



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO ACADÊMICO DO AGRESTE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

JOSÉ AMÉRICO FERNANDES DE SOUZA

**PREVISÃO DO NÚMERO DE VEÍCULOS EM FIM DE VIDA NO BRASIL: uma
estimativa utilizando um modelo híbrido baseado no sarima e em redes neurais
recorrentes**

Caruaru
2020

JOSÉ AMÉRICO FERNANDES DE SOUZA

**PREVISÃO DO NÚMERO DE VEÍCULOS EM FIM DE VIDA NO BRASIL: uma
estimativa utilizando um modelo híbrido baseado no sarima e em redes neurais
recorrentes**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Otimização e Gestão da Produção.

Orientadora: Prof.^a PhD. Maísa Mendonça Silva.

Caruaru

2020

Catálogo na fonte:
Bibliotecário – Raul César de Melo - CRB/4 - 1735

S729p Souza, José Américo Fernandes de.
Previsão do número de veículos em fim de vida no Brasil: uma estimativa utilizando um modelo híbrido baseado no sarima e em redes neurais recorrentes / José Américo Fernandes de Souza. – 2020.
125 f. : il. ; 30 cm.

Orientadora: Maísa Mendonça Silva.
Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco, CAA, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2020.
Inclui Referências.

1. Indústria automobilística. 2. Resíduos industriais – Reaproveitamento. 3. Logística empresarial. 4. Análise de séries temporais. 5. Redes neurais (Computação).
I. Silva, Maísa Mendonça (Orientadora). II. Título.

CDD 658.5 (23. ed.) UFPE (CAA 2020-066)

JOSÉ AMÉRICO FERNANDES DE SOUZA

**PREVISÃO DO NÚMERO DE VEÍCULOS EM FIM DE VIDA NO BRASIL: uma
estimativa utilizando um modelo híbrido baseado no sarima e em redes neurais
recorrentes**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção.

Aprovada em: 28/05/2020.

BANCA EXAMINADORA

Prof.^a PhD. Máisa Mendonça Silva (Orientadora)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof.^a Dr.^a Thárcylla Rebecca Negreiros Clemente (Examinadora Interna)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof.^a Dr.^a Simone Machado Santos (Examinadora Externa)
Universidade Federal de Pernambuco

Dedico esse trabalho à minha amiga Ana Berlúcia (*in memoriam*), mulher forte, de riso contagiante, que sempre me incentivou a percorrer novos caminhos e a desafiar às minhas próprias limitações.

AGRADECIMENTOS

Gratidão a Deus, força suprema, que me conduz por sólidos caminhos de edificação. Seu sopro proporcionou-me o sustento e a coragem necessária para questionar realidades e enxergar novas possibilidades.

À minha família pelo o carinho, incentivo e apoio incondicional. Especialmente aos meus pais, Eliete Lopes e João Rodrigues, reduto de esperança e amor. Agradeço aos meus estimados irmãos e familiares, pelo o companheirismo e pelas as palavras de incentivo. Ainda que dóida fosse a minha ausência, minha família, orgulhosamente simples, sempre ousou diante às adversidades, empenhando-se e, até mesmo, fazendo certos sacrifícios, para que eu trilhasse novos caminhos por terras desconhecidas.

Gratidão também a minha querida orientadora, professora Máisa Mendonça, que me acolheu e conduziu durante essa trajetória, ora marcada por momentos de alegrias e entusiasmos, ora por períodos de tristezas e angústias, mas que certamente contribuíram para o meu crescimento pessoal e profissional. Obrigado professora por dividir comigo seu tempo e paciência, por acreditar no projeto e confiar no meu trabalho, por me dar todo o suporte e, por me fazer enxergar na docência o meu propósito de vida. Sem sua orientação, apoio, confiança e amizade, nada disso seria possível.

Um agradecimento especial também ao Professor Isaac Pergher, pelo exemplo de profissionalismo e colaboração durante o estágio docência, e por todas as experiências compartilhadas em sala de aula, que sempre me encheram os olhos e fizeram parte do meu aprendizado.

