



V SINGEP

Simposio Internacional de Gestao de Projetos, Inovacao e Sustentabilidade
International Symposium on Project Management, Innovation and Sustainability

ISSN: 2317 - 8302

Radar de Criticidade: Ferramenta e metodologia de avaliacao de projetos correntes com multiplas variaveis

ANDRÉ MARQUES FERRARI

Fundação Getulio Vargas
andremferrari@gmail.com

ALAMIR COSTA LOURO

UFES
alamirlouro@gmail.com



RADAR DE CRITICIDADE: FERRAMENTA E METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO DE PROJETOS CORRENTES COM MÚLTIPLAS VARIÁVEIS.

Resumo

Grandes somas de recursos são investidas em processos de medições de indicadores de projetos sem, contudo, dar uma visão clara de quais projetos merecem a atenção necessária no momento mais adequado. O presente trabalho propõe utilizar de dados estatísticos, por meio da análise de múltiplas variáveis e suas inter-relações, para dar maior embasamento a uma metodologia de avaliação de criticidade de projetos correntes utilizada em uma empresa multinacional de mineração. A contribuição da pesquisa está em relatar a metodologia chamada Radar de Criticidade que é baseada em uma ferramenta gráfica de simples operacionalização que pode dar suporte às decisões gerenciais em ambientes complexos, além de ter grande flexibilidade frente aos diferentes cenários de mercado e possíveis mudanças de diretrizes das empresas. A ferramenta tem grande potencial para ajudar na avaliação de projetos correntes devido as suas características de flexibilidade para utilização em diversas áreas de negócio; alto grau de liberdade para melhorias; utilização de ferramenta conhecida no mercado para seu desenvolvimento; facilidade de visualização do resultado por meio de gráficos e notas e liberdade para o usuário utilizar de quaisquer indicadores já existentes na empresa se respeitadas algumas características de qualidade estatística dos dados.

Palavras-chave: Gestão de Projetos. Indicadores Gerenciais. Análise Multivariada de dados.

Abstract

Many resources are invested in measurement processes of projects indicators without, however, give a clear view of which projects deserves the right attention at the right time. This paper proposes the use of statistics, through the analysis of multiple variables and their interrelationships, to give better basis to a critical assessment methodology of current projects used in a multinational mining company. The contribution of the research is to report the methodology called Critical Radar which is based on a graphical tool with simple operationalization that can support the decision making in complex environments, and has great flexibility across the different market scenarios and possible changes in companies guidelines. The tool has great potential to help evaluate current projects due to their characteristics of flexible use in different business areas; high degree of freedom for improvement; use of known market tool in its development; ease of viewing the results through charts and notes and user freedom to use any existing indicators in the company if complied with some statistical data quality characteristics.

Keywords: Project Management. Management Indicators. Multivariate Data Analysis.



INTRODUÇÃO

Nørreklit (2003) em artigo crítico sobre os modismos relacionados à gestão dispara críticas à retórica mercadológica do *Balanced Score Card* (BSC) e à falta de estudos empíricos sobre as relações de causa e efeito que baseiam suas variáveis. Críticas similares são aplicáveis ao Gerenciamento de Projetos (GP) que possui ampla aceitação mercadológica e parece ser subestimado pela academia (Louro & Pugirá, 2015, p. 87). Nørreklit (2003) de forma conclusiva defende que é dever do mundo acadêmico ser cético em relação à difusão de teorias duvidosas e afirma inclusive que análises similares à feita em seu artigo, devem ser aplicadas a outros textos de gurus da administração e também a textos de acadêmicos na área de gestão.

Ahlemann, El Arbi, Kaiser e Heck, (2012, p.45) realizaram uma pesquisa bibliográfica e aponta que a área de GP possui apenas 2% de seus artigos com embasamento teórico forte, isto é, são marcados com teoria com construtos claros, as relações entre os construtos são definidas, a teoria é possível de ser testada e pode fornecer explicações e previsões. Já artigos descritivos ou prescritivos somam 79% das ocorrências. A partir dessa lacuna acadêmica, o presente trabalho propõe então a utilização de dados estatísticos, por meio da análise de múltiplas variáveis e suas inter-relações, para dar maior embasamento a uma metodologia de avaliação de criticidade de projetos utilizada em uma empresa multinacional de mineração. Essa metodologia foi proposta como melhoria pelo escritório de projetos na gerência de engenharia dessa multinacional brasileira, mas entendemos que sua aplicabilidade é bastante ampla se respeitadas algumas condições de robustez estatística.

O tema central, objeto de análise deste trabalho, é que grandes somas de tempo e recursos são investidas em processos de medições de indicadores dos projetos sem, contudo, dar uma visão clara de quais projetos merecem a atenção necessária no momento mais adequado (Vanhoucke, 2012). Constatou-se que a literatura foca mais na gestão de portfólio com ferramentas de escolha de projetos mais importantes, isto é, trabalha com priorização de projetos ou na gestão de tempo atuando mais na fase inicial do ciclo de vida dos projetos (Halawa, Abdelalim, & Elrashed, 2012; Trietsch & Baker, 2012).

