

Suporte aos processos de Gestão através de Análise de Correspondência nas Pendências de Auditoria

Heronides Lopes de Mendonça Neto^{1*}; Thiago Gentil Ramires²

¹ Universidade de São Paulo. Engenheiro de Produção. Rua Pereira Barreto, 32 – Gonzaga; 11065-110 Santos, São Paulo, Brasil

² Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Campus Apucarana. Doutor. Rua Marçílio Dias, 635 – Jardim Paraíso; 86812-460 Apucarana, Paraná, Brasil

*autor correspondente: h.mendonca.neto@gmail.com

Suporte aos processos de Gestão através de Análise de Correspondência nas Pendências de Auditoria

Resumo

A indústria *upstream* do petróleo é uma indústria cheia de desafios e riscos, necessitando de um forte apoio à gestão, notadamente aos aspectos técnicos para a operação dos ativos industriais, nesse caso, das plataformas de produção. Vale destacar que esses ativos industriais ficam situados em localização remota, inviabilizando uma estrutura de suporte e gestão próximo. Não é viável estruturar uma robusta equipe de suporte e gestão à 300km da costa, no meio do mar. Neste cenário, a análise dos dados gerados é de suma importância para avaliação da situação e maturidade dos processos de gestão. Periodicamente temos diversos tipos de auditorias nas plantas industriais e nos processos de gestão. Cada auditoria gera atividades corretivas o que é chamado pela companhia como pendências de auditoria. É avaliado ainda o grau de risco dessas pendências. A proposição analisada é analisar essas pendências de auditorias e avaliar as auditorias que apresentam associação de gerar pendências de graus de risco alto e muito alto, pois atuando de forma corporativa e ampla, essa identificação apontaria os processos de gestão que estão em “descontrole”, necessitando de reforço, reestruturação ou projetos de melhorias. O modelo de Machine Learning indicaria quais processos de gestão necessitam de planos de ação, e a implantação deste indicaria uma redução dos riscos da unidade operacional.

Palavras-chave: Petróleo; Aprendizado de Máquina; Inteligência Artificial; Análise de Correspondência.

Support to Management processes through Correspondence Analysis in Audit Pending

Abstract

The upstream oil industry is an industry full of challenges and risks, requiring strong support for technical management, notably aspects for the operation of industrial assets, in this case, production platforms. These industrial assets are located in a remote location, enabling a support and management structure close by. A robust management and support team 300km from the coast, in the middle of the sea, is not a viable structure. In this scenario, an analysis of the generated data is of paramount importance to assess the situation and maturity of the management processes. Periodically, we have different types of audits in industrial plants and management processes. Each generates preventive activities which are called by the company as pending audits. The degree of risk of these pending issues is also evaluated. The proposition is studies with pending audit and evaluation that present an association of high and very high risk degrees, as this concept in a corporate and broad way, would point out the management processes that are naming in "out of control", needing reinforcement, or projects of improvements. The learning unit's risk reduction model indicates an indication of action plans to implement this unit.

Keywords: Petroleum; Machine Learning; Artificial intelligence; Correspondence Analysis.

Introdução

A indústria *upstream* do petróleo tem diversas dificuldades logísticas devido que sua unidade produtiva deve ficar próximo as reservas de petróleo, em lugares remotos longe de grandes centros, seja em terra ou seja em mar. *In loco*, ficam apenas a área operacional, ficando as áreas de apoio às operações suportando de forma remota, seja por impossibilidade logística (como por exemplo as plataformas no mar) seja por escassez de mão de obra especializada (como por exemplo as operações de produção de petróleo no sertão da Bahia, Rio Grande do Norte ou Ceará), ou até para redução da exposição ao risco da mão de obra que não seja estreitamente necessária na planta industrial, como por exemplo uma Plataforma de petróleo. Essa particularidade foi apresentada por Mendonça Neto (2016) em um trabalho de otimização da programação da manutenção.

Nesse contexto, corroborando com Silva et al. (2016) e a visão que eles nos passam de Deming (o pai da qualidade total), faz-se mais necessário medir de forma mais acurada os processos das diversas áreas técnicas de gestão (como Medição Fiscal, NR-13), sendo para atendimento de normas internas ou atendimento a requisitos legais. A forma tradicional de medir os processos de gestão indica em estipular KPIs para cada área com suas respectivas metas de forma empírica e acompanhar.