Aos meus amigos, Carla, Pedro, Ciro, Jovenilson, Daniela, Maricélia, Saulo e Anderson, meus companheiros de lutas, irmãos de estrada, que souberam compreender minhas preocupações, dividiram comigo os fardos e os triunfos deste projeto, e sempre solícitos quando precisei. A companhia de vocês foi o combustível necessário para não cair, independente da distância, sempre estivemos conectados. Que o acolhimento que tiveram comigo, o bem que semearam em minha vida, lhes sejam acrescentados em qualquer momento que necessitarem, prezo por ter por perto, pessoas como vocês.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) por propiciarem e contribuírem na construção deste Mestrado. Por fim render agradecimentos a todos que nesses anos de mestrado, de muito estudo, esforço e empenho, contribuíram para a realização de mais este sonho.

RESUMO

A indústria automotiva é, sem dúvidas, uma das maiores impulsionadoras da economia global. Todavia, o crescente número de veículos, observado nas últimas décadas, tem posto em cheque a sustentabilidade na cadeia automotiva, especialmente, no que diz respeito a destinação final dos resíduos. Acredita-se, que apenas na União Europeia (UE), sejam gerados cerca de 8 a 9 milhões de toneladas de resíduos por ano, decorrentes de Veículos em Fim de Vida (ELV). Esse montante, fez com que a UE definisse os ELVs como fluxo prioritário de resíduos, fomentando assim, por meio da Diretiva 2000/53/EC, princípios básicos para a gestão apropriada de ELVs. Em contrapartida, no Brasil, a determinação de políticas eficazes no gerenciamento de ELVs, ainda são tidas como incipientes. Embora o país, atualmente, esteja entre os maiores mercados de venda e produção de veículos do planeta, consolidando-se como um dos principais *players* mundiais do setor. Desta forma, o presente estudo tem por objetivo estimar a demanda futura de ELVs no Brasil, de modo a possibilitar o estabelecimento de estratégias que não apenas auxiliem a tomada de decisão, mas também visem a mitigação do impacto global deste resíduo na cadeia automotiva brasileira. Para tanto, foi utilizado um modelo híbrido de previsão, baseado na metodologia ARIMA e em Redes Neurais Artificiais, com um conjunto de dados temporais extraídos de plataformas setoriais brasileiras. No que se refere ao delineamento da pesquisa, o foco foi na categoria de veículos automotores, com capacidade máxima para até oito passageiros, visto que esta, é a classe de maior representatividade e proporção ambiental no país. Os resultados alcançados apontam para uma boa convergência do modelo, indicando melhor desempenho do que uma previsão ingênua ou trivial. A eficiência obtida pelo o coeficiente de Nash-Sutcliffe foi de 98%. E a expectativa é que para o ano de 2030 sejam produzidos aproximadamente 5,2 milhões de ELVs no Brasil, dos quais, somente 78 mil seriam efetivamente reciclados, considerando a atual taxa de reciclagem de veículos no país. Isto posto, o estudo poderá ainda contribuir com a proposição de alternativas que favoreçam o gerenciamento adequado do resíduo automotivo, fornecendo uma referência para a formulação e implementação de políticas relacionadas a ELVs no Brasil.

Palavras-chave: Gestão de Resíduos. End-of-Life Vehicles. Séries Temporais. Modelos de Previsão. Redes Neurais Recorrentes (RNN).

