PROPOSIÇÃO DE MODELO DE AVALIAÇÃO DA SUSTENTABILIDADE E DESEMPENHO DE EMPRESAS DO SETOR ELÉTRICO BRASILEIRO COM BASE EM APOIO MULTICRITÉRIO E MACHINE LEARNING

Ayrton Benedito Gaia do Couto
Universidade Federal Fluminense
R. Passo da Pátria, 156 - Bloco E, Sala 324 - São Domingos, Niterói - RJ
ayrtoncouto@gmail.com

Luís Alberto Duncan Rangel
Universidade Federal Fluminense
R. Passo da Pátria, 156 - Bloco E, Sala 324 - São Domingos, Niterói - RJ
luisduncan@id.uff.br

RESUMO

Esta pesquisa visa a elaboração de modelo para avaliação de empresas concessionárias de distribuição de energia elétrica no Brasil, com base em indicadores de sustentabilidade e desempenho, objetivando o *benchmarking* das empresas. O modelo proposto fundamenta-se em abordagem multicritério com a Teoria dos Conjuntos Aproximativos, que permite o tratamento matemático das imprecisões advindas de medições quantitativas e qualitativas dos indicadores. Com base em tabelas de decisão, são geradas regras de decisão ("se ... então ...") a partir de indicadores e índices, além do estabelecimento de classes de sustentabilidade e desempenho alta, média ou baixa. Por meio de *Machine Learning*, será possível a predição das classes de sustentabilidade e de desempenho com base em séries históricas de indicadores. Para cada empresa, formar-se-á um par ordenado considerando: a classe-desempenho e a classe-sustentabilidade correspondente, a ser apontado em uma "Matriz de 9 setores".

PALAVRAS CHAVE: Sustentabilidade, Modelo de avaliação, Teoria dos Conjuntos Aproximativos.

Tópicos; Apoio à Decisão Multicritério

ABSTRACT

This research aims to develop an evaluation model for electricity distribution concessionaires companies in Brazil, based on sustainability and performance indicators, aiming a company benchmarking. The proposed model is based on a multicriteria decision aiding with the Rough Sets Theory, which allows the mathematic treatment of inaccuracies originated from quantitative and qualitative measurements of the indicators. Based on decision tables, the decision rules are generated ("if... then...") from indicators and indexes, in addition to the establishment of high, medium, or low sustainability and performance classes. Furthermore, through Machine Learning it will be possible to predict the sustainability and performance classes based on historical series of indicators. For each company, a matching ordered pair will be formed: a class-performance and a class-sustainability, to be pointed out in a "Matrix of 9 sectors".

KEYWORDS: Sustainability, Evaluation Model, Rough Sets Theory.

Paper topics: Multicriteria Decision Aiding

1. Introdução

De acordo com Pereira e Cândido [2020], o desenvolvimento sustentável e a sustentabilidade envolvem temáticas interdisciplinares e presentes nas discussões das diversas áreas da ciência, nas organizações públicas e privadas, não governamentais e na sociedade como um todo. A sustentabilidade está relacionada não somente a aspectos ecológicos, mas também, se relaciona aos aspectos econômicos, políticos, culturais, sociais, temporais e espaciais, sendo imprescindível a criação de instrumentos para medição, como os indicadores de sustentabilidade – "ferramentas" constituídas por uma ou mais variáveis, que podem ser relacionadas de várias maneiras. Consequentemente, estabelecer metas e criar instrumentos são etapas fundamentais para possibilitar a mensuração da sustentabilidade empresarial. Existem vários sistemas de indicadores de sustentabilidade empresarial utilizados no Brasil, tais como: o modelo internacional *Global Reporting Initiative* (GRI); Índice Dow Jones de Sustentabilidade (IDJS); o modelo do Instituto Brasileiro de Análises Sociais e Econômicas (IBASE); o modelo Ethos; e o Índice de Sustentabilidade Empresarial (ISE). Conforme Paz e Kipper [2016], a sustentabilidade baseia-se nas dimensões econômica, social e ambiental e, internacionalmente, são conhecidas como "*Triple Bottom Line*" (TBL) da sustentabilidade de um negócio. O conceito TBL questiona e pondera sobre a necessidade de as empresas basearem suas decisões estratégicas neste tripé, onde deverão manter a sustentabilidade econômica do seu negócio ao gerenciar empresas lucrativas e geradoras de valor, também a sustentabilidade social estimulando atividades ligadas à educação, cultura, lazer, bem estar e justiça social da comunidade onde a empresa está inserida. E, tudo isso mantendo cuidados ambientais como programas de reciclagem e preservação, dentre outros aspectos. Ademais, o TBL é um índice corporativo que incorpora também, as inter-relações entre as dimensões do desenvolvimento sustentável: eco-ambiental, eco-social, socioambiental e eco-sócio-ambiental, conforme Figura 1.

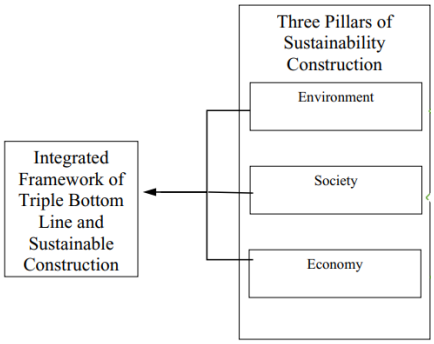


Figura 1 - A sustentabilidade em suas dimensões (adaptado); Fonte: Goh et al. [2020]