As auditorias são processos de gestão de avaliação dos demais processos de gestão, gerando como *outputs* um ou mais relatórios e um conjunto de ações corretivas para o processo de gestão analisado. Já as ações corretivas, também chamadas de recomendações ou pendências de auditoria, são avaliadas, e na companhia são classificadas de 1 a 5 quanto a gravidade, urgência e tendência, sendo 1 menos importante e 5 o mais importante, gerando um indicador GUT pela multiplicação dos 3 fatores, e o resultado sendo agrupado em 5 grupos: muito baixo, baixo, médio, alto e muito alto. Essa idéia do GUT foi proposta por Kepner e Tregoe (1981).

A proposta do trabalho é utilizar a análise de correspondência nos outputs os grupos das indicações USR das ações corretivas associando com os tipos de auditorias. Associando os tipos de auditorias, se geram ações corretivas predominantemente entre os grupos muito baixo, baixo, médio, alto e muito alto. As auditorias que possuírem associação com ações corretivas altas e muito altas são os processos de gestão que demandariam maior esforço da companhia para ajustes na gestão, desde a alta liderança até equipe de analistas, administradores e engenheiros. Do outro lado, os tipos de auditoria que apresentarem associação com ações corretivas baixo e muito baixo são os processos de gestão que estão melhor controlados, necessitando menos esforços em relação aos demais.

Vale salientar, que um tipo de auditoria ter associação ações corretivas baixas ou muito baixas não implica que aquele processo de gestão seja algo de pouco risco ou de menor relevância na companhia, indica apenas que o processo de gestão esta controlado. Por exemplo, numa situação em que a Auditoria da ANP (Medição Fiscal) ou Auditoria de SPIE (NR-13 – Vasos sob pressão) apresentem ações corretivas associadas a baixa e muito baixa, não indica que a regulamentação legal da ANP ou que os riscos que envolvem vasos sob pressão são baixos ou de pouca importância. Indicam apenas que os demais processos necessitam de maior atenção por estes estarem bem geridos e controlados. Em ambos tipos de auditoria, infrações nesses processos implicam em infrações legais ou alto risco de acidentes de grande impacto.

Material e Métodos

A situação encontrada na companhia para ser resolvida é a avaliação dos processos de gestão através das auditorias, buscando saber quais áreas apresentam maiores necessidades de Planos de Ação de forma a apresentar o maior resultado para a companhia, tendo em mente que devido as limitações de recursos (financeiro, temporal, humanos) é inviável ou improvável fazer um plano de ação para tudo.

A ferramenta GUT deve ser usada para definir prioridades, guiando o usuário por diversas alternativas de ação, traçando um caminho a ser seguido para alcançar seus objetivos (Meireles, 2001). Essa ferramenta foi proposta por Kepner e Tregoe (1981) e desde então vem sendo utilizada para suportar a decisão em diversas situações de diversas áreas. Fáveri e Silva (2016), Moura e Pierre (2020), Pestana et al. (2016) e Zarpelam e Silva (2020) utilizaram em diversas áreas, pública ou privada, de diversos setores. Todos eles aplicaram conforme ilustrado na Figura 1.

De forma tradicional no mercado, a companhia utiliza a matriz GUT (Gravidade, Urgência e Tendência), sendo então classificado o grau do risco de acordo com uma multiplicação entre Gravidade, Urgência e Tendência e posterior classificação. A Figura 1 ilustra como se calcula o GUT. É avaliado separadamente a Gravidade, a Urgência e a Tendência de um risco, e da mesma maneira, as pendências de auditoria também passam pela mesma avaliação. De acordo com os critérios, cada um é avaliado de 1 a 5, sendo o 5 o mais severo. O valor GUT é obtido pela multiplicação dos valores de Gravidade, Urgência e Tendência, portanto é um valor entre 1 e 125.



Figura 1. Gravidade, Urgência, Tendência e a Matriz GUT
Fonte: o autor.

Adicionalmente, a companhia ainda categoriza como risco muito baixo valores até 6, baixo para valores até 16, médio para valores até 30, alto para valores até 50, e muito alto para valores acima de 50. Conforme consta na Tabela 1.