ABSTRACT

The automotive industry is undoubtedly one of the biggest drivers of the global economy. However, the growing number of vehicles, observed in recent decades, has put sustainability in the automotive chain in check, especially with regard to the final destination of waste. It is believed that in the European Union (EU) alone, around 8 to 9 million tons of waste are generated each year, resulting from End of Life Vehicles (ELV). This amount has caused the EU to define ELVs as a priority waste stream, thus promoting, through Directive 2000/53 / EC, basic principles for the proper management of ELVs. In contrast, in Brazil, the determination of effective policies in the management of ELVs, are still considered incipient. Although the country is currently among the largest vehicle sales and production markets on the planet, consolidating itself as one of the main global players in the sector. Thus, the present study aims to estimate the future demand for ELVs in Brazil, in order to enable the establishment of strategies that not only assist decision making, but also aim to mitigate the global impact of this waste on the Brazilian automotive chain. For this, a hybrid forecasting model was used, based on the ARIMA methodology and on Artificial Neural Networks, with a set of temporal data extracted from Brazilian sectoral platforms. With regard to the design of the research, the focus was on the category of motor vehicles, with a maximum capacity for up to eight passengers, since this is the class with the greatest representativeness and environmental proportion in the country. The results achieved point to a good convergence of the model, indicating better performance than a naive or trivial prediction. The efficiency obtained by the Nash-Sutcliffe coefficient was 98%. And the expectation is that by the year 2030, approximately 5.2 million ELVs will be produced in Brazil, of which only 78 thousand would be effectively recycled, considering the current vehicle recycling rate in the country. That said, the study may also contribute to the proposition of alternatives that favor the proper management of automotive waste, providing a reference for the formulation and implementation of policies related to ELVs in Brazil.

Keywords: Waste Management. End-of-Life Vehicles. Time Series. Forecasting Models. Recurrent Neural Networks (RNN).

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Gráfico 1 –	Relatório do número de citações sobre ELVs por ano	20
Gráfico 2 –	Distribuição da frota brasileira de automóveis por unidade de federação – 2014 (%)	26
Gráfico 3 –	Distribuição dos recursos na reciclagem de ELVs	31
Quadro 1 –	Componentes veiculares e seus impactos ao meio ambiente	33
Quadro 2 –	Principais efeitos de uma gestão de ELVs ineficaz	36
Figura 1 –	Analogia entre o neurônio biológico e artificial (modelo matemático de um perceptron)	51
Figura 2 –	Classificação básica das RNAs	53
Quadro 3 –	Representação gráfica e matemática das principais funções de ativação	54
Figura 3 –	Princípio de funcionamento de uma RNN.....	58
Fluxograma 1 –	Diagrama da pesquisa cienciométrica	65
Fluxograma 2 –	Esquema do modelo híbrido proposto	68
Fluxograma 3 –	Encadeamento científico da pesquisa	69
Gráfico 4 –	Distribuição do número de citações por ano conforme o corpus de pesquisa indexado de 2004 a 2019.....	70
Figura 4 –	Rede de co-autoria	71
Figura 5 –	Rede com as principais instituições	73
Figura 6 –	Rede de palavras-chave co-ocorrentes	74
Figura 7 –	Explosão de palavras-chave co-ocorrentes	75
Figura 8 –	Rede de categorias co-ocorrentes	76
Figura 9 –	Rede de co-citação de autores	77
Figura 10 –	Explosão de citação de autores	78
Figura 11 –	Rede de co-citação de periódicos	79
Quadro 4 –	Os 20 principais trabalhos citados com base nos dados da WOS...	81
Figura 12 –	Rede de principais clusters	83
Quadro 5 –	Detalhamento dos principais clusters da pesquisa em ELV no contexto da decisão	83
Figura 13 –	Linha do tempo dos principais clusters da pesquisa	86
Mapa 1 –	Distribuição dos registros de publicações nas principais regiões de pesquisa	87