Paz e Kipper [2016] também apontam vários modelos dentre outros, para medir a sustentabilidade nas organizações públicas e privadas dos mais diversos segmentos: *Pressure-State-Response* (PSR) (dimensão ambiental); *Driving Forces-State-Response* (DSR) (dimensões social, ambiental, institucional e econômica); *Genuine Progress Indicator* (GPI) (dimensões social e econômica); Banco Mundial (dimensões social, ambiental, econômica e cultural); Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) (dimensões social, econômica, cultural e política); Barômetro da Sustentabilidade (dimensões social e ambiental); Painel de Sustentabilidade (dimensões social, ambiental, institucional e econômica); etc. Segundo Franceschini et al. [2019], na avaliação do desempenho de um processo organizacional requer-se duas atividades principais: *a.* Definição de indicadores: nesta fase são definidos os indicadores e os dados que serão relevantes; *b.* Decisão: dependente da diferença entre o objetivo e o desempenho medido, e com três diferentes ações: solução de um problema individual, melhoria incremental e reengenharia do processo. Assim, a medição é essencial para o controle de desempenho e possíveis melhorias. Pontos essenciais na construção de indicadores: *i.* os indicadores devem representar apropriadamente um processo; *ii.* devem ser bem entendidos e aceitos por gestores do processo e colaboradores; *iii.* devem ser

rastreáveis e passíveis de verificação. Cada indicador refere-se a um objetivo específico, que pode ser entendido como uma referência (absoluta ou relativa) para comparações. Valores de referência podem ser derivados de experiências pretéritas ou mesmo extrapoladas de processos de *benchmarking*, os quais permitem antecipar problemas potenciais relacionados aos "gaps" entre os indicadores e respectivos objetivos. Ademais, os indicadores podem ser "únicos", quando representam uma dimensão específica ou, "agregados", quando as dimensões do processo (ou parte) são representadas por um conjunto de indicadores, que são frequentemente agregados em outros indicadores (derivados) – Figura 2, a seguir. Os indicadores e índices tem tido papel crescente na ciência e na prática da sustentabilidade, apesar de incorporarem certo grau de incerteza na coleta e análise dos dados [Wu e Wu 2012].

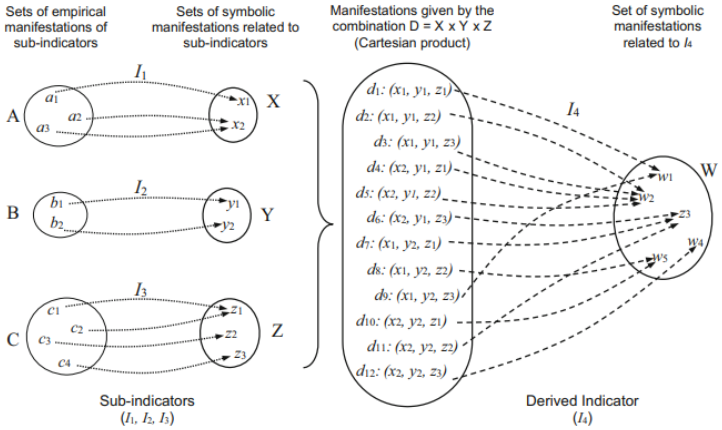


Figura 2 – Representação esquemática de indicador derivado; Fonte: Franceschini et al. [2019]

A ênfase na identificação e uso de indicadores de uma forma preditiva é relativamente nova. "Indicadores preditivos" são apropriados quando o principal interesse é prevenir a ocorrência de problemas, ao invés de corrigi-los, como por exemplo, o fluxo financeiro ao longo do tempo [Franceschini et al. 2019]. A questão da necessidade das empresas e instituições efetuar *benchmarking* em sustentabilidade vis-à-vis à revisão dos seus modelos de negócio, produtos, serviços, processos, desempenho, melhores práticas, inovações, etc., é apontada por vários autores: Knoepfel [2001], European Commission [2009], Nidumolu et al. [2009], Singh et al. [2009], Ramos e Caeiro [2010], Yigitcanlar e Dur [2010], Moriarty [2011], Hong et al. [2012], Campos et al. [2013], Lameira et al. [2013], Deng [2015], Paz e Kipper [2016], Feil et al. [2019], Instituto Ethos de Empresas e Responsabilidade Social [2018], CEMIG [2020], Pereira e Cândido [2020], PETROBRAS [2020].

Para o setor de eletricidade e energia, existem pesquisas sobre o desenvolvimento de Índices de Sustentabilidade Global para o setor de eletricidade na Índia [Deepthi et al. 2014]; com o uso de Análise Envoltória de Dados (*Data Envelopment Analysis*, DEA), existem pesquisas sobre avaliação de índices de eficiência e de produtividade de empresas de distribuição elétrica no Brasil [Goulart 2013], e indicadores GRI para o setor de energia brasileiro com o objetivo de avaliar a sua sustentabilidade social, econômica e ambiental [Sartori et al. 2017]; proposta de *framework* para avaliação multicritério da sustentabilidade em sistemas de energia, com o uso de atributos do *Triple Bottom Line*, preferências linguísticas e Lógica *Fuzzy* [Hendiani et al. 2020]; por meio de avaliação multicritério, com o método TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), existem pesquisas sobre análise da sustentabilidade (desempenhos econômico, social e ambiental) para o setor de energia brasileiro [Caiado et al. 2017], e sobre empreendimentos de energia renovável em uma cidade na Grécia, visando obter um *ranking/benchmark* desses empreendimentos [Andreopoulou e Koliouska 2018]. O uso de matriz com setores foi utilizado na pesquisa desenvolvido por Shen et al. [2015], com o objetivo de avaliar a urbanização sustentável (velocidade *versus* qualidade) com a aplicação do princípio da entropia (da termodinâmica), a um

estudo de caso de uma cidade chinesa. Essa pesquisa remete à matriz inicialmente elaborada pelo *Boston Consulting Group* e, posteriormente, aperfeiçoada pela empresa *General Electric* na década de 1970, como ferramenta para análise de portfólios de produtos (competitividade *versus* atratividade), conforme apresentado na Figura 3.