Tabela 1 - Categoria do risco versus valor GUT

Grau do risco	Faixa dos valores do GUT
Muito baixo	Até 6
Baixo	De 7 a 16
Médio	De 17 a 30
Alto	De 31 a 50
Muito alto	Acima de 50

Fonte: o autor.

Deseja-se então com os resultados das auditorias sabermos em quais áreas deve-se aplicar um esforço de melhoria do processo. Para tal, torna-se necessário medir/avaliar as diversas auditorias de uma empresa do porte de uma empresa de petróleo, avaliando os mais diversos tipos de auditorias.

Deseja-se então com os resultados das auditorias sabermos em quais áreas deve-se aplicar um esforço de melhoria do processo. Para tal, torna-se necessário medir/avaliar as diversas auditorias de uma empresa do porte de uma empresa de petróleo, avaliando os mais diversos tipos de auditorias.

Uma das formas inicialmente consideradas pela companhia foi a quantidade de pendências de auditoria, outra forma foi pensada em algum *KPI* que medisse a quantidade de pendências de um ano para outro. Em todas elas esbarravam na dificuldade que a companhia segrega seus riscos em 5 categorias, de Muito Alto a Muito Baixo, e como considerar tamanha variabilidade de forma a considerá-las.

De acordo com Soares (2020), a Ciência de dados e Machine Learning não somente possuem aplicações possíveis para a auditoria como são diversas. Pois trabalha com dados estruturados e não estruturados, combinando a estatística, a matemática e computação.

A Figura 2 ilustra as diversas áreas das Ciência de dados, que são diferentes e complementares. Embora, as nomenclaturas Big Data, Mineração de Dados e Ciência de Dados são muitas vezes utilizadas como sinônimas (DHAR, 2012).

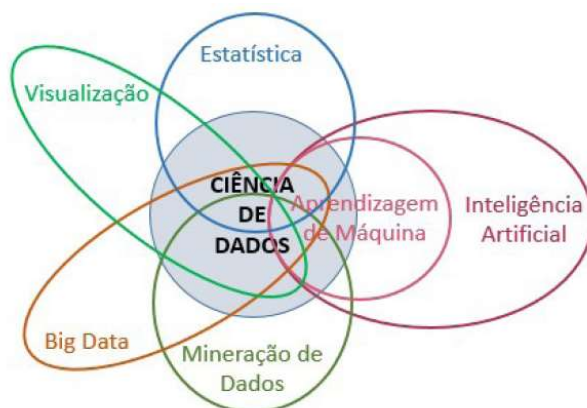


Figura 2. Ciências de dados e diversas áreas
Fonte: Adaptado de (KELLEHER e TIERNEY, 2018).

Fávero et al. (2007), enfatizam que a escolha apropriada da técnica estatística é fundamental e que esteja de acordo com as características e atributos explicitados (qualitativa, nominal ou ordinal), para apresentarem resultados consistentes.

A solução proposta foi utilizar o método de Análise de Correspondência, proposto por Benzécri (1992), buscando associações entre os tipos de Auditorias e o grau do risco das pendências de auditoria. Dessa forma, as auditorias que gerem pendências associadas ao grau de risco Muito Alto e Alto devem ser inicialmente consideradas para formação de Planos de Ação.

Fávero e Belfiore (2017), de forma bem didática, nos explica que o método busca encontrar associações entre variáveis categóricas, que neste caso são os tipos de auditorias e a classificação do risco das pendências de auditoria. Greenacre (1984) mostra que o método pode ser aplicado em diversas situações, assim como Benzécri (1992), Fávero et al. (2007) e Fávero e Belfiore (2017).

As auditorias que apresentem associação em gerar pendências de graus de Risco Baixo e Muito Baixo, devem ser as últimas para serem consideradas num programa empresarial de melhoria de processo, pois estas apresentam um maior controle dos seus riscos quando comparadas com os demais processos.

Deve-se salientar que não está avaliando o risco de uma determinada disciplina. Por exemplo, caso seja encontrado a Auditoria da Norma Regulamentadora 10 (Segurança em Instalações e Serviços de Eletricidade) associada com pendências de Grau de Risco Baixo, a avaliação não indica que a NR-10 apresenta baixo risco. Indica, sim, que o processo de gestão da NR-10 encontra-se tão bem controlado que a auditoria somente encontrou pendências de Grau de Risco Baixo.