Uma abordagem conhecida no mercado que pode ser usada em qualquer fase do ciclo de vida dos projetos é o *Earned Value Management* (Pajares & López-Paredes, 2011, p. 615), que foca nos resultados de um projeto, comparando previsto e realizado, mas não objetiva comparar projetos correntes de uma carteira. Outra abordagem menos conhecida é a "*Risk-based project value*" que usa de duas variáveis, fluxo de caixa e probabilidades de riscos em atividades que estão compreendidas no diagrama de rede do projeto. Seu ponto fraco é a limitação do número de variáveis e usar apenas de valores monetários como medida principal de performance (Sato & Hirao, 2013, p. 127). A presente pesquisa tenta ultrapassar essa falta de ferramentas para uma análise consolidada das variáveis que influenciam um projeto, que normalmente são analisados por variáveis isoladas, o que muitas vezes não reflete a real situação do projeto em relação a sua carteira.

Pellegrinelli e Garagna (2009, p. 654) expandem a atuação dos escritórios de projetos (PMO) e afirmam que ao utilizar ferramentas adequadas para análise dos projetos os PMOs colaboram com as empresas munindo-as de informações críticas e estratégicas sobre sua carteira, fornecendo as bases para tomadas de decisões, sinalizando para os gestores das empresas o momento certo e o tipo de atuação necessária. O que coaduna com o argumento que o gerenciamento de projetos é considerado como uma disciplina orientada a ação (Ahlemann, El Arbi, Kaiser, & Heck, 2012).



A contribuição da pesquisa está em relatar uma metodologia baseada em uma ferramenta gráfica de simples operacionalização que pode dar suporte às decisões gerenciais em um ambiente complexo como do estudo de caso, ocorrido em uma gerência de engenharia de usinas de grande porte de uma multinacional onde foi testada, além de ter uma grande flexibilidade frente aos diferentes cenários de mercado e possíveis mudanças de diretrizes das empresas. Como resultado, mostra-se que o Radar de Criticidade pode ser uma ferramenta importante para a análise e avaliação de projetos, demonstrando a possibilidade de ser configurável e versátil para as mais diversas áreas de negócio.

CONSTRUÇÃO DA METODOLOGIA E FERRAMENTA

A metodologia descrita foi elaborada de forma a auxiliar o desenvolvimento do Radar de Criticidade para a gestão de projetos de engenharia. Foram definidas 06 etapas, como demonstrado na Figura 1, cada etapa apresenta certo alto grau de liberdade de configurações e redefinições por parte da equipe do escritório de projetos.

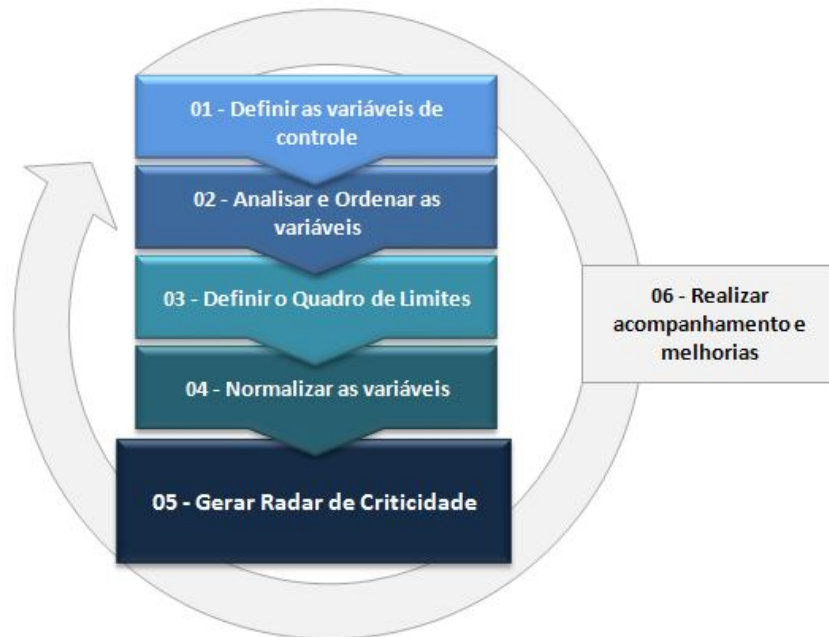


Figura 1 –Visão geral da metodologia de criação da ferramenta Radar de Criticidade
Fonte: Elaborado pelos Autores

Etapa 01 - Definir as variáveis de mensuração

A primeira etapa consiste em definir quais variáveis afetam o andamento do projeto e o quanto são significativas para a avaliação da carteira de projetos. Esta escolha deve estar alinhada com as premissas da empresa, seus indicadores e seu planejamento estratégico. Cada variável identificada deve ser registrada no Quadro de variáveis, contendo um nome, uma descrição e uma fonte oficial consistente de onde seus valores serão obtidos, com o objetivo de evitar a inconsistência das informações futuras. Neste momento devem ser definidas quantas variáveis farão parte do Radar de Criticidade, estabelecendo assim o que chamamos de grau do radar, que é equivalente à quantidade de variáveis escolhidas.