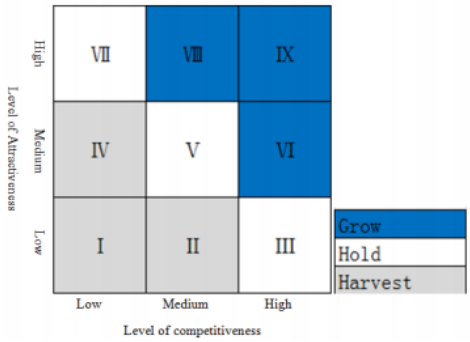


Figura 3 – Matriz para análise de portfólios de produtos; Fonte: Shen et al. [2015]

Segundo Lameira et al. [2013], em suas pesquisas com 205 empresas abertas brasileiras, no período entre 2005 e 2009, demonstrou que, os resultados foram favoráveis ao estabelecimento da associação e do discurso que defende que sustentabilidade e melhores desempenhos podem e devem estar integrados no processo de busca do crescimento sustentável. Ademais, a ISO 26000 – Diretrizes sobre responsabilidade social [ABNT 2010], estabelece que, "Uma organização pode exercer sua influência sobre outros tanto para fortalecer os impactos positivos no desenvolvimento sustentável como para minimizar os impactos negativos, ou ambos os casos.". Entre os métodos propostos para exercer influência, encontra-se "promover boas práticas". E, em setembro de 2015, a Assembleia Geral das Nações Unidas por meio da "Agenda 2030", estabeleceu uma coleção de 17 metas globais (Objetivos Globais para o Desenvolvimento Sustentável, ODS) [ONU 2015]. Naquela Agenda, em relação ao Objetivo "12" - Assegurar padrões de produção e de consumo sustentáveis, encontra-se o seguinte: "Incentivar as empresas, especialmente as empresas grandes e transnacionais, a adotar práticas sustentáveis e a integrar informações de sustentabilidade em seu ciclo de relatórios".

Consequentemente, a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), por meio da Resolução Normativa nº 605, de 11/03/2014, aprovou o Manual de Contabilidade do Setor Elétrico (MCSE), onde ficou estabelecido dentre outros objetivos, contribuir para a otimização da performance socioambiental por meio da explicitação dos gastos oriundos do cumprimento da Política Nacional de Meio Ambiente, necessários à conformidade ambiental e sustentabilidade das concessões atribuídas pela União Federal, visando a elaboração do Relatório de Responsabilidade Socioambiental e Econômico-Financeiro (RSA) [ANEEL 2014 2015]. O MCSE relaciona os indicadores quantitativos relativos às dimensões geral, governança corporativa, econômico-financeira, social e setorial, e ambiental para empresas outorgadas (geração, transmissão e distribuição de energia elétrica) exigidos e/ou sugeridos pela ANEEL, além de indicadores de desempenho ambiental específicos para empresas de geração e transmissão e/ou distribuição [ANEEL 2015]. O MCSE ainda menciona indicadores qualitativos (ex., aspectos de governança corporativa).

A contribuição desta pesquisa encontra-se na proposta de um modelo para avaliação da sustentabilidade e desempenho de empresas concessionárias de distribuição de energia elétrica no Brasil, não obstante a existência de propostas e outros modelos. Porém, o modelo proposto permite por meio de "benchmarking", que as empresas possam tomar decisões quanto à necessidade de se estabelecer ou ajustar metas, elaborar planos de ação e aprimorar os seus processos de trabalho. Permite também, o gerenciamento de riscos econômicos, sociais, ambientais e de governança corporativa por meio de avaliações, simulações e inferências. Ao gestor público, a oportunidade de conhecer melhores práticas das empresas ao identificar aquelas consideradas "benchmark" e, utilizar esse conhecimento como subsídio à elaboração e/ou aperfeiçoamento de políticas públicas

de desenvolvimento sustentável para o setor de energia elétrica. Esta pesquisa encontra-se dividida nas seguintes seções adicionais: 2, Referencial Teórico, dividido nas subseções, Apoio Multicritério à Decisão (2.1), Teoria dos Conjuntos Aproximativos (2.2) e *Machine Learning* (2.3); 3, Resultados e Discussões; 4, Conclusões e pesquisas futuras.

2. Referencial Teórico

2.1- Apoio Multicritério à Decisão

O Apoio Multicritério à Decisão pode ser definido como a atividade de um analista de decisões que, com base em modelos claramente apresentados, mas não necessariamente formalizados, ajuda na obtenção de elementos de resposta às questões de um agente de decisão no decorrer de um processo. Esses elementos tem como objetivo esclarecer cada decisão e, normalmente, recomendá-la ou simplesmente, favorecê-la. Trata-se de um comportamento natural que aumenta a coerência entre a avaliação do processo e os objetivos e o sistema de valores, a serviço dos quais o agente de decisão se posiciona [Gomes et al. 2004], [Gomes e Rangel 2009a 2009b]. Assim, na abordagem de problemas decisórios com muitos critérios, o apoio multicritério têm métodos que auxiliam os decisores no tratamento da identificação dos critérios mais importantes/redução dos critérios poucos relevantes, como é o caso da Teoria dos Conjuntos Aproximativos [Slowinski et al. 2012].

2.2-Teoria dos Conjuntos Aproximativos

De acordo com Pawlak [1982, 1991], Pawlak e Slowinski [1994], Pawlak et al. [1995] e Slowinski et al. [2012], a Teoria dos Conjuntos Aproximativos (*Rough Sets Theory*, RST) originou-se com Zdzislaw Pawlak, início dos anos 1980, como ferramenta matemática para o tratamento da imprecisão e incerteza de dados. A abordagem que a RST proporciona é de fundamental importância para a Inteligência Artificial (IA) e as ciências cognitivas, especialmente nas áreas de aprendizagem de máquina (*machine learning*), aquisição de conhecimento, análise de decisão, descoberta de conhecimento em bancos de dados, sistemas especialistas, sistemas de suporte à decisão, raciocínio indutivo e reconhecimento de padrões. A RST não compete com a Lógica Nebulosa (*Fuzzy*), com a qual é frequentemente contrastada, mas a complementa. De qualquer forma, essas teorias são abordagens independentes do conhecimento imperfeito. Uma das principais vantagens da RST é que ela não precisa de informações preliminares ou adicionais sobre os dados, como distribuição de probabilidade ou grau de pertinência na teoria dos conjuntos nebulosos. Conceitua-se Sistema de Informação como: K = (U, A), onde U é um conjunto finito e não-vazio de objetos; A é um conjunto finito e não-vazio de atributos, tal que, a: U → V_a para todo $a \in$ A, onde V_a é o conjunto de valores que pode ser atribuído ao atributo a. Há também, o conceito sobre "relação de indiscernibilidade" ("indiscernibility relation"): dado um sistema de informação (U,A) e para qualquer B ⊆ A, uma "relação de equivalência" (ou "classificação", indistintamente) R_B é definida como [Riza et al. 2014] Equação (1):