Para fins didáticos e questões de confidencialidade da companhia, a fonte de dados não poderá ser a base de dados informacional do sistema de Gestão de Auditorias da companhia. Devido às questões citadas, a base será um arquivo CSV contendo as informações congeladas até o ano de 2021, tendo a confidencialidade das informações tratadas.

Para rodar o algoritmo de Machine Learning foi utilizado o R, pois trata-se de uma ferramenta amplamente difundida e reconhecida pela capacidade estatística, além de ser um software livre e de grande contribuição da comunidade. Utilizando o Rstudio e adaptando o apresentado por Ramires et al. (2015) para uso nessa análise, adaptando o necessário.

A plataforma escolhida para executar o algoritmo em R (Core Team, 2020) foi o Power BI, e pode ser vista na Figura 3. A escolha deve-se pela facilidade que temos de rodar o algoritmo fazendo diversos filtros, dando flexibilidade para as equipes de suporte à gestão, não necessitando a todo momento uma equipe com formação em Data Science para suportar os diversos tipos de análises: qual a situação total, qual a situação por cada um dos 3 campos de produção, qual a situação dentre as 16 plataformas, qual a evolução de um ano para o outro, entre outros pontos.

Para o time de análise de dados, a interação proporcionada pela união dessas 2 poderosas ferramentas para a estrutura hierárquica da companhia foi bastante importante, podendo não só fazer a análise nos 3 níveis hierárquicos, mas também fazer uma série de combinações entre as 16 plataformas, como pode ser visto na Figura 4, atualizando o algoritmo a cada interação do usuário.



Figura 3. Navegação e itens do dashboard
Fonte: o autor.

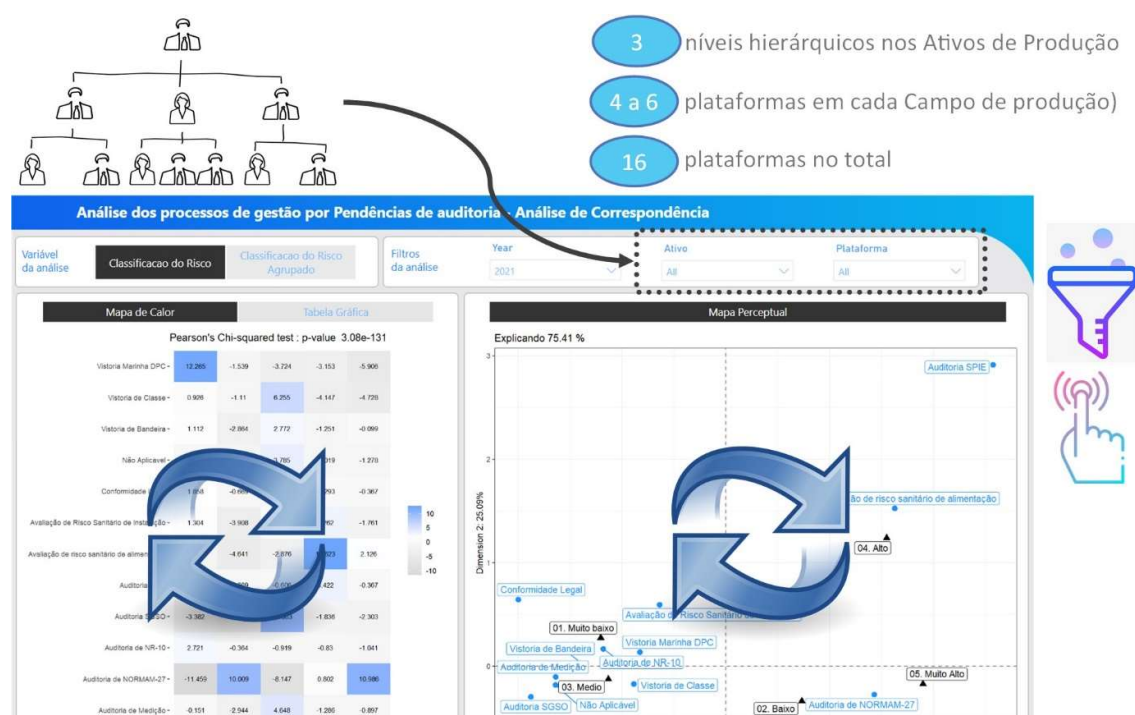


Figura 4. Estrutura hierárquica e possibilidades de combinação
Fonte: o autor.

A companhia possui licença do software, não implicando em custo extra para a companhia, podendo ela posteriormente publicar num site e proporcionar um portal de gestão e análise das auditorias.

Além das possibilidades dos filtros, a visualização de dados contou com um mapa de calor da matriz padronizada ajustada e o mapa perceptual. O Power BI é uma ferramenta com licença para publicação on-line, mas para uso em desktop a licença é gratuita. Deve-se somar, para relevância de mercado, que este é atualmente o software lowcode líder de visualização de dados e bastante difundido nas empresas.

Resultados e Discussão

Durante a implementação do projeto, em mais de uma *sprint* notou-se confusão ou dificuldade que os valores do mapa de calor traziam. Foi apresentado essa tabela simples e foi notado uma grande facilidade da transmissão da comunicação.

Como opção extra, foi dado a opção de um gráfico de dispersão formando uma tabela simples apenas marcando com um ponto as variáveis que apresentam associação. Essa última escolha foi devido à equipe de suporte à gestão e decisores não possuírem fortes habilidades estatísticas, sendo interessante somente mostrar as associações significativas, tirando do valor apresentado no mapa de calor. Retirar o mapa de calor não foi considerado como opção devido aos analistas de dados, podendo ser visto na Figura 5 a vantagem e público de cada visualização

Optou-se por deixar o mapa de calor como uma escolha de visualização para fomentar na companhia o desenvolvimento das habilidades e conhecimentos da estatística. A troca de visualização pode ser vista na Figura 5 pela seleção entre “Mapa de Calor” ou “Tabela Gráfica”.

A interpretação do dashboard buscou flexibilizar a análise para cada área, de forma a eles explorarem o poder do algoritmo e fazer a análise, podendo verificar em cada ano como foi o desempenho/associação de cada auditoria, apresentado na Figura 6.

Na Figura 6 consta um exemplo de análise feita para o planejamento dos programas de melhorias de gestão em 2022. Selecionou o ano de 2021, os ativos operacionais do “Campo A” e todas as plataformas. Apresenta-se o p valor abaixo de 5%, configurando uma significância estatística de 95%. Percebe-se então que os processos de gestão de Risco sanitário de alimentação e SPIE apresentam associação com risco “Alto” e a NORMAN-27 (da Marinha) com associação a risco “Muito alto”.



Figura 5. Data viz. para Analista de dados vs Decisores
Fonte: o autor.

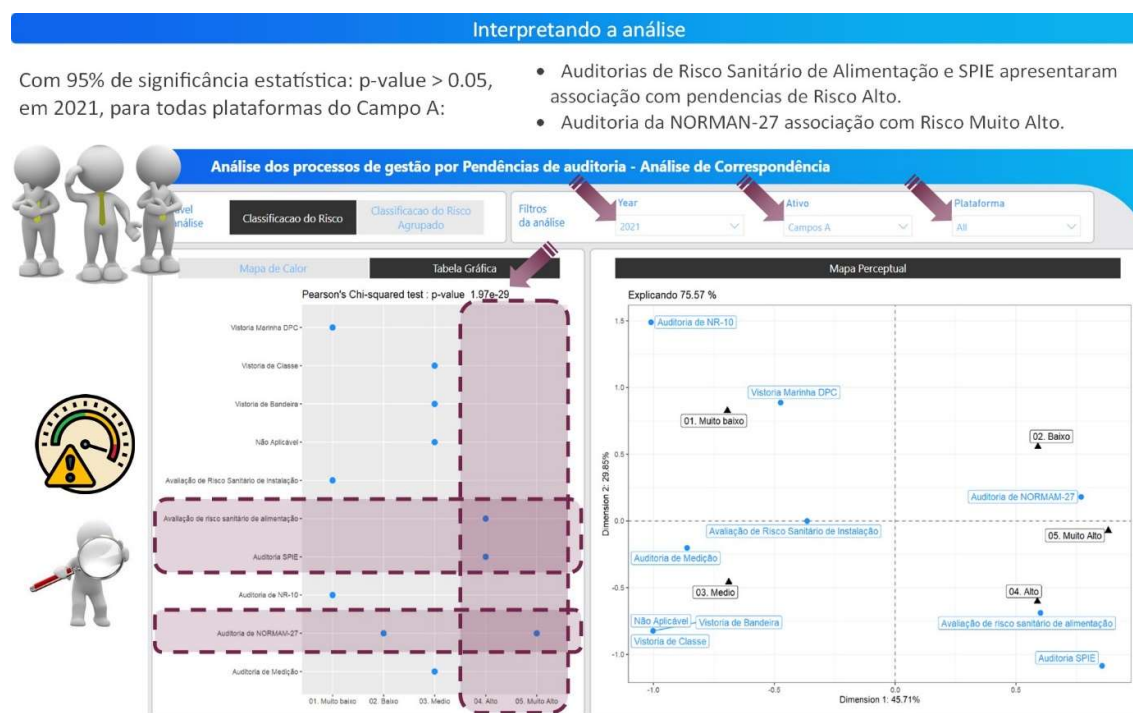


Figura 6. Interpretando a análise
Fonte: o autor.

Portanto, para o gestor dos ativos operacionais do “Campo A”, é importante observar e recomendado um plano de ação para estes itens. Dessa forma, pode-se notar que houve para 2022 a possibilidade de formar planos de ação/melhorias.

Estendendo a análise e utilizando o dashboard disponível no GitHub, considerando os anos 2020 e 2021 (que no dashboard pode ser selecionado os dois anos de forma agrupada segurando o botão “Ctrl” e clicando nas opções), de forma global vemos que as Auditorias de Inspeção ANP, Avaliação de Risco sanitário de instalação e avaliação de risco sanitário de alimentação e NORMAM-27 apresentam-se como os processos de gestão que necessitam de atenção.

Descendo um nível na estrutura hierárquica, o Ativo “Campos C” apresenta as mesmas fragilidades apresentadas globalmente. Porém, para o Ativo “Campos A” a auditoria de inspeção ANP não apresenta associação com riscos alto ou muito alto, portanto não necessita de uma demasiada atenção. E para o Ativo “Campos B”, somente a NORMAN-27 apresenta fragilidade.

De forma focada, as estruturas da empresa responsáveis pelo atendimento legal à ANP devem apresentar plano de ação de Inspeção ANP somente para as unidades operacionais do “Campos C”. Espera-se então um resultado melhor e mais assertivo devido aos esforços serem concentrados na necessidade.

Por outro lado, é notado que a NORMAN-27 é uma dificuldade de todos, necessitando portando de um programa de acompanhamento maior envolvendo mais atores dentro da companhia.

O plano sugerido pela análise de Machine Learning após interpretação dos dados deve focar inspeção ANP somente em “Campos C”, Risco sanitário e alimentação para os “Campos C” e “Campos A”, e NORMAN-27 um grande plano estrutural para atender todos.

O arquivo completo com a análise e demais itens deste trabalho ficará armazenado no GitHub <https://github.com/MendoncaHeron/CorrespondenceAnalysisAudit> para consulta e uso do dashboard durante avaliação ou demais usos.

Conclusões

Após a aplicação dessa ferramenta de análise das pendências de auditoria, os gestores da companhia puderam formalizar planos de trabalhos nos 3 níveis da companhia: abrangendo todos, detalhado por Ativos Operacionais, e até no nível de somente uma Plataforma. Notou-se que houve para 2022 uma maior assertividade dos Planos.

O resultado dessa análise também poderá ser utilizado para o setor de transformação digital como um insumo para priorização dos seus projetos, visto que agora é detalhado as fragilidades da companhia nas auditorias.

É esperado e desejado que nos anos seguintes tenhamos cada vez menos processos de trabalho associados a riscos muito alto e alto, almejando a evolução de não haver mais auditorias associadas a esses graus de risco.

O presente trabalho apresenta uma fragilidade de priorização para quando uma auditoria não apresentar associação significativa para nenhum grau de risco. Uma sugestão seria considerar este caso logo abaixo do risco alto, formalizando os níveis muito alto, alto, sem associação significativa, médio, baixo e muito baixo.

Outras fragilidades a serem consideradas são que o grau de exposição ao risco de cada auditor interfere na avaliação do risco, podendo auditores diferentes terem percepções diferentes e deve-se também notar que o ciclo de auditoria deve ser respeitado e cumprido, sob risco de uma avaliação de processos ser feito desconsiderando uma auditoria que não houve, causando um viés na análise. As sugestões são de treinamento dos auditores das mais diversas áreas para uma percepção mais uniforme do risco, e um refinado planejamento das auditorias.

De todo modo, o feedback dos analistas de Gestão foi que a ferramenta disponibilizada para uso tem análises muito úteis, profundas e simples para a tomada de decisão.

Agradecimento

De forma muito prazerosa e sincera, agradeço demais a todos professores e equipe de suporte da ESALQ/USP que fizeram parte dessa jornada. Foi período de muito aprendizado e crescimento. Levo um pouquinho de cada um e espero que estejam certos da contribuição que nos fizeram. Muito obrigado!

Referências

BENZÉCRI, J.P. 1992. Correspondence analysis handbook. 2. ed. New York: Marcel Dekker.

CORE TEAM, 2016. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*, Vienna, Austria. Available at: <https://www.R-project.org/>.

DHAR, V. 2012. Data Science and Prediction, Stern School of Business, New York University, May. Disponível em: < <http://hdl.handle.net/2451/31553> >.

FÁVERI, R.; SILVA, A. 2016. Método GUT aplicado à gestão de risco de desastres: uma ferramenta de auxílio para hierarquização de riscos. Revista Ordem Pública. v.9, n.1.

FÁVERO, L.P.L.; MARTINS, G.A.; LIMA, G.A.S. F. 2007. Associação entre níveis de Governança, Indicadores Contábeis e Setor: Uma análise sob as perspectivas da Anacor e da Homals. RIC - Revista de Informação Contábil. Vol. 1, no 2, p. 1-17.

FÁVERO, L.P.; BELFIORE, P. Manual de análise de dados. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.

GREENACRE, M. 1984. Theory and applications of correspondence analysis. London: Academic Press.

MENDONÇA NETO, H.L. 2016. Otimização da programação da manutenção para ganho na manufatura utilizando gestão de projetos e teoria das restrições no setor de óleo e gás. Monografia - MBA em Engenharia e Gestão de Manufatura e Manutenção. Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, SP, Brasil.

KELLEHER, D.J.; TIERNEY, B. 2018. Data Science (Essential Knowledge Series). New York: The MIT Press.

KEPNER, C.H.; TREGOE, B.B. 1981. O administrador racional. São Paulo: Atlas

MEIRELES, M. 2001. Ferramentas administrativas para identificar, observar e analisar problemas: organizações com foco no cliente. São Paulo: Arte & Ciência.

MOURA, A.K.; PIERRE, F.C. 2020. Análise da Gestão de Riscos em uma empresa prestadora de serviços governamentais. 9a Jornada Científica e Tecnológica da Fatec de Botucatu.

PESTANA, M.D.; VERAS, G.P.; FERREIRA, M.T.M; SILVA, A.R. 2016. Aplicação integrada da matriz GUT e da Matriz de qualidade em uma empresa de consultoria ambiental. Um estudo de caso para elaboração de propostas de melhorias. XXXVI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO.

RAMIRES, T.G.; FERREIRA, I.E.P.; RIGHETTO, A.J.; NAKAMURA, L.R.; FRADE, D.D.R. 2015. Análise de experimentos utilizando a interface Rstudio do software R. I Workshop de Ciências da APG/ESALQ: O despertar profissional: 51-61.

SILVA, A.S.B.; BERNARDO, A.C.F.; RIBEIRO, D.; MARIER, J.B.A.; BELLINE, Y.P. 2016. Qualidade Total: Os princípios de Deming em uma multinacional. XXXVI ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO.

SOARES, G.F. 2020. Ciência de dados aplicada à Auditoria Interna. Revista da CGU. Vol. 12, no 22.

ZARPELAM, J.B; SILVA, M.P. 2020. Aplicação de Matriz GUT na Priorização de Tarefas no Setor Financeiro de uma Empresa de Bebidas. X Congresso Brasileiro de Engenharia de Produção. UTFPR.