Mapa 2 –	Representações geoespaciais associadas a pesquisa sobre ELVs no contexto da decisão	88
Gráfico 5 –	Série temporal mensal da quantidade de automóveis em final de vida no Brasil entre os anos 2003 a 2019.....	91
Figura 14 –	Decomposição da série temporal original	92
Figura 15 –	Especificação do modelo com base na função auto.arima	94
Figura 16 –	Diagnóstico dos Resíduos	95
Figura 17 –	Teste de normalidade dos resíduos	96
Figura 18 –	Teste de Box-Pierce	96
Figura 19 –	Teste de acurácia do modelo	97
Gráfico 6 –	Minimização dos erros da RNA ao longo das tentativas	98
Gráfico 7 –	Comparação dos resíduos do modelo ARIMA com a estimativa dos resíduos normalizados realizada pela a RNA	99
Gráfico 8 –	Comparação entre os métodos de previsão	100
Gráfico 9 –	Projeção mensal do número de ELVs no Brasil (2003-2030)	102
Gráfico 10 –	Demanda futura de ELVs no Brasil	103

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Decomposição dos resíduos provenientes de ELV por categorias de materiais e componentes, em 2015	33
Tabela 2 –	As 25 principais palavras-chave co-ocorrentes com base na centralidade	74
Tabela 3 –	Os 10 principais autores com base na centralidade das citações	78
Tabela 4 –	As 10 principais revistas de origem no corpus da pesquisa	80
Tabela 5 –	Avaliação da acurácia dos modelos	101

LISTA DE SIGLAS

ACF	AUTOCORRELAÇÃO AMOSTRAL
ACF1	COEFICIENTE DE AUTOCORRELAÇÃO PARCIAL DE 1º ORDEM
ACR	REMANUFATURA DE COMPONENTES AUTOMOTIVOS
ACV	AVALIAÇÃO DO CICLO DE VIDA
AIC	CRITÉRIO DE INFORMAÇÃO DE AKAIKE
ANFAVEA	ASSOCIAÇÃO NACIONAL DOS FABRICANTES DE VEÍCULOS AUTOMOTORES
AR	PROCESSO AUTORREGRESSIVO
ARA	AUTOMOTIVE RECYCLING ASSOCIATION/ ASSOCIAÇÃO DE EMPRESAS DE RECICLAGEM DE VEÍCULOS
ARIMA	MODELO AUTORREGRESSIVO INTEGRADO DE MÉDIAS MÓVEIS
ARMA	PROCESSO AUTORREGRESSIVO DE MÉDIAS MÓVEIS
ASR	RESÍDUOS DE TRITURADORES AUTOMOTIVOS
BIC	CRITÉRIO DE INFORMAÇÃO BAYESIANO
BPTT	BACKPROPAGATION THROUGH TIME
CARS	CAR ALLOWANCE REBATE SYSTEM/ SISTEMA DE PROVISÃO DE DESCONTOS PARA CARROS
CFC's	CLOROFLUORCARBONETOS
CNT	CONFEDERAÇÃO NACIONAL DO TRANSPORTE
CONAMA	CONSELHO NACIONAL DO MEIO AMBIENTE
CONTRAN	CONSELHO NACIONAL DE TRÂNSITO
CTB	CÓDIGO DE TRÂNSITO BRASILEIRO
DEMATEL	LABORATÓRIO DE AVALIAÇÃO E ENSAIO DE TOMADA DE DECISÃO
DENATRAN	DEPARTAMENTO NACIONAL DE TRÂNSITO
DETRAN	DEPARTAMENTO ESTADUAL DE TRÂNSITO
ELV	END-OF-LIFE VEHICLES/VEÍCULOS EM FIM DE VIDA
FAC	FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO
FEAHP	MÉTODO DE ANÁLISE DE EXTENSÃO NO AHP DIFUSO
FV	FUNÇÃO DE VEROSSIMILHANÇA