$$R_B(x,y) = \{(x,y) \in U^2 | \forall a \in B, a(x) = a(y)\} \quad (1)$$

Se (x,y) $\in R_B$(x,y), então x e y tem exatamente os mesmos valores para os atributos em B. De acordo com Pawlak [1991], nem sempre é possível expressar exatamente algum conjunto de objetos com o conhecimento disponível. Consequentemente, é possível expressar um conjunto de objetos por outros dois subconjuntos: aproximações "inferior" ("lower", $\underline{R}$) e "superior" ("upper", $\overline{R}$), dado X ⊆ U e uma relação de equivalência R, Equação (2):

$$\underline{R}X = \cup \{Y \in U | R: Y \subseteq X\}; \overline{R}X = \cup \{Y \in U | R: Y \cap X \neq \emptyset\} \quad (2),$$

em que $\underline{R}X$ é o subconjunto de elementos de U, que "certamente" podem ser classificados como elementos de X; $\overline{R}X$ é o subconjunto de elementos de U, que "possivelmente" podem ser classificados como elementos de X. Um conjunto é "aproximativo" ("rough") com relação a R, se e somente se, $\underline{R}X \neq \overline{R}X$. Do conceito de Sistema de Informação (K = (U, A)), pode-se obter o conceito de "tabela de decisão": quando A é formado por dois subconjuntos: C e D, atributos de condição e de decisão, respectivamente, (C, D ⊂ A); ou, T = (U, A, C, D). As classes de equivalência das relações R_C e R_D são conhecidas como classes de condição e decisão, respectivamente. Para cada x ∈ U, associa-se uma função d_x: A → V, tal que, $d_x(a) = a(x)$, para

todo $a \in C \cup D$; a função d_x é conhecida como "regra de decisão" (em T) [Pawlak 1991]. Conforme Pawlak [1991] e Riza et al. [2014], define-se região "positiva-B" como o conjunto de objetos em U que certamente pode ser classificado usando os atributos condicionais B, Equação (3):

$$POS_B = \bigcup_{x \in U} \underline{R}X \quad (3)$$

Ademais, pode-se computar o grau de dependência do atributo de decisão em relação ao conjunto de atributos de condição B, Equação (4):

$$\gamma_B = |POS_B| / |U| \quad (4)$$

Assim, uma tabela de decisão A é considerada consistente se $\gamma_A = 1$. De acordo com Riza et al. [2014], um "superreduto" ("superreduct") é um conjunto de atributos $B \subset A$ tal que $R_B = R_A$, onde R_B e R_A são relações de indiscernibilidade definidas por B e A, respectivamente. Se essa relação for também mínima, trata-se de um "reduto" ("reduct"). A interseção de todos os redutos é um "núcleo" ("core"), de um sistema de informação. Slowinski et al. [2012] apresenta o princípio de Dominância (*Dominance Rough Sets Approach*, DRSA): "objetos que possuem uma melhor avaliação ou que possuem no mínimo a mesma avaliação ("classe de decisão"), não podem estar associados a uma classe pior de decisão, considerados todos os critérios de decisão". Consequentemente, as relações de indiscernibilidade são substituídas por "relações de dominância" nas aproximações das classes de decisão. Em Pawlak [2000], encontra-se um exemplo de tabela de decisão, Tabela 1. Esta tabela é composta de seis lojas e quatro atributos (aspectos quantitativos ou qualitativos): E – autonomia dos vendedores; Q – qualidade da mercadoria; L – localização com trânsito intenso; P – resultado (lucro ou prejuízo). E, Q e L representam atributos de condição; P representa um atributo de decisão.

Loja	**E**	**Q**	**L**	**P**
1	Alta	Boa	Não	Lucro
2	Média	Boa	Não	Prejuízo
3	Média	Boa	Não	Lucro
4	Sem	Média	Não	Prejuízo
5	Média	Média	Sim	Prejuízo
6	Alta	Média	Sim	Lucro

Tabela 1. Exemplo com seis lojas; Fonte: Pawlak [2000]

Com base nos atributos E, Q e L, pode-se afirmar o seguinte: as lojas 1 e 6 realizaram lucro, as lojas 4 e 5 tiveram prejuízo e as lojas 2 e 3 não podem ser classificadas (em lucro ou prejuízo), porque são indiscerníveis em relação a esses atributos. Assim, empregando-se os atributos E, Q e L, deduz-se que: as lojas 1 e 6 certamente realizaram lucro, isto é, certamente pertencem ao conjunto {1,3,6}; enquanto as lojas 1, 2, 3 e 6 possivelmente realizaram lucro, isto é, possivelmente pertencem ao conjunto {1,3,6}. Os conjuntos {1,6} e {1,2,3,6} representam, respectivamente, as aproximações "inferior" e "superior" do conjunto {1,3,6}. O conjunto {2,3} representa a diferença entre as aproximações superior e inferior e caracteriza a "região de fronteira" do conjunto {1,3,6}. Possíveis regras extraídas da Tabela de Decisão (Tabela 1):

(E, média) and (Q, boa) → (P, prejuízo)
(E, sem) → (P, prejuízo) (ou se E = "sem" então "prejuízo")
(E, média) and (Q, média) → (P, prejuízo)

Assim, uma regra de decisão em S é uma expressão $\Phi \rightarrow \Psi$, leia-se se Φ então Ψ, onde $\Phi \in For(C)$, $\Psi \in For(D)$, C e D são atributos de condição e decisão, respectivamente.

2.3-*Machine Learning*

Machine Learning ou "aprendizagem de máquina", refere-se ao subcampo da Inteligência Artificial, que visa projetar algoritmos (sequência finita de operações) permitindo que programas de computadores aprendam com dados pregressos [Russell e Norvig 1995]. E, como instrumento por exemplo, encontra-se a "indução de regras": regras condição-ação, árvores de decisão ou estruturas similares de conhecimento [Langley e Simon 1995], [Pawlak et al. 1995].

Assim, programas de computador aprendem automaticamente, a reconhecer padrões complexos e tomar decisões inteligentes com base em dados. Por exemplo, um problema típico de aprendizagem de máquina é programar um computador para que ele possa automaticamente reconhecer códigos postais escritos à mão no correio depois de aprender com um conjunto de exemplos. Os métodos de *Machine Learning* dividem-se em: supervisionados (caso de classificação; dados de treinamento possuem "etiqueta"), não supervisionados (caso de agrupamento ou "clustering"; dados de treinamento não possuem "etiqueta") e semi-supervisionados (combinação dos anteriores) [Han et al. 2012].

3. Resultados e Discussões

Esta pesquisa apresenta um modelo conceitual para a avaliação conjunta da sustentabilidade e do desempenho para empresas concessionárias de distribuição de energia elétrica no Brasil, conforme Figura 4:



Figura 4 – Modelo proposto para avaliação da sustentabilidade (Su) e desempenho econômico-social-ambiental-governança corporativa (ESAG), setor elétrico (distribuição); Fonte: autores

As etapas são descritas de forma sucinta e visa à implementação do modelo proposto:

a) Etapa 1: Definição dos Indicadores – consiste na coleta e tratamento das informações quantitativas e, qualitativas por "mineração de texto" com o uso do software KH Coder [Higuchi 2001], [Zhai e Massung 2016], [Zizka et al. 2020], constantes no Relatório de Responsabilidade Socioambiental e Econômico-Financeiro (RSA), de acordo com o Manual de Contabilidade do Setor Elétrico (MCSE) [ANEEL 2015]. O MCSE distingue os indicadores "diretamente" relacionados à sustentabilidade ("Su", sigla sugerida pelos autores da pesquisa) (coluna preenchida com referência ao padrão GRI/Sustainability Reporting Guidelines & Electric Utility Sector Supplement [GRI 2000]), e aqueles "indiretamente" relacionados à sustentabilidade, mas que também indicam um "desempenho" (econômico, social, ambiental e governança corporativa – "ESAG", sigla sugerida pelos autores da pesquisa) (coluna GRI não preenchida). Exemplos de indicadores direta e indiretamente relacionados à sustentabilidade: consumo total de água por fonte (m^3) (sigla EN8, padrão GRI) e política de auxílio ao desenvolvimento de pequenas e microempresas fornecedoras, respectivamente. Em março/2021, do total de 63 (sessenta e três) empresas concessionárias de distribuição de energia elétrica, foram coletados 26 (vinte e seis) relatórios RSA relativos ao exercício de 2019 [ANEEL 2021]. Os relatórios RSA são anuais, com demonstrações dos últimos três exercícios. Com relação à mineração de textos, compreende a extração e análise dos textos sobre governança corporativa [GRI 2000], [IBGC 2015], Pereira e Cândido [2020] constantes no RSA, por meio das funcionalidades no software KH Coder: opções ("Word") "Frequency list"

(palavras pesquisadas e respectivas frequências de ocorrência, “Word association” (palavras fortemente relacionadas a outras palavras), “KWIC (Key Words in Context) concordance” (como palavras pesquisadas são utilizadas no texto) e “Co-occurrence network” (rede com relações sintagmáticas entre palavras) [Higuchi 2001], [Zhai e Massung 2016];

b) Etapa 2: Classificação das empresas – consiste em obter as classes por meio de índices de sustentabilidade (InSu) ou de ESAG (InESAG). Para cada empresa, haverá indicadores normalizados (variação de 0 a 1) nas dimensões econômica, social, ambiental e de governança corporativa. Cada valor do indicador (v_i) foi então, normalizado (v_{in}) e, visa obter um percentual em relação ao valor máximo encontrado (v_{max}) (se indicador “ganho”; quanto maior, melhor) ou mínimo (v_{min}) (se indicador “custo ou perda”; quanto menor, melhor): $v_{in} = v_i / v_{max}$ ou $v_{in} = 1 / (v_i / v_{min})$, respectivamente. Assim, para cada empresa e para cada indicador, obtém-se sempre uma posição relativa (%) à empresa que pode ser considerada “paradigma” naquele indicador (que obteve os valores máximo ou mínimo, conforme o tipo do indicador – ganho ou custo, respectivamente). Para cada conjunto de indicadores de mesma dimensão (ex., social), haverá um índice correspondente, calculado por média aritmética simples. Por fim, haverá um índice final a ser calculado pela média aritmética dos índices econômico, social, ambiental e de governança corporativa relativos à sustentabilidade (“InSu”). Procedimento análogo para a obtenção do índice “InESAG”. Inicialmente, as classes baixa, média e alta estão compreendidas nos seguintes intervalos de valores dos índices (Su ou ESAG): [0; 0.3333], (0.3333; 0.6666] e (0.6666; 1], respectivamente. Porém, torna-se factível também, o estabelecimento dessas classes por meio de “clustering” e Rough Sets [Yu et al. 2014], [Lingras et al. 2014]. Assim, há três classes de decisão com ordem de preferência: baixa, média e alta;

c) Etapa 3: Apoio Multicritério – uso de *Rough Sets* na verificação de (possíveis) “reduções” e “núcleo” de conhecimento nas Tabelas de Decisão; por se tratar de indicadores com base em medições quantitativas e qualitativas e, muito provavelmente, incorrer em imprecisões nessas medições, a aplicação da RST conjuntamente com o “princípio de Dominância” (*Dominance Rough Set Approach*, DRSA), permitem o tratamento matemático destas imprecisões para o universo considerado de empresas e atributos, por meio da identificação de conjuntos aproximativos inferior e superior. É possível verificar possíveis “reduções” e/ou “núcleo” de conhecimento nas tabelas de decisão, isto é, indicadores que teriam o mesmo valor de informação que o conjunto original. Isto permite uma possível redução no conjunto de indicadores de sustentabilidade e de desempenho [Pawlak 1991], [Couto e Gomes 2010], [Slowinski et al. 2012], [Couto e Gomes 2020], [Karolak et al. 2020];

d) Etapa 4: Padrões e predição – verificação de padrões sobre os indicadores por meio de regras de decisão (“se ..., então ...”) [Pawlak 1991], [Couto e Gomes 2010], [Slowinski et al. 2012], [Couto e Gomes 2020], [Karolak et al. 2020]. Ademais, por meio de *Machine Learning* (aprendizagem de máquina, e algoritmos de classificação), é possível a predição das classes Su ou ESAG com base em séries históricas dos valores absolutos dos indicadores [Han et al. 2012], [Riza et al. 2014 2019]. Esses algoritmos de geração (ou inferência) de regras são propostos pelo package “RoughSets” (v. 1.3-7, de 15/12/2019) em “R” [Riza et al. 2014 2019]. Esta biblioteca contém funções determinadas que se utilizam da Teoria dos Conjuntos Aproximativos e da Lógica Fuzzy. O resultado desta predição pode ser confrontado com o resultado obtido por RST/DRSA para efetuar a “análise de sensibilidade” dos resultados obtidos – uso do software jMAF (Dominance-Based Rough Set Data Analysis Framework) [Błaszczyński et al. 2013];

e) Etapa 5: Matriz de 9 setores – elaboração de “benchmarking” (posições relativas), em função das classificações da sustentabilidade (Su) e de ESAG das empresas do universo considerado. Para cada empresa, formar-se-á um par ordenado (Classe ESAG, Classe Su) correspondente, a ser apontado na “Matriz de 9 setores”. Este posicionamento será sempre relativo, isto é, terá como referência a empresa melhor posicionada ou classificada na matriz. Este *benchmarking* poderá ser efetuado ao longo de uma série histórica de indicadores e/ou índices de sustentabilidade ou de desempenho para uma mesma empresa bem como, com relação a

empresas concorrentes (não identificadas). A Figura 5 ilustra como exemplo, o resultado a ser obtido no *benchmarking*, onde "X" representa uma empresa sob análise frente a concorrentes ("•"). Os setores possuem os seguintes significados: verde – indica uma classificação máxima (A, A) (benchmark); azul – representa empresas com classes no mínimo iguais à "média"; branco – indica empresas que possuem somente uma classe igual à "baixa"; e, vermelho – representa classificação mínima (B, B). A distribuição da representação gráfica das empresas é aleatória dentro de cada setor, isto é, independe do valor do índice final (InESAG ou InSu), tendo em vista que, o mais importante é conhecer a região (setor) em que uma empresa se posiciona frente a concorrentes. Este *benchmarking* apresenta dois objetivos: saber se há empresa bem posicionada (ex., no setor verde) que possa servir de *benchmark* bem como, conhecer o quanto uma determinada empresa ("X") está distante desse *benchmark*. Isto permite a uma empresa estabelecer metas e planos de ação, bem como, distanciar-se de patamares mínimos (setores branco ou vermelho), visando mitigar (ou eliminar) prováveis riscos associados ao seu desempenho.

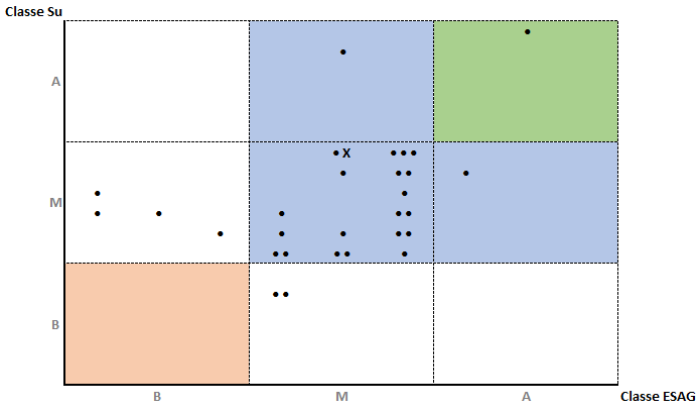


Figura 5. Matriz de 9 setores: pares ordenados (Classe ESAG, Classe Su); Fonte: autores

f) Etapa 6: Validação – tem como objetivo confrontar os resultados obtidos no *benchmarking* com aquelas empresas avaliadas. Assim, torna-se possível conhecer possíveis melhores práticas adotadas por empresas situadas no setor verde da Matriz. Para o gestor público (ex., ANEEL), o conhecimento dessas práticas pode subsidiar a elaboração e/ou aperfeiçoamento de políticas públicas de desenvolvimento sustentável para o setor elétrico. Ao final, conforme Figura 4, reinicia-se o ciclo do modelo proposto de avaliação.

4. Conclusões e pesquisas futuras

Não obstante a importância que o tema da sustentabilidade suscita em todo o mundo, tanto no meio governamental como no setor privado, além do acadêmico, e ultimamente, de forma quase permanente pela sociedade em geral, nota-se que, ainda continua a busca pela melhor forma de se monitorar e controlar os impactos econômicos, sociais, ambientais, de governança corporativa, etc. advindos do desenvolvimento em sua forma mais ampla. Como exemplo, utilizamos do IDH (Índice de Desenvolvimento Humano) para mensurar progressos de regiões quanto à expectativa de vida, nível de escolaridade e renda *per capita*; da relação dívida/PIB para avaliar se vale investir (ou não) em determinados países; da taxa de transmissão da Covid-19 (*Imperial College* de Londres) para avaliar se cabe ou não adotar medidas restritivas de mobilidade em uma determinada região; Índice ESG (ou ASG, ambiental-social-governança) para avaliar empresas em auxílio à tomada de decisão por investidores; e, Índice ou Coeficiente de Gini, para mensurar o grau de concentração de renda; etc. Queiramos ou não, e de alguma forma com limitações, necessitamos fazer uso de indicadores e índices para a tomada de decisões nas mais diversas circunstâncias e necessidades.

No contexto desta pesquisa, procurou-se não simplesmente, a produção de mais um conjunto de indicadores e índices. Mas, sim, apresentar para um contexto específico, empresas concessionárias de distribuição de energia elétrica no Brasil, a partir de um determinado universo de indicadores quantitativos e qualitativos, uma proposta de modelo para avaliar conjuntamente, os desempenhos direta e indiretamente relacionados à sustentabilidade das empresas. Assim, permite-se a uma determinada empresa, mantendo o sigilo das empresas participantes da análise, conhecer a sua "posição relativa" perante concorrentes. Isto se constitui em oportunidade para se conhecer possíveis melhores práticas adotadas por empresas situadas no setor "verde" do *benchmarking* proposto. O conhecimento de melhores práticas pelo gestor público por exemplo, permite subsidiar a elaboração e/ou o aprimoramento de políticas públicas de desenvolvimento sustentável para o setor de energia elétrica. De outra ótica, possivelmente em auxílio ao gerenciamento de riscos e, por questões indubitáveis de responsabilidade social e ética das empresas, este modelo procura propiciar tanto ao gestor privado como ao público, avaliar, simular e inferir com o uso de Teoria Multicritério de Decisão (no caso, *Rough Sets Theory*), levantamento de regras de decisão e *Machine Learning*, as classes de sustentabilidade (Su) e ESAG das empresas.

Como pesquisa futura, há a oportunidade para se validar o modelo proposto, ampliar o universo de indicadores e índices e identificar possíveis melhorias/necessidades junto a ANEEL, empresas distribuidoras de energia elétrica e especialistas no setor. De forma complementar, há a possibilidade de se viabilizar a criação de uma plataforma (na Web) para que essas empresas possam fornecer os seus dados sobre sustentabilidade e desempenho e, se beneficiarem do *benchmarking* com análises, simulações, inferências, monitoramento de indicadores, estabelecimento de metas e elaboração de planos de ação visando aperfeiçoamentos em seus processos de trabalho e no gerenciamento de riscos.

Referências

ABNT (2010). Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR ISO 26000, Diretrizes sobre responsabilidade social, 1ª ed.

Andreopoulou, Z. e Koliouska, C. (2018). Benchmarking internet promotion of renewable energy enterprises: is sustainability present?. Sustainability, 2018, 10, 4187.

ANEEL (2014). Agência Nacional de Energia Elétrica. Resolução Normativa nº 605, de 11/03/2014.

ANEEL (2015). Agência Nacional de Energia Elétrica. Manual de Contabilidade do Setor Elétrico (MCSE).

ANEEL (2021). Agência Nacional de Energia Elétrica, Central de Informações Econômico-Financeiras. Web page. https://www.aneel.gov.br/central-de-informacoes-economico-financeiras?p_p_id=ciefseuser_WAR_ciefseportlet&p_p_lifecycle=0&p_p_state=normal&p_p_mode=view&p_p_col_id=column-2&p_p_col_pos=1&p_p_col_count=3. Acessado: 2021-03-30.

Błaszczyński, J., Greco, S., Matarazzo, B., Słowiński, R. e Szelag, M. (2013). jMAF - Dominance-based Rough Set Data Analysis Framework. Chapter 5 [In]: A. Skowron, Z. Suraj (Eds.), Rough Sets and Intelligent Systems - Professor Zdzisław Pawlak in Memoriam, 1, Intelligent Systems Reference Library, 42, 185-209, Springer.

Caiado, R. G. G., Lima, G. B. A., Gavião, L. O., Quelhas, O. L. G. e Paschoalino, F. F. (2017). Sustainability analysis in electrical energy companies by similarity technique to ideal solution. IEEE Latin America Transactions, 15, 4, 675-681.

Campos, L.M.S., Sehnem, S., Oliveira, M.A.S., Rossetto, A.M., Coelho, A.L.A.L. e Dalfovo, M.S. (2013). Relatório de sustentabilidade: perfil das organizações brasileiras e estrangeiras segundo o padrão da Global Reporting Initiative. Gestão & Produção, 20, 4, 913-926.

CEMIG (2020). Companhia Energética de Minas Gerais S.A.. Relatório Anual de Sustentabilidade 2019.

Couto, A. B. G. e Gomes, L. F. A. M. (2010). A tomada de decisão em recursos humanos com dados replicados e inconsistentes: uma aplicação da teoria dos conjuntos aproximativos. Pesquisa Operacional, 30, 3, 657-686.

Couto, A. B. G. e Gomes, L. F. A. M. (2020). Sovereign rating analysis through the dominance-based rough set approach. Foundations of Computing and Decision Sciences, 45, 1, 3-16.
Deng, H. (2015). Multicriteria analysis for benchmarking sustainability development. Benchmarking: An International Journal, 22, 5, 791-807.
Deepthi, S., Nair, P. S. C. e Sharma, D. P. (2014). Prospects for sustainable development of Kerala State through the electricity sector policy interventions, 2014 International Conference on Advances in Green Energy (ICAGE), 33-38.
European Commission (2009). Sustainable Development Indicators, An Overview of relevant Framework Programme funded research and identification of further needs.
Feil, A. A., Schreiber, D., Haetinger, C., Strasburg, V. J. e Barkert, C. L. (2019). Sustainability Indicators for Industrial Organizations: Systematic Review of Literature. Sustainability, 11, 854.
Franceschini, F., Galetto, M. e Maisano, D. (2019). Designing performance measurement systems: theory and practice of key performance indicators. Springer, Switzerland.
Goh, C. S., Chong, H., Jack, L. e Faris, A. (2020). Revisiting triple bottom line within the context of sustainable construction: A systematic review. Journal of Cleaner Production, 252, 1-10.
Gomes, L. F. A. M., Araya, M. C. G. e Carignano, C. (2004). Tomada de decisões em cenários complexos. Pioneira Thomson Learning, São Paulo.
Gomes, L. F. A. M. e Rangel, L. A. D. (2009a). An application of the TODIM method to the multicriteria rental evaluation of residential properties. European Journal of Operational Research, 193, 204–211.
Gomes, L. F. A. M. e Rangel, L. A. D. (2009b). Determining the utility functions of criteria used in the evaluation of real estate. Int. J. Production Economics, 117, 420–426.
Goulart, D. D. (2013). Avaliação de índices de eficiência e de produtividade de distribuidoras de energia elétrica no Brasil aplicando análise envoltória de dados (DEA). Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Pampa.
GRI (2000). Global Reporting Initiative. Sustainability Reporting Guidelines & Electric Utility Sector Supplement, RG version 3.0/EUSS.
Han, J., Kamber e M., Pei, J. (2012). Data mining: concepts and techniques. 3rd ed., Morgan Kaufmann Publishers, Elsevier, Waltham (USA).
Hendiani, S., Sharifi, E., Bagherpour, M. e Ghannadpour, S. F. (2020). A multi-criteria sustainability assessment approach for energy systems using sustainability triple bottom line attributes and linguistic preferences. Environment, Development and Sustainability, 22, 7771–7805.
Higuchi, K. (2001). KH Coder. Web page. http://khcoder.net/en/#. Acessado: 2019-09-10.
Hong, P., Hong, S. W., Roh, J. J. e Park, K. (2012). Evolving benchmarking practices: a review for research perspectives. Benchmarking: An International Journal, 19, 4/5, 444-462.
IBGC (2015). Instituto Brasileiro de Governança Corporativa. Código das melhores práticas de governança corporativa, São Paulo, 5ª ed.
Instituto Ethos de Empresas e Responsabilidade Social (2018). Indicadores Ethos para Negócios Sustentáveis e Responsáveis.
Knoepfel, I. (2001). Dow jones sustainability group index: a global benchmark for corporate sustainability. Corporate Environmental Strategy, 8, 1, 6-15.
Karolak, M., Palkowski, L., Kubiak, B., Błaszczyński, J., Lunio, R., Sawicki, W., Slowinski, R. e Krysinski, J. (2020). Application of dominance-based rough set approach for optimization of pellets tableting process, Pharmaceutics, 12, 1024, 1-14.
Lameira, V. J., Ness, V. L. J., Quelhas, O. L. G. e Pereira, R. G. (2013). Sustentabilidade, valor, desempenho e risco no mercado de capitais brasileiro. Revista Brasileira de Gestão de Negócios, 15, 46, 76-90.
Langley, P. e Simon, H. A. (1995). Applications of machine learning and rule induction. Communications of the ACM, 38, 11, 55-64.
Lingras, P., Chen, M. e Miao, D. (2014). Qualitative and quantitative combinations of crisp and rough clustering schemes using dominance relations. International Journal of Approximate Reasoning, 55, 238-258.

Moriarty, J. P. (2011). A theory of benchmarking. Benchmarking: An International Journal, 18, 4, 588-611.
Nidumolu, R., Prahalad, C. K. e Rangaswami, M. R. (2009). Why sustainability is now the key driver of innovation?. Harvard Business Review, 87, 9, 56-64.
ONU (2015). Organização das Nações Unidas. Transformando Nosso Mundo: A Agenda 2030 para o Desenvolvimento Sustentável. Web page.
https://nacoesunidas.org/wpcontent/uploads/2015/10/agenda2030-pt-br.pdf. Acessado: 2020-05-03.
Paz, F. J. e Kipper, L. M. (2016). Sustentabilidade nas organizações: vantagens e desafios. Gestão da Produção, Operações e Sistemas, 11, 2, 85-102.
Pawlak, Z. (1982). Rough sets. Int. J. Comput. Inf. Sci, 11, 341-356.
Pawlak, Z. (1991). Rough sets. Theoretical aspects of reasoning about data. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.
Pawlak, Z. (2000). Rough sets and decision analysis, Information Systems & Operational Research, 38, 3, 132-144.
Pawlak, Z., Grzymala-Busse, J., Slowinski, R. e Ziarko, W. (1995). Rough sets. Communications of the ACM, 38, 11, 88-95.
Pawlak, Z. e Slowinski, R. (1994). Rough set approach to multi-attribute decision analysis. European Journal of Operational Research, 72, 443-459.
Pereira Neto, F. e Cândido, G. A. (2020). Sustentabilidade corporativa: definição de indicadores para organizações do setor energético. Revista de Gestão dos Países de Língua Portuguesa, 19, 2, 104-126.
PETROBRAS (2020). Petróleo Brasileiro S.A.. Relatório de Sustentabilidade 2019.
Ramos, T. B., Caeiro, S. (2010). Meta-performance evaluation of sustainability indicators. Ecological Indicators, 10, 157-166.
Riza, L. S., Janusz, A., Bergmeir, C., Cornelis, C., Herrera, F., Slezak, D. e Benitez, J. M. (2014). Implemeting algorithms of rough set theory and fuzzy rough set theory in the R package "roughsets". Information Sciences, 287, 68-89.
Riza, L.S., Janusz, A., Slezak, D., Cornelis, C., Herrera, F., Benitez, J.M., Bergmeir, C. e Stawicki, S. (2019). Data Analysis Using Rough Set and Fuzzy Rough Set Theories. Web page. https://cran.r-project.org/web/packages/RoughSets/RoughSets.pdf. Acessado: 2021-03-12.
Russell, S. J. e Norvig, P. (1995). Artificial intelligence: a modern approach. Prentice Hall, Englewood Cliffs (USA).
Sartori, S., Witjes, S. e Campos, L. M. S. (2017). Sustainability performance for Brazilian electricity power industry: an assessment integrating social, economic and environmental issues. Energy Policy, 111, 41–51.
Shen, L., Zhou, J., Skitmore, M. e Xia, B. (2015). Application of a hybrid entropy–McKinsey matrix method in evaluating sustainable urbanization: a China case study, Cities, 42, B, 186-194.
Singh, R. K., Murty, H. R., Gupta, S. K. e Dikshit, A. K. (2009). An overview of sustainability assessment methodologies. Ecological Indicators, 9, 189–212.
Slowinski, R., Greco, S. e Matarazzo, B. (2012). Rough set and rule-based multicriteria decision aiding. Pesquisa Operacional, 32, 2, 213-269.
Wu, J. e Wu, T. (2012). Sustainability indicators and indices: an overview, In: Christian N. Madu and C. Kuei (eds.), Handbook of Sustainable Management, Imperial College Press, London.
Yigitcanlar, T. e Dur, F. (2010). Developing a sustainability assessment model: the sustainable infrastructure, land-use, environment and transport model. Sustainability, 2, 321-340.
Yu, H., Liu, Z. e Wang, G. (2014). An automatic method to determine the number of clusters using decision-theoretic rough set. International Journal of Approximate Reasoning, 55, 101-115.
Zhai, C. e Massung, S. (2016). Text data management and analysis: A practical introduction to information retrieval and text mining. Association for Computing Machinery and Morgan & Claypool Publishers, University of Waterloo.
Zizka, J., Darena, F. e Svoboda, A. (2020). Text mining with machine learning: principles and techniques. Taylor & Francis Group, Boca Raton (USA).