Etapa 02 - Analisar e Ordenar as variáveis

Após definidas as variáveis, como no exemplo do Quadro 1, é fundamental ordená-las definindo qual será a posição de cada uma no radar de forma a melhor refletir as suas inter-relações de causalidade, pois, a proposta deste trabalho é justamente considerar a influência bivariada, isto é, a relação de causalidade de duas a duas variáveis. Essa relação bivariada pode ser facilmente testada usando funcionalidades comuns do Microsoft Excel, como será demonstrado no estudo de caso.

Quadro 1 – Exemplo de variáveis para a ferramenta Radar de Criticidade

Variável	Descrição	Fonte
1 Duração	Duração prevista do projeto ou duração do ciclo orçamentário atual.	Premissas da empresa / Cronograma do projeto.
2 Aderência Financeira	Percentual de realização financeira frente ao orçamento.	Planilha oficial da área de Gestão Financeira da empresa.
3 Aderência Econômica	Percentual de realização econômica frente ao orçamento.	Planilha oficial da área de Gestão Econômica da empresa.
4 Aderência Física	Percentual de realização física frente ao orçamento.	Cronograma oficial do projeto.

Fonte: Elaborado pelos Autores

Após a análise bivariada fica estabelecido que a área formada pela junção, duas a duas, das notas de cada variável será a representação gráfica dessas influências bivariadas que então serão usadas na Etapa 05, de forma a calcular a Nota do projeto em relação a carteira. Entende-se que a relação de causalidade bivariada precisa ser testada entre todas as combinações de variáveis, a partir daí se escolhe a melhor configuração do radar de criticidade, como exemplificado na Figura 2.

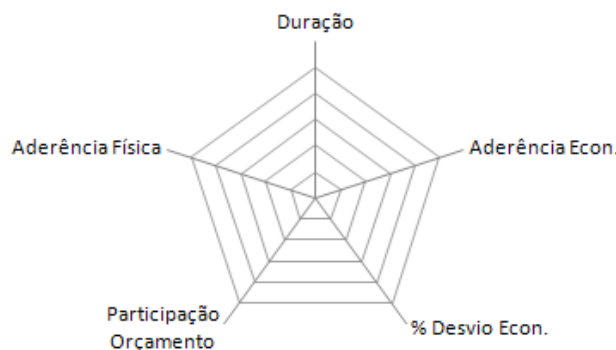


Figura 2 – Exemplo da ordenação de variáveis no Radar de Criticidade de grau 5

Fonte: Elaborado pelos Autores

Etapa 03 - Definir o Quadro de Limites

Nesta etapa são decididos os valores limites para cada variável de mensuração. É por meio desses limites que será determinada a situação do projeto de acordo com a análise das variáveis individualmente.

Além de estabelecer "Áreas de Controle", isto é, valores para tomadas de decisões gerenciais, também é definida a dimensão de cada variável, que nada mais é do que sua nota máxima. Nos exemplos deste artigo são mostradas variáveis com dimensões iguais às das Áreas de Controle, mas nada impede que essas dimensões sejam diferentes.



Para demonstração do presente trabalho foram definidas quatro Áreas de Controle, visualizadas graficamente na Figura 3.

- Acompanhamento: Área onde o projeto está controlado, mas nunca deixando de ser acompanhado e medido;
- Atenção: Área onde alguns pontos começam a sair do controle e necessitam de uma análise mais detalhada sobre o que está acontecendo no projeto;
- Urgência: Área que sinaliza que medidas urgentes de retomada do controle do projeto são necessárias;
- Crítico: Área que indica que o projeto chegou ao ponto mais crítico. Necessário um trabalho de recuperação de projetos ou mesmo de decidir pelo cancelamento do mesmo.

Quadro de Limites

Variável	Acompanhamento	Atenção	Urgência	Crítico
	Limite	Limite	Limite	Limite
Variável 01	20	50	80	100
Variável 02	20	50	80	100
Variável 03	20	50	80	100
Variável 04	20	50	80	100
Variável 05	20	50	80	100

dimensão
máxima



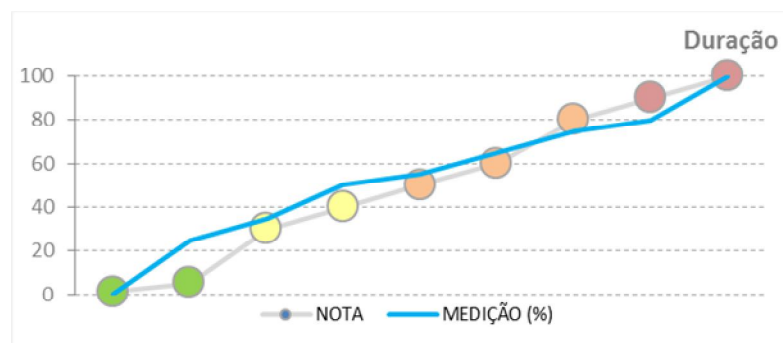
Forma gráfica das Áreas
de Controle

Figura 3 – Exemplo das Áreas de Controle para um Radar de Criticidade de grau 5
Fonte: Elaborado pelos Autores

Etapa 04 - Normalizar as Variáveis

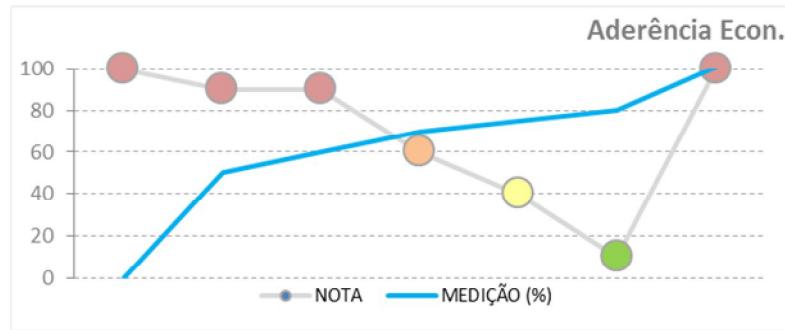
Uma vez definido o Quadro de Limites, as regras de normalização das variáveis devem ser estabelecidas para que os diferentes tipos de valores sejam convertidos na mesma base do Quadro de Limites, exemplificado na Figura 3 e operacionalizado na Figura 4. O resultado desta normalização, além de unificação de base, é a definição do peso que cada variável tem para os projetos da carteira.

Duração	
MEDIÇÃO	NOTA
0%	10
10%	10
20%	10
30%	40
50%	40
70%	70
80%	70
90%	90
100%	100





% Econ.	
MEDIÇÃO	NOTA
0%	100
80%	90
84%	90
88%	60
92%	50
96%	10
101%	90
141%	90
181%	100



% Real. Física	
MEDIÇÃO	NOTA
0%	100
30%	90
50%	60
80%	40
90%	40
100%	10
105%	30
150%	40
200%	50

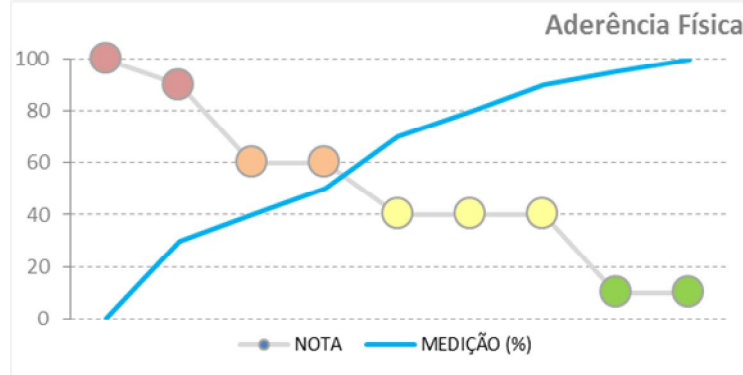


Figura 4 – Exemplo de regras de normalização
 Fonte: Elaborado pelos Autores

Etapa 05 - Gerar Radar de Criticidade

Depois de realizadas todas as definições acima, é o momento de obter as medições das variáveis do projeto e gerar o Radar de Criticidade, cabendo aqui uma explicação sobre o conceito referente ao cálculo que indicará a Nota de Criticidade (N_c) do projeto.

Como exposto na Etapa 03, a área do gráfico formado pelas notas das variáveis representará as inter-relações entre as variáveis e anota obtida pelo Radar de Criticidade (N_c) serão o percentual da área das notas do projeto ($A_{projeto}$) em relação ao limite crítico do projeto representado pelo total da área do gráfico (A_{total}).

$$N_c = \frac{A_{projeto}}{A_{total}} \%$$

Após obter essa nota, ela será confrontada com o intervalo percentual de cada Área de Controle indicando assim a situação atual do projeto, por exemplo usando do Quadro 2.

Quadro 2 – Exemplo de Áreas de Controle para tomadas de decisão gerencial

Áreas de Controle	De:	A:
Acompanhamento	0%	10%
Atenção	11%	25%
Urgência	26%	64%
Crítico	65%	100%

Fonte: Elaborado pelos Autores



Uma vantagem de ter como base o gráfico de radar é dar liberdade para que outras equipes elaborem métodos de cálculos diversos do apresentado aqui, como por exemplo, considerar as notas linearmente ou outras formas de cálculo de área.

A ferramenta foi desenvolvida utilizando o Microsoft Excel para dar suporte aos conceitos apresentados neste trabalho e ser uma plataforma para futuras melhorias na metodologia.

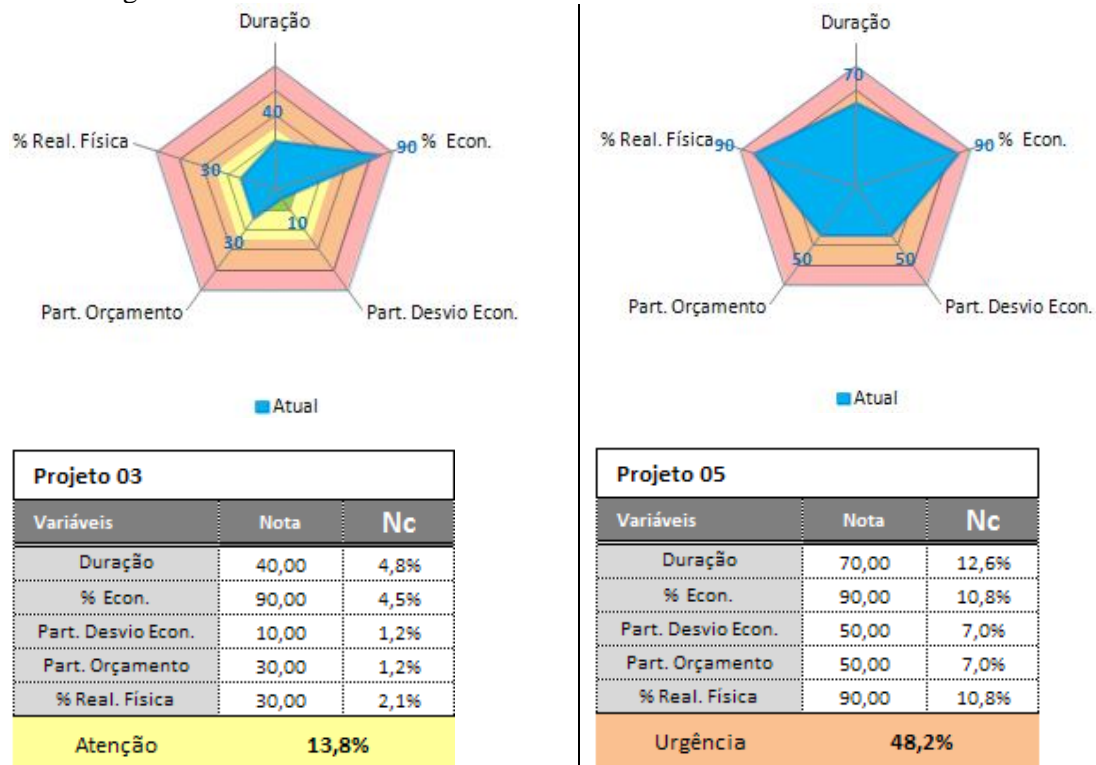


Figura 5 – Exemplo de resultados de projetos reais da carteira do estudo de caso
Fonte: Elaborado pelos Autores

Etapa 06 - Acompanhar o Projeto

Esta última etapa é a realização do ciclo de **acompanhamento e melhorias** seguindo os conceitos do conhecido Ciclo do PDCA (PLAN – DO – CHECK – ACT) de Deming (1986). Para o acompanhamento dos projetos, a metodologia ainda apresenta a possibilidade de incrementar esse controle por meio da comparação com a(s) medição(s) passada(s) sendo visualizada no próprio Radar de Criticidade./

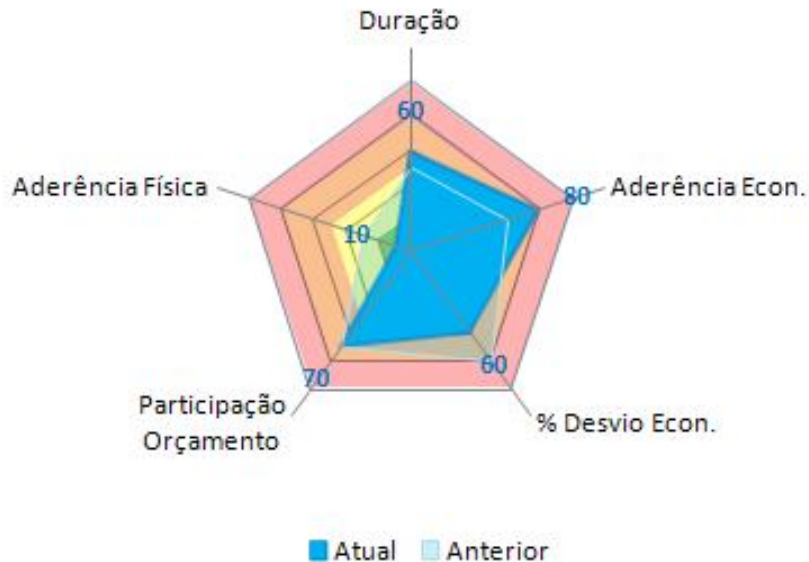


Figura 6– Exemplo da utilização do acompanhamento do histórico
Fonte: Elaborado pelos Autores

ANÁLISE DOS RESULTADOS DA VALIDAÇÃO DA FERRAMENTA

A ferramenta criada trata-se de uma escala de mensuração multivariada e como tal pode ser validada usando de métodos estatísticos. O propósito do presente trabalho é normativamente propor a metodologia da ferramenta Radar de Criticidade de forma bastante livre para o usuário da ferramenta utilizar de quaisquer indicadores da empresa, mas não se esqueça de tratar algumas limitações e ponderações estatísticas. Os procedimentos para construção de uma escala de mensuração exigem uma cientificidade adicional, a saber, a análise semântica e sua validação estatística que, por sua vez, remete-se à análise fatorial exploratória e à aferição da confiabilidade dos fatores (variáveis).

O primeiro e mais imediato teste dos dados pode ser viabilizado pelo gráfico de dispersão disponível no Excel. Denominado como diagrama de dispersão por Hair (2009, p.53-54), é baseado em relações lineares e é apontado como a ferramenta mais popular para análises bivariadas. De forma gráfica esse diagrama ajuda a identificar padrões aleatórios ou padrões não lineares nas correlações bivariadas. De forma exemplificativa foram analisadas a seguir 3 gráficos da base de dados do estudo de caso com R quadrado que demonstra alto grau de correlação entre as variáveis.

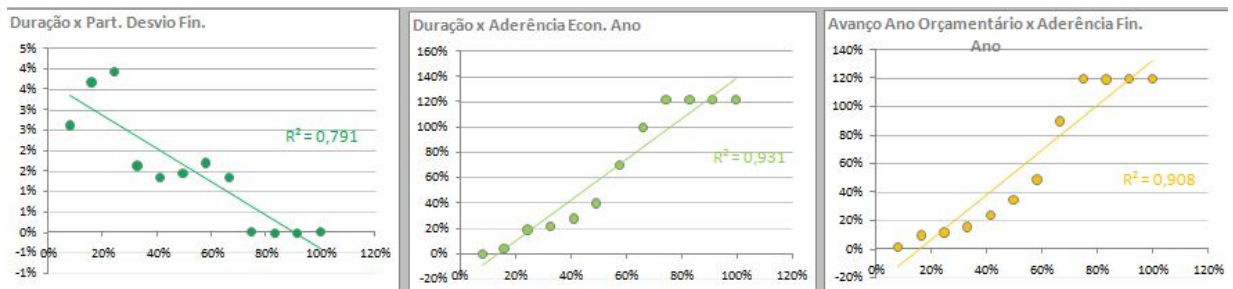


Figura 7– Alguns gráficos de dispersão do estudo de caso
Fonte: Elaborado pelos Autores



Para os próximos passos do estudo de caso foram realizadas medidas de qualidade da amostra utilizando o *software* IBM SPSS versão 20. A análise de dispersão caso a caso, apesar de simples e visual, mostra-se procedimento dispendioso quando se tem muitas variáveis, de forma que sugerimos sua substituição pela Matriz de Correlação extraída do SPSS, a partir da qual buscam-se as maiores relações bivariadas para a montagem do Radar de Criticidade. Um exemplo dessa matriz com apenas 8 variáveis do estudo de caso, para caber no artigo, é apresentado no Quadro 3.

Quadro 3–Exemplo de matriz de correlação das variáveis do estudo de caso

Matriz de Correlação Item a Item								
	Orçamento Ano Financeiro Atual	Execução Acumulada Financeiro	Orçamento Acumulado Econômico	Execução Acumulada Econômico	Desvio Acum. Econômico	Orçamento Acumulado Físico	Execução Acumulada Físico	Desvio Acum. Financeiro
Orçamento Ano Financeiro Atual	1,000	,989	,991	,984	,439	,255	,232	,408
Execução Acumulada Financeiro	,989	1,000	,987	,990	,406	,232	,218	,347
Orçamento Acumulado Econômico	,991	,987	1,000	,993	,430	,234	,220	,398
Execução Acumulada Econômico	,984	,990	,993	1,000	,401	,217	,208	,357
Desvio Acum. Econômico	,439	,406	,430	,401	1,000	,218	,169	,808
Orçamento Acumulado Físico	,255	,232	,234	,217	,218	1,000	,924	,293
Execução Acumulada Físico	,232	,218	,220	,208	,169	,924	1,000	,229
Desvio Acum. Financeiro	,408	,347	,398	,357	,808	,293	,229	1,000

Fonte: Elaborado pelos Autores

Mas é necessário destacar que sugerimos que a relação bivariada tenha distribuição normal, ou gaussiana, e para avaliação dessa característica pode-se analisar variável a variável usando de três diferentes gráficos, os conhecidos boxplot e histograma segundo Hair (2009) e o menos conhecido gráfico Quantil-Quantil, ou Q-Q Plot. Neste último, no eixo horizontal tem-se os valores observados da variável, e no eixo vertical, os valores esperados caso a variável tenha distribuição Normal. Se há uma boa aderência dos dados à distribuição Normal os pontos estarão próximos a reta de referência como apresentado no terceiro gráfico da Figura 8, que adicionalmente demonstra o boxplot com vários casos de valores extremos e um histograma com assimetria.

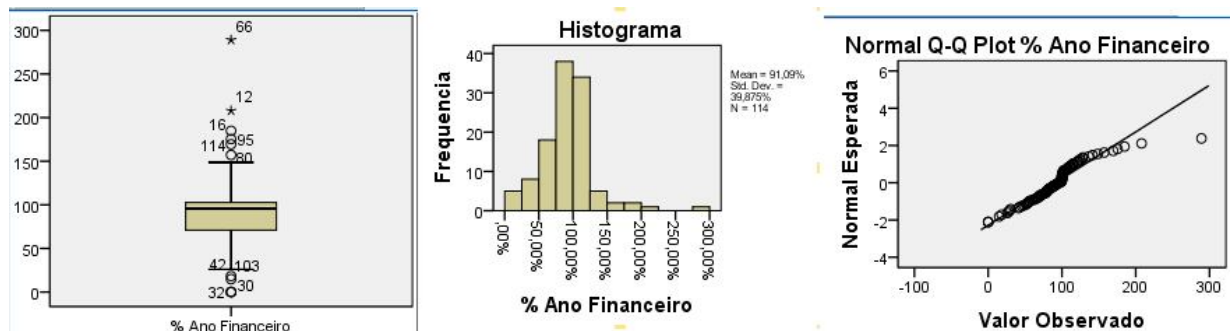


Figura 8– Gráfico para Análise de Normalidade de uma variável

Fonte: Elaborado pelos Autores

Fugindo da subjetividade das análises gráficas, existem os testes de aderência à distribuição normal, sendo que os mais comuns são o Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors, que é



apenas uma correção para o teste Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk. Estes testes possuem critérios de decisão diferentes, no entanto possuem em comum as hipóteses testadas: a hipótese de nulidade é de que a variável aleatória não adere à distribuição Normal, contra a hipótese alternativa de que a variável aleatória não adere à distribuição Normal. Como a significância para ambos os testes e para as quatro variáveis selecionadas resultou em 0.000 então falha-se em rejeitar a hipótese H0 e, portanto, a distribuição para o estudo de caso é normal.

Quadro 4 – Teste de aderência à normalidade

	Testes de Normalidade					
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Orçamento Ano Financeiro Atual	,265	114	,000	,566	114	,000
Projeção Ano Financeiro	,287	114	,000	,518	114	,000
% Ano Financeiro	,139	114	,000	,904	114	,000
Desvio Ano Financeiro	,278	114	,000	,606	114	,000

a. Correção da Significância de Lilliefors

Fonte: Elaborado pelos Autores

Além da normalidade sugerimos a verificação de mais 3 características da amostra. Sua confiabilidade, a existência de dados faltantes e a presença de *outliers*. A confiabilidade para Hair (2009, p.26) é o "Grau em que uma variável observada mede o valor 'verdadeiro' e está 'livre de erro'", se diferenciando da Validade que segundo o mesmo autor "é o grau em que uma medida representa precisamente aquilo que se espera". As estatísticas de confiabilidade Alpha de Cronbach para valores maiores que 0,7 são considerados ótimos por Hair (2009). No estudo de caso o resultado, 0.918, agregado para as 23 variáveis foi bem superior ao mínimo exigido.

Quadro 5 – Alfa de Cronbach para as principais variáveis do Estudo de Caso

Estatística de Confiabilidade		
Alpha de Cronbach	Alpha de Cronbach baseado em itens padronizados	Número de Itens
,918	,903	23

Fonte: Elaborado pelos Autores

Quanto a dados perdidos e a existência de outliers, a estatística descritiva do Quadro 6 do estudo de caso demonstra a inexistência de dados perdidos, no entanto demonstra boa quantidade de dados extremos, o que pode resultar em *outliers*, o que não será adensado no presente artigo, mas apenas sugerido a utilização do boxplot ou da opção que mostra os outliers do SPSS para avaliação dos dados em relação à realidade da carteira.



Quadro 6 –Estatísticas Univariadas do Estudo de Caso

	Estatísticas Univariadas						
	N	Media	Desvio Padrão	Dados Perdidos		Número de Extremos ^a	
				Número	%	Baixo	Alto
OrçamentoAnoFinanceiroAtual	217	584359,838	1566759,9396	0	0,0	0	16
ProjeçãoAnoFinanceiro	217	539100,647	1566220,7765	0	0,0	0	19
AnoFinanceiro	217	89,0340%	38,75997%	0	0,0	21	10
DesvioAnoFinanceiro	217	108959,240	210329,9056	0	0,0	0	23
ParticipaçãoonoDesvioAno	217	2,3041%	3,52539%	0	0,0	0	15
OrçamentoAcumuladoFinanceiroBaseline	217	599220,316	1604299,6631	0	0,0	0	16
ExecuçãoAcumuladaFinanceiro	217	539100,647	1566220,7765	0	0,0	0	19
AcumuladaFinanceiro	217	87,8563%	36,29613%	0	0,0	21	9
DesvioAcum.Financeiro	217	99708,880	178346,9235	0	0,0	0	24
ParticipaçãoonoDesvioAcumulado	217	2,3041%	3,64261%	0	0,0	0	12
OrçamentoAnoAtual	217	548965,669	1602734,5494	0	0,0	0	19
ProjeçãoAnoEconômicoÁrea	217	496615,012	1562200,0881	0	0,0	0	20
AnoEconômicoBaseline	217	100,7635%	133,40156%	0	0,0	35	20
DesvioAnoEconômico	217	99499,440	373264,0690	0	0,0	0	23
ParticipaçãoonoDesvioAno_A	217	2,3041%	6,78128%	0	0,0	0	26
OrçamentoAcumuladoEconômico	217	530344,978	1568791,4114	0	0,0	0	18
ExecuçãoAcumuladaEconômico	217	496615,012	1562200,0881	0	0,0	0	20
AcumuladaEconômico	217	100,7635%	133,40156%	0	0,0	35	20
DesvioAcum.Econômico	217	78890,741	165661,6274	0	0,0	0	24
ParticipaçãoonoDesvioAcumulado_A	217	2,3041%	4,60585%	0	0,0	0	24
OrçamentoAcumuladoFísico	217	66,8203%	47,19473%	0	0,0	0	0
ExecuçãoAcumuladaFísico	217	61,5899%	47,07542%	0	0,0	0	0
AcumuladaFísico	217	94,3088%	19,45987%	0	0,0	0	0

a. Número de casos fora do intervalo entre quartis (Q1 - 1.5*IQR, Q3 + 1.5*IQR).

Onde IQR= Intervalo Interquartis; Q1= 25% menor da amostra, Q3=75% maior da amostra

Fonte: Elaborado pelos Autores

CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Durante o projeto piloto da metodologia proposta do Radar de Criticidade, foi considerado que esta ferramenta tem grande potencial para ajudar na análise e avaliação de projetos devido as suas características: flexibilidade para utilização em diversas áreas de negócio; alto grau de liberdade para melhorias e adaptações nas etapas propostas; utilização de uma ferramenta conhecida no mercado para seu desenvolvimento; facilidade de visualização do resultado por meio de um gráfico e uma nota.

Destaca-se a existência de várias limitações da ferramenta, dentre as quais a principal é a inviabilidade de testes adicionais utilizando a versão padrão do Excel. No estudo de caso, os testes de qualidade da amostra foram realizados no SPSS, mas essa limitação ferramental pode ser contornada com um trabalho inicial de escolha das variáveis por uma equipe especialista para posterior utilização no dia a dia do Radar de Criticidade.

Outra limitação e possibilidade de estudo futuro é o processo de normalização das variáveis que em um estudo futuro pode ser executado por meio da técnica de score Z. Outros estudos poderão realizar validações das variáveis de projeto por meio de regressões múltiplas ou mesmo usando da Modelagem de Equações Estruturais.



REFERÊNCIAS

- Ahlemann, F., El Arbi, F., Kaiser, M. G., & Heck, A. (2012). A process framework for theoretically grounded prescriptive research in the project management field. *International Journal of Project Management*, 31(1), 43–56. doi:10.1016/j.ijproman.2012.03.008
- Deming, W. E. (1986). *Out of the Crisis*. Bloomsbury Business Library - Management Library.
- Halawa, W. S., Abdelalim, A. M. K., & Elrashed, I. A. (2012). Financial evaluation program for construction projects at the pre-investment phase in developing countries: A case study. *International Journal of Project Management*. doi:10.1016/j.ijproman.2012.11.001
- Louro, A. C., & Pugirá, C. G. (2015). ESTUDO BIBLIOGRÁFICO EM GESTÃO DE RISCOS VISANDO IDENTIFICAR AS FERRAMENTAS, MÉTODOS E RELACIONAMENTOS MAIS REFERENCIADOS. *Iberoamerican Journal of Project Management*, 6(1), 78–93. Retrieved from <http://journal.riipro.org/index.php/IJOPM/article/view/208>
- Nørreklit, H. (2003). The Balanced Scorecard: what is the score? A rhetorical analysis of the Balanced Scorecard. *Accounting, Organizations and Society*, 28(6), 591–619. doi:10.1016/S0361-3682(02)00097-1
- Pajares, J., & López-Paredes, A. (2011). An extension of the EVM analysis for project monitoring: The Cost Control Index and the Schedule Control Index. *International Journal of Project Management*, 29(5), 615–621. doi:10.1016/j.ijproman.2010.04.005
- Pellegrinelli, S., & Garagna, L. (2009). Towards a conceptualisation of PMOs as agents and subjects of change and renewal. *International Journal of Project Management*, 27(7), 649–656. doi:10.1016/j.ijproman.2008.12.001
- Sato, T., & Hirao, M. (2013). Optimum budget allocation method for projects with critical risks. *International Journal of Project Management*, 31(1), 126–135. doi:10.1016/j.ijproman.2012.04.002
- Trietsch, D., & Baker, K. R. (2012). PERT 21: Fitting PERT/CPM for use in the 21st century. *International Journal of Project Management*, 30(4), 490–502. doi:10.1016/j.ijproman.2011.09.004
- Vanhoucke, M. (2012). Measuring the efficiency of project control using fictitious and empirical project data. *International Journal of Project Management*, 30(2), 252–263. doi:10.1016/j.ijproman.2011.05.006