GEE	GASES DO EFEITO ESTUFA
IBGE	INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA
IPEA	INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA
IBGE	INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA
IPCC	INTERGOVERNAMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE
IREC	INTERNATIONAL RECYCLING EDUCATION CENTER
JARC	JAPAN AUTOMOBILE RECYCLING PROMOTION CENTER
LIB	BATERIAS DE ÍONS DE LÍTIO
LR	LOGÍSTICA REVERSA
MA	PROCESSO DE MÉDIA MÓVEL
MAE	ERRO MÉDIO ABSOLUTO
MAPE	ERRO MÉDIO PERCENTUAL ABSOLUTO
MDIC	MINISTÉRIO DA INDÚSTRIA, COMÉRCIO EXTERIOR E SERVIÇOS
MASE	ERRO MÉDIO ABSOLUTO ESCALONADO
MCDA	ANÁLISE DE DECISÃO MULTICRITÉRIO
ME	ERRO MÉDIO
MLPS	MULTILAYER PERCEPTRON
MPE	ERRO MÉDIO PERCENTUAL
MSE	ERRO QUADRÁTICO MÉDIO
MTPA	MINISTÉRIO DOS TRANSPORTES, PORTOS E AVIAÇÃO CIVIL
NS	COEFICIENTE DE NASH-SUTCLIFE
OCV	MECANISMO DE DERIVAÇÕES DE TENSÃO DE CIRCUITO ABERTO
OICA	ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA INDÚSTRIA AUTOMOBILÍSTICA
PACF	AUTOCORRELAÇÃO AMOSTRAL PARCIAL
PAHS	HIDROCARBONETOS AROMÁTICOS POLICÍCLICOS
PIB	PRODUTO INTERNO BRUTO
PCBS	BIFENILOS POLICLORADOS
PNRS	POLÍTICA NACIONAL DE RESÍDUOS SÓLIDOS
Q	MODULARIDADE

REILP	PROGRAMAÇÃO LINEAR POR INTERVALO EXPLÍCITO DE RISCO
RMSE	ERRO MÉDIO QUADRÁTICO
RNA	REDE NEURAL ARTIFICIAL
RNN	REDES NEURAIS RECORRENTES
SER	RESPONSABILIDADE SOCIAL EMPRESARIAL
S	SILHUETA
SARIMA	MODELO AUTORREGRESSIVO INTEGRADO DE MÉDIAS MÓVEIS COM COMPONENTE SAZONAL
SINDINESFA	SINDICATO DAS EMPRESAS DE SUCATA DE FERRO E AÇO
STP	SISTEMA TOYOTA DE PRODUÇÃO
UE	UNIÃO EUROPEIA
U-THEIL	ÍNDICE DE DESIGUALDADE DE THEIL
WOS	WEB OF SCIENCE

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Objetivos	17
1.1.1	Objetivo geral	17
1.1.2	Objetivos específicos	17
1.2	Justificativa	18
1.3	Relevância do trabalho	20
1.4	Estrutura do trabalho	21
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
2.1	A indústria automobilística	22
2.1.1	Uma breve contextualização acerca da evolução histórica	22
2.1.2	Relevância, expressividade e caracterização do setor automotivo	23
2.1.3	Um panorama da indústria automobilística brasileira	25
2.2	Logística reversa e gestão de resíduos na indústria automotiva	26
2.2.1	Logística reversa de pós-consumo	27
2.2.2	ELV: um prisma sobre o gerenciamento do resíduo automotivo	29
2.2.3	Principais componentes veiculares e seu impacto ao meio ambiente	32
2.3	Contexto Legislativo	37
2.3.1	União Europeia	38
2.3.2	Estados Unidos	40
2.3.3	Japão	41
2.3.4	Brasil	43
2.4	Modelos de Previsão	45
2.4.1	Análise de Séries Temporais	46
2.4.2	Modelo ARIMA	48
2.4.3	Redes Neurais Artificiais (RNA)	50
2.4.3.1	<i>Estrutura das Redes Neurais</i>	52
2.4.3.2	<i>Redes Neurais Recorrentes (RNN): características básicas e processo de aprendizagem</i>	56
2.5	Parâmetros para a avaliação de desempenho dos modelos	60
3	METODOLOGIA	62
3.1	Classificação da pesquisa	62

3.2	Procedimentos para a revisão cienciométrica	62
3.3	Fundamentos do modelo híbrido	65
4	<i>RESULTADOS E DISCUSSÃO</i>	70
4.1	Revisão sistemática da literatura	70
4.1.1	Análises cienