>b</sup>	-1,172 <sup>c</sup>
Asymp. Sig. (2-tailed)	,959	,013	,241

a. Based on positive ranks.

b. Based on negative ranks.

c. Wilcoxon Signed Ranks Test

O mesmo procedimento foi adotado para V2, como observamos a seguir.

Tabela 23 – Valores usados na Montagem dos Centróides Iniciais para V2

	Cluster		
	1	2	3
Zscore(OPREV2)	-,88880	-,38179	,73406
Zscore(TPERF2)	-,95859	-,20705	,86192
Zscore(LOADFAC2)	-,78659	-,17579	,89446
Zscore(PSGCAR2)	-,78314	-,31485	,41707
Zscore(PROF2)	-,44453	-,40163	-,21642
Zscore(OPYIELD2)	-,53399	-,20698	,34715
Zscore(UNICOST2)	-,32699	-,19068	,27331
Zscore(BREVEN2)	-,74431	-,17783	,80964
Zscore(CURASSE2)	-,93432	-,17798	,58933
Zscore(TURNOV2)	-,47517	-,31682	,03789

Input from FILE Subcommand

Tabela 24 – Matriz dos Centróides Finais dos Três Clusters Gerados para V2

**Final Cluster Centers**

	Cluster		
	1	2	3
Zscore(OPREV2)	-,71161	-,50954	1,22115
Zscore(TPERF2)	-,93533	-,27761	1,21294
Zscore(LOADFAC2)	-,41410	,49334	-,07925
Zscore(PSGCAR2)	-,59413	-,47899	1,07312
Zscore(PROF2)	-,09885	-,23922	,33808
Zscore(OPYIELD2)	1,08182	-,68631	-,39551
Zscore(UNICOST2)	,96387	-,71762	-,24625
Zscore(BREVEN2)	-,68905	,12032	,56873
Zscore(CURASSE2)	-,69644	-,46018	1,15663
Zscore(TURNOV2)	-,06771	-,13976	,20747

Tabela 25 – Teste de Igualdade das Matrizes dos Centróides para V2

**Test Statistics<sup>c</sup>**

	C1FINV2 - C1V2	C2FINV2 - C2V2	C3FINV2 - C3V2
Z	-2,803 <sup>a</sup>	-,255 <sup>b</sup>	-,153 <sup>c</sup>
Asymp. Sig. (2-tailed)	,005	,799	,878

a. Based on negative ranks.

b. Based on positive ranks.

c. Wilcoxon Signed Ranks Test

Assim como para V1, o resultado do teste de Wilcoxon Rank para V2 nos leva a falhar em rejeitar a hipótese nula de que as matrizes inicial e final são iguais, a 1% de significância, o que nos indica que as matrizes iniciais representavam adequadamente os clusters de desempenho formados pelas empresas componentes da amostra, exceção feita para o caso do cluster 1.

Com o objetivo de atender ao principal objetivo dessa pesquisa, conduziu-se um novo teste de Wilcoxon para comparar as matrizes representadas por V1 e V2, e assim verificar se as empresas tiveram diferença de desempenho após a adesão às constelações estratégicas.

Tabela 26 – Teste de Igualdade das Matrizes dos Centróides entre V1 e V2

Test Statistics <sup>c</sup>			
	C1FINV2 - C1FINAL	C2FINV2 - C2FINAL	C3FINV2 - C3FINAL
Z	-2,395 <sup>a</sup>	-1,070 <sup>b</sup>	-,153 <sup>c</sup>
Asymp. Sig. (2-tailed)	,017	,285	,878

a. Based on negative ranks.

b. Based on positive ranks.

c. Wilcoxon Signed Ranks Test

Nesse teste, buscamos testar a seguinte hipótese nula:

$H_0$ = As matrizes dos centróides finais entre V1 e V2 é igual.

$H_a$ = As matrizes dos centróides finais entre V1 e V2 é diferente.

Pela análise da tabela 25, em função do valor de p-value, a 1% de significância, falhamos em rejeitar  $H_0$  e concluímos que a matriz dos centróides gerada após a adesão às alianças corrobora a matriz inicial, definida no momento anterior à adesão.

#### 4.1.6.3

#### Análise Multivariada da Variância

Na seqüência, foi realizado o Teste de Wilk's Lambda, com o objetivo de verificar se os centróides dos clusters de desempenho eram estatisticamente diferentes entre si. A hipótese nula testada nesse caso foi a de igualdade dos centróides a um nível de significância de 5%, como pode ser observado na tabela 27.

Tabela 27 – Teste de Igualdade dos Centróides para V1

**Multivariate Tests<sup>c</sup>**

Effect		Value	F	Hypothesis df	Error df	Sig.
Intercept	Pillai's Trace	,141	,099 <sup>a</sup>	10,000	6,000	,999
	Wilks' Lambda	,859	,099 <sup>a</sup>	10,000	6,000	,999
	Hotelling's Trace	,165	,099 <sup>a</sup>	10,000	6,000	,999
	Roy's Largest Root	,165	,099 <sup>a</sup>	10,000	6,000	,999
MEMBV1	Pillai's Trace	1,824	7,243	20,000	14,000	,000
	Wilks' Lambda	,003	10,369 <sup>a</sup>	20,000	12,000	,000
	Hotelling's Trace	56,914	14,229	20,000	10,000	,000
	Roy's Largest Root	51,554	36,088 <sup>b</sup>	10,000	7,000	,000

a. Exact statistic

b. The statistic is an upper bound on F that yields a lower bound on the significance level.

c. Design: Intercept+MEMBV1

Tabela 28 – Teste de Igualdade dos Centróides para V2

**Multivariate Tests<sup>c</sup>**

Effect		Value	F	Hypothesis df	Error df	Sig.
Intercept	Pillai's Trace	,000	,000 <sup>a</sup>	10,000	6,000	1,000
	Wilks' Lambda	1,000	,000 <sup>a</sup>	10,000	6,000	1,000
	Hotelling's Trace	,000	,000 <sup>a</sup>	10,000	6,000	1,000
	Roy's Largest Root	,000	,000 <sup>a</sup>	10,000	6,000	1,000
MEMBV2	Pillai's Trace	1,524	2,238	20,000	14,000	,064
	Wilks' Lambda	,031	2,808 <sup>a</sup>	20,000	12,000	,035
	Hotelling's Trace	13,373	3,343	20,000	10,000	,027
	Roy's Largest Root	11,865	8,305 <sup>b</sup>	10,000	7,000	,005

a. Exact statistic

b. The statistic is an upper bound on F that yields a lower bound on the significance level.

c. Design: Intercept+MEMBV2

Para V1, o teste apresentou um nível de significância de 0% até a terceira casa decimal, o que nos levou a rejeitar a hipótese nula, confirmando que os centróides dos três clusters eram estatisticamente diferentes entre si. De forma análoga, para V2, em virtude do valor da estatística F e do p-value = 0,035, a 5% de significância, concluímos que rejeitamos a hipótese nula de igualdade entre os centróides, ou seja, os centróides dos clusters de desempenho analisados em V2 também eram estatisticamente diferentes entre si.

Ainda que os resultados da MANOVA nos permitam rejeitar a hipótese nula de igualdade entre os centróides, eles não permitem de imediato identificar onde residem as diferenças quando se trata de mais de dois grupos, como na presente pesquisa. Dentre os procedimentos previstos para uma investigação mais detalhada das diferenças, optou-se pela realização do teste de Bonferroni, que se baseia no fato de que, quando são realizadas comparações múltiplas entre médias, a chance de ocorrer o erro do tipo I aumenta muito, ou seja, aumenta-se a probabilidade de rejeição da hipótese nula quando ela é verdadeira. Tal método foi selecionado por ser conservador e não requerer tamanhos de amostras iguais.

Nas tabelas 28 e 29 encontram-se destacados os pares de médias que apresentaram diferenças significativas entre si, com significâncias observadas inferiores a 5%.

Tabela 29 – Comparação entre clusters de desempenho V1

## Multiple Comparisons

Bonferroni

Dependent Variable	(I) Cluster Number of Case	(J) Cluster Number of Case	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Zscore(OPREV1)	1	2	-,5299887	,2826020	,241	-1,29124	,2312673
		3	-2,0900797*	,2922498	,000	-2,87732	-1,30283
	2	1	,5299887	,2826020	,241	-,2312673	1,2912447
		3	-1,5600910*	,2685132	,000	-2,28340	-,8367865
	3	1	2,0900797*	,2922498	,000	1,3028348	2,8773246
		2	1,5600910*	,2685132	,000	,8367865	2,2833955
Zscore(TPERF1)	1	2	-,4316884	,2593338	,350	-1,13027	,2668892
		3	-2,0898948*	,2681873	,000	-2,81232	-1,36747
	2	1	,4316884	,2593338	,350	-,2668892	1,1302660
		3	-1,6582064*	,2464050	,000	-2,32196	-,9944555
	3	1	2,0898948*	,2681873	,000	1,3674681	2,812325
		2	1,6582064*	,2464050	,000	,9944555	2,3219572
Zscore(TURNOV1)	1	2	-,2219783	,5992928	1,000	-1,83632	1,3923604
		3	-,6641339	,6197524	,903	-2,33359	1,0053174
	2	1	,2219783	,5992928	1,000	-1,39236	1,8363169
		3	-,4421557	,5694158	1,000	-1,97601	1,0917021
	3	1	,6641339	,6197524	,903	-1,00532	2,3335852
		2	,4421557	,5694158	1,000	-1,09170	1,9760134
Zscore(CURASSE1)	1	2	-1,0315461	,5521542	,244	-2,51891	,4581333
		3	-,9752873	,5710044	,325	-2,51342	,5628497
	2	1	1,0315461	,5521542	,244	-,4558133	2,5189055
		3	5,626E-02	,5246272	1,000	-1,35695	1,4694676
	3	1	-,9752873	,5710044	,325	-,5628497	2,5134244
		2	-5,63E-02	,5246272	1,000	-1,46947	1,3569501
Zscore(BREVEN1)	1	2	-,6098848	,5277857	,798	-2,03160	,8118324
		3	-1,3211955	,5458041	,086	-2,79145	,1490583
	2	1	,6098848	,5277857	,798	-,8118324	2,0316020
		3	-,7113107	,5014736	,530	-2,06215	,6395284
	3	1	1,3211955	,5458041	,086	-,1490583	2,7914494
		2	,7113107	,5014736	,530	-,6395284	2,0621499
Zscore(UNICOST1)	1	2	-,7879405	,5690859	,559	-2,32091	,7450286
		3	4,543E-02	,5885142	1,000	-1,53987	1,6307374
	2	1	,7879405	,5690859	,559	-,7450286	2,3209096
		3	,8333740	,5407148	,432	-,6231707	2,2899188
	3	1	-4,54E-02	,5885142	1,000	-1,63074	1,5398703
		2	-,8333740	,5407148	,432	-2,28992	,6231707
Zscore(OPYIELD1)	1	2	-,6456575	,5628093	,808	-2,16172	,8704041
		3	-,3172896	,5820233	1,000	-1,25053	1,8851087
	2	1	,6456575	,5628093	,808	-,8704041	2,1617190
		3	-,9629471	,5347511	,276	-,4775330	2,4034272
	3	1	-,3172896	,5820233	1,000	-1,88511	1,2505295
		2	-,9629471	,5347511	,276	-2,40343	,4775330
Zscore(PROF1)	1	2	-,5045651	,5598695	1,000	-2,01271	1,0035774
		3	-1,0918024	,5789832	,237	-2,65143	,4678273
	2	1	,5045651	,5598695	1,000	-1,00358	2,0127076
		3	-,5872373	,5319579	,861	-2,02019	,8457185
	3	1	1,0918024	,5789832	,237	-,4678273	2,6514321
		2	,5872373	,5319579	,861	-,8457185	2,0201932
Zscore(LOADFAC1)	1	2	-,8051322	,5719809	,539	-2,34590	,7356354
		3	-,9157435	,5915081	,427	-2,50911	,6776250
	2	1	,8051322	,5719809	,539	-,7356354	2,3458997
		3	-,1106114	,5434655	1,000	-1,57457	1,3533430
	3	1	,9157435	,5915081	,427	-,6776250	2,5091120
		2	,1106114	,5434655	1,000	-1,35334	1,5745658
Zscore(PSGCAR1)	1	2	-,3834842	,4188335	1,000	-1,51171	,7447441
		3	-1,7150395*	,4331322	,004	-2,88178	-,5482941
	2	1	,3834842	,4188335	1,000	-,7447441	1,5117124
		3	-1,3315553*	,3979530	,013	-2,40354	-,2595735
	3	1	1,7150395*	,4331322	,004	,5482941	2,8817848
		2	1,3315553*	,3979530	,013	,2595735	2,4035370

Based on observed means.

\*. The mean difference is significant at the ,05 level.

Tabela 30 – Comparação entre clusters de desempenho V2

Bonferroni

Dependent Variable	(I) Cluster Number of Case	(J) Cluster Number of Case	Mean Difference (I-J)	Std. Error	Sig.	95% Confidence Interval	
						Lower Bound	Upper Bound
Zscore(OPREV2)	1	2	-,2020650	,2771562	1,000	-,9486516	,5445276
		3	-1,9327536*	,2771562	,000	-2,67934	-1,18677
	2	1	,2020650	,2771562	1,000	-,5445216	,9486576
		3	-1,7306886*	,2771562	,000	-2,47728	-,9841020
	3	1	1,9327536*	,2771562	,000	1,1861670	2,6793402
		2	1,7306886*	,2771562	,000	,9841020	2,4772752
Zscore(TPERF2)	1	2	-,6577223*	,2338692	,039	-1,28770	-2,8E-02
		3	-2,1482662*	,2338692	,000	-2,77825	-1,51828
	2	1	,6577223*	,2338692	,039	2,77E-02	1,2877049
		3	-1,4905439*	,2338692	,000	-2,12053	-,8605673
	3	1	2,1482662*	,2338692	,000	1,5182836	2,7782487
		2	1,4905439*	,2338692	,000	,8605613	2,1205264
Zscore(LOADFAC2)	1	2	-,9074394	,5671202	,391	-2,43511	,6202347
		3	-,3348509	,5671202	1,000	-1,86252	1,1928232
	2	1	,9074394	,5671202	,391	-,6202347	2,4351135
		3	,5725886	,5671202	,986	-,9550856	2,1002627
	3	1	,3348509	,5671202	1,000	-1,19282	1,8625250
		2	-,5725886	,5671202	,986	-2,10026	,9550856
Zscore(PSGCAR2)	1	2	-,1151407	,3828517	1,000	-1,14644	,9161620
		3	-1,6672546*	,3828517	,002	-2,69856	-,6359578
	2	1	,1151407	,3828517	1,000	-,9161620	1,1464434
		3	-1,5521139*	,3828517	,003	-2,58342	-,5208171
	3	1	1,6672546*	,3828517	,002	,6359518	2,6985573
		2	1,5521139*	,3828517	,003	,5208111	2,5834166
Zscore(PROF2)	1	2	,1403689	,5946468	1,000	-1,46145	1,7421925
		3	-,4369328	,5946468	1,000	-2,03876	1,1648907
	2	1	-,1403689	,5946468	1,000	-1,74219	1,4614546
		3	-,5773018	,5946468	1,000	-2,17913	1,0245277
	3	1	,4369328	,5946468	1,000	-1,16489	2,0387564
		2	,5773018	,5946468	1,000	-1,02452	2,1791253
Zscore(OPYIELD2)	1	2	1,7681343*	,3715803	,001	,7671938	2,7690748
		3	1,4773348*	,3715803	,004	,4763943	2,4782753
	2	1	-1,7681343*	,3715803	,001	-2,76907	-,7671938
		3	-,2907995	,3715803	1,000	-1,29174	,7101470
	3	1	-1,4773348*	,3715803	,004	-2,47828	-,4763943
		2	,2907995	,3715803	1,000	-,7101410	1,2917400
Zscore(UNICOST2)	1	2	1,6814892*	,4208988	,004	,5476976	2,8152808
		3	1,2101265*	,4208988	,035	7,63E-02	2,3439181
	2	1	-1,6814892*	,4208988	,004	-2,81528	-,5476976
		3	-,4713627	,4208988	,841	-1,60515	,6624289
	3	1	-1,2101265*	,4208988	,035	-2,34392	-,76E-02
		2	,4713627	,4208988	,841	-,6624289	1,6051543
Zscore(BREVEN2)	1	2	-,8093717	,5190511	,419	-2,20756	,5888168
		3	-1,2577859	,5190511	,085	-2,65597	,1404026
	2	1	,8093717	,5190511	,419	-,5888168	2,2075602
		3	-,4484142	,5190511	1,000	-1,84660	,9497743
	3	1	1,2577859	,5190511	,085	-,1404026	2,6559743
		2	,4484142	,5190511	1,000	-,9497743	1,8466026
Zscore(CURASSE2)	1	2	-,2362597	,3263437	1,000	-1,11534	,6428252
		3	-1,8530675*	,3263437	,000	-2,73215	-,9739826
	2	1	,2362597	,3263437	1,000	-,6428252	1,1153445
		3	-1,6168078*	,3263437	,001	-2,49589	-,7377229
	3	1	1,8530675*	,3263437	,000	,9739826	2,7321523
		2	1,6168078*	,3263437	,001	,7377229	2,4958927
Zscore(TURNOV2)	1	2	7,205E-02	,6073081	1,000	-1,56388	1,7079839
		3	-,2751738	,6073081	1,000	-1,91110	1,3607559
	2	1	-7,21E-02	,6073081	1,000	-1,70798	1,5638754
		3	-,3472281	,6073081	1,000	-1,98316	1,2887076
	3	1	,2751738	,6073081	1,000	-1,36076	1,9111035
		2	,3472281	,6073081	1,000	-1,28870	1,9831578

Based on observed means.

\* The mean difference is significant at the ,05 level.

Analisando o comportamento das variáveis de desempenho para os dois momentos analisados, observa-se que para quatro delas, TURNOV, BREVEN, PROF e LOADFAC, não se destacam diferenças significativas em nenhum dos dois momentos, o que demonstra que elas não têm impacto relevante na definição do desempenho dos clusters. Para três das variáveis em tela, CURASSE, UNICOST e OPYELD, as diferenças somente se mostraram significativas no momento posterior à adesão às alianças, de forma que antes da adesão, elas não demonstraram possuir influência na definição dos clusters.

Observaremos caso a caso as variáveis que, por sua vez, demonstraram influenciar a diferença de desempenho entre os três clusters formados:

- OPREV: na variável receita operacional, foi observado que tanto em V1 quanto em V2 manifestou-se diferença entre os grupos 3 e 1 e 2, sendo que entre esses dois não foi observada diferença em nenhum dos dois momentos.
- TPERF: aqui se pôde notar em V1 diferenças entre 3 e 1 e 2, também sem diferenças entre esses dois clusters. Por sua vez, em V2, a diferença mostrou-se significativa entre os três grupos.
- PSG CAR: assim como em OPREV, em V1 e em V2 manifestou-se diferença entre os grupos 3 e 1 e 2, sendo que entre esses dois não foi observada diferença em nenhum dos dois momentos.

#### 4.1.7

#### **Análise dos Clusters de Desempenhos Formados**

A tabela 30 mostra as empresas em cada um dos clusters de desempenho, no período anterior à formação das alianças, designados como clusters V1 e após a adesão, os clusters V2.

Tabela 31 – Clusters de Desempenho formados

Clusters em V1		
Cluster 1 Número de Empresas: 5 <ul style="list-style-type: none"> <li>• Finnair</li> <li>• Aeromexico</li> <li>• CZA</li> <li>• Aircanada</li> <li>• Mexicana</li> </ul>	Cluster 2 Número de Empresas: 7 <ul style="list-style-type: none"> <li>• Cathay</li> <li>• Iberia</li> <li>• Korean</li> <li>• SAS</li> <li>• Thai</li> <li>• BMI</li> <li>• All Nippon</li> </ul>	Cluster 3 Número de Empresas: 6 <ul style="list-style-type: none"> <li>• American</li> <li>• British</li> <li>• Airfrance</li> <li>• Lufthansa</li> <li>• United</li> <li>• Delta</li> </ul>
Clusters em V2		
Cluster 1 Número de Empresas: 7 <ul style="list-style-type: none"> <li>• Aeromexico</li> <li>• Aircanada</li> <li>• <b>SAS</b></li> <li>• <b>Thai</b></li> <li>• <b>BMI</b></li> <li>• Mexicana</li> <li>• <b>All Nippon</b></li> </ul>	Cluster 2 Número de Empresas: 5 <ul style="list-style-type: none"> <li>• Ibéria</li> <li>• <b>Finnair</b></li> <li>• <b>Air France</b></li> <li>• <b>CZA</b></li> <li>• <b>Lufthansa</b></li> </ul>	Cluster 3 Número de Empresas: 6 <ul style="list-style-type: none"> <li>• American</li> <li>• British</li> <li>• <b>Cathay</b></li> <li>• <b>Korean</b></li> <li>• United</li> <li>• Delta</li> </ul>

Como demonstrado no capítulo 4.1.6.2 pelo teste de Wilcoxon Rank entre as variáveis V1 e V2, se os clusters 1, 2 e 3 formados no período pré e pós-adesão às alianças não são estatisticamente diferentes, e, como pode ser observado na tabela 30, o posicionamento de dez das dezoito empresas sofreu alteração dentro dos clusters.

Na tabela 31, pode ser observado o posicionamento das empresas analisadas dentro dos grupos de desempenho. A análise foi feita a partir das distâncias de cada uma das firmas até o centro do seu cluster. Essas distâncias, identificadas para os momentos V1 e V2, foram comparadas com o ponto de corte estabelecido, que foi o afastamento maior que um desvio-padrão além da média das distâncias de todas as firmas. No caso das empresas em que foi observado o

afastamento além do ponto de corte, pode ser constatada uma menor adesão ao cluster de desempenho.

Tabela 32 - Posicionamento nos clusters e distâncias dos centróides

		<b>Firma</b>	<b>V1</b>	<b>distâncias</b>	<b>V2</b>	<b>distâncias</b>
<b>ONEWORLD</b>	1999	AMERICAN	3	2,683	3	2,501
	1999	BRITISH	3	2,066	3	2,039
	1999	CATHAY	2	2,69	3	2,019
	1999	IBERIA	2	1,301	2	1,426
	1999	FINNAIR	1	0,912	2	1,506
<b>SKYTEAM</b>	2000	AEROMEXI	1	0,988	1	1,932
	2000	<b>AIRFRANC</b>	3	<b>3,895</b>	2	<b>4,033</b>
	2000	DELTA	3	2,751	3	2,998
	2001	<b>KOREAN</b>	2	<b>4,117</b>	3	2,062
	2001	CZA	1	0,73	2	1,712
<b>STAR ALLIANCE</b>	1997	AIRCANAD	1	0,911	1	0,817
	1997	LUFTHANS	3	2,721	2	2,655
	1997	SAS	2	2,463	1	2,868
	1997	THAI	2	2,24	1	1,079
	1997	UNITED	3	1,783	3	1,588
	2001	<b>BMI</b>	2	<b>4,106</b>	1	2,372
	2001	MEXICANA	1	0,417	1	1,343
	2000	<b>ALL NIPPON</b>	2	3,074	1	<b>2,928</b>
		<b>Média</b>		<b>2,213777778</b>		<b>2,104333333</b>
		<b>Desvio-padrão</b>		<b>1,167950772</b>		<b>0,800077276</b>
	<b>ponto de corte</b>		<b>3,38172855</b>		<b>2,904410609</b>	

Conforme já apresentado no capítulo 2 do presente trabalho, além da investigação do impacto que a adoção de estratégias colaborativas pode ter no desempenho das firmas que se tornam membros da constelação, uma outra questão alvo de atenção dos pesquisadores é a de qual aliança escolher, isto é, quais seriam os melhores parceiros para garantir um desempenho superior. A observação dos resultados expostos na tabela 31 nos indica, visualmente, que a Oneworld ofereceu aos seus membros a melhor condição de desempenho pós-adoção dentre as três constelações analisadas, e a Star Alliance, a pior, uma vez que das oito firmas analisadas, cinco caíram em V2 para um cluster de desempenho inferior e as outras três permaneceram no mesmo cluster. O quadro X

corroborar esta assertiva, ao expor, para cada um dos clusters gerados, a participação das empresas por constelação.

Quadro 6 – Participação das Alianças nos Clusters de Desempenho

Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Oneworld: nenhuma firma	Oneworld: 2 firmas	Oneworld: 3 firmas
Skyteam: 1 firma	Skyteam: 2 firmas	Skyteam: 2 firmas
Star Alliance: 6 firmas	Star Alliance: 1 firma	Star Alliance: 1 firma

Pela observação do quadro, depreende-se que não só a constelação Oneworld propiciou aos seus membros uma melhoria de desempenho, mas que também ela concentra sua participação nos dois clusters com melhor desempenho, ao passo que a Star Alliance, com oito empresas na amostra, está maciçamente representada no cluster 1, o com o pior desempenho relativo dentre os três gerados pelo algoritmo *k-means*.

Numa tentativa de compreender o que levaria as firmas participantes a experimentarem uma melhora de desempenho, Lazzarini (2004) sugere que ao capturar as externalidades positivas que emanam da rede, que ocorreriam com os benefícios gerados que a firma pode reter ao empregar os seus recursos próprios e focar nos seus mercados, de forma articulada, total ou parcialmente, com os recursos e mercados de outras firmas da constelação. O autor indica ainda que na indústria em tela, isso ocorre basicamente pelo tráfego de passageiros, o que pode ser confirmado na presente pesquisa pelo indicador PSGCAR ter sido um dos três que mostrou impactar as diferenças de desempenho nos dois momentos. Lazzarini advoga ainda que, dada a situação de heterogeneidade dos grupos, duas naturezas distintas de atributos poderiam estar relacionadas com o desempenho das firmas: os atributos específicos da firma e os atributos específicos da constelação, de modo que uma mesma constelação, com os seus atributos, levaria a ganhos diferentes de desempenho entre as diferentes firmas participantes. E ainda, na mesma constelação, poderiam também ser observadas diferenças de desempenho

decorrentes dos atributos inerentes a cada firma. De acordo com o autor, os atributos da constelação que mais poderiam influenciar a captura das externalidades positivas geradas pela rede seriam:

- Frequent Flyer Programs conjuntos das constelações, em que os benefícios de voar por uma das companhias da constelação vão remunerar o cliente que se mantiver fidelizado à opção pela aliança;
- Codesharing, em que os vôos são compartilhados pelas firmas, de modo que para o cliente, ainda que haja mais de uma companhia envolvida nos trechos de sua viagem, não haja o inconveniente de alternar as companhias, como check-in e bagagem; e
- Operações de Marketing conjuntas, que podem redundar em redução de custos unitários por economias de escala (Park & Zhang, 2000).

Em seguida, será apresentada no quadro abaixo uma análise sucinta de cada uma das constelações, de modo a possibilitar maior compreensão do desempenho das firmas que operam sob suas égides.

Quadro 7 – Informações sobre Oneworld

Constelação	Ano de Criação	Órgão de Gestão da Aliança	FFP Conjunto	Número de Firmas em 2005	Destinos em 2005	Firmas	País	Assentos disponíveis em 1998	Passageiros Transportados em 1998	Load Factor médio das firmas da constelação em 1998
Oneworld	1999	SIM	SIM	8	135 países 575 destinos	Aer Lingus	Irlanda	n/a	n/a	60,68%
						Lanchile	Chile	2.762.697	1.901.973	
						Qantas	Austrália	n/a	n/a	
						American	EUA	34.453.794	18.811.661	
						British	Reino Unido	22.897.804	15.841.175	
						Cathay	Hong Kong	10.833.089	7.209.838	
						Ibéria	Espanha	6.240.106	3.688.248	
Finnair	Finlândia	2.415.551	1.441.919							
Total								76.840.344	46.632.841	

Quadro 8 – Informações sobre Skyteam

Constelação	Ano de Criação	Órgão de Gestão da Aliança	FFP Conjunto	Número de Firmas em 2005	Destinos em 2005	Firmas	País	Assentos disponíveis em 1999	Passageiros Transportados em 1999	Load Factor médio Em 1999
Skyteam	2000	SIM	SIM	9	133 países 684 destinos	NWA	EUA	n/a	n/a	59,11%
						KLM	HOLANDA	n/a	n/a	
						ALITALIA	ITALIA	n/a	n/a	
						CONTINENTAL	EUA	n/a	n/a	
						AEROMEXICO	MÉXICO	2.230.264	1.159.005	
						AIRFRANCE	FRANÇA	20.616.747	12.711.165	
						DELTA	EUA	17.644.334	10.080.868	
						KOREAN	CORÉIA	n/a	n/a	
CZA	REP. TCHECA	550.690	311.690							
TOTAL								40.802.935	24.501.528	

Quadro 9 – Informações sobre Star Alliance

Constelação	Ano de Criação	Órgão de Gestão da Aliança	FFP Conjunto	Número de Firmas em 2005	Destinos em 2005	Firmas	País	Assentos disponíveis em 1996	Passageiros Transportados em 1996	Load Factor médio Em 1996
Star Alliance	1997	SIM	SIM	18	139 países 795 destinos	US Airways	EUA	n/a	n/a	60,24%
						Air New Zealand	N. Zelândia	n/a	n/a	
						ANA	Japão	n/a	n/a	
						ASIANA	Coréia	n/a	n/a	
						Austrian	Áustria	n/a	n/a	
						LOT	Polônia	n/a	n/a	
						Singapore	Cingapura	n/a	n/a	
						Spanair	Espanha	n/a	n/a	
						TAP	Portugal	n/a	n/a	
						VARIG	Brasil	n/a	n/a	
						Aircanada	Canadá	7.042.974	3.965.301	
						Lufthansa	Alemanha	17.978.043	12.752.099	
						SAS	Dinamarca, Noruega e Suíça	4.088.332	2.417.114	
						Thai	Tailândia	5.763.401	3.940.409	
						United	EUA	34.170.414	20.523.278	
						BMI	Reino Unido	581.350	317.920	
Mexicana	México	1.506.951	798.420							
All Nippon	Japão	11.224.794	5.083.663							
TOTAL								82.356.259	49.618.204	

Analisando os quadros acima, podemos observar que algumas características são comuns às três constelações, de forma que não se pode atribuir a elas, de imediato, as diferenças de desempenho observadas. Todas as constelações possuem unidades centrais de gestão da aliança, vôos compartilhados em sistema de codesharing, assim como Frequent Flyer Programs conjuntos.

No que concerne o ano de formação, seria esperado que um maior tempo decorrido da formação da aliança resultasse em maior coordenação da gestão da constelação e, conseqüentemente, em um desempenho melhor. Isso não foi observado, uma vez que a Star Alliance, formada em 1997, foi a aliança que teve o pior desempenho. Também no aspecto capilaridade, em virtude de estar presente em mais países e em mais destinos, mais uma vez a Star Alliance comportou-se de forma diversa do esperado. Nesse sentido, observou-se pouca diferença entre a Oneworld e Skyteam que pudesse justificar os resultados da presente pesquisa.

Cabe, entretanto, ressaltar alguns aspectos que distinguem a constelação Oneworld das outras duas analisadas. Observado o load factor médio no ano imediatamente anterior ao da formação da aliança, nota-se que, ainda que com pouca diferença em relação às outras, que a constelação com melhor desempenho já apresentava o maior load factor médio, calculado entre as empresas participantes, revelando assim um maior aproveitamento dos assentos disponíveis.

Outro aspecto que merece especial atenção é a origem das empresas em relação à composição da aliança. Na Star Alliance, há a presença de companhias aéreas dos cinco continentes, entretanto com maior predominância de firmas européias, seguidas pelas asiáticas e norte-americanas. Por sua vez, a Skyteam tem forte concentração de firmas da Europa e América do Norte, com apenas um representante que não seja desses continentes, no caso, a Korean, da Ásia. Observa-se, na Oneworld, que quatro das oito firmas são européias, e as outras quatro estão igualmente distribuídas, uma para cada continente.

Destaca-se ainda que as duas constelações com melhor desempenho são as que possuem um número menor de firmas participantes, o que pode sugerir que, ainda que com mais tempo de existência, a coordenação da aliança complica-se em função do maior número de *competidores* a ponto de limitar a captura das externalidades que seriam emanadas da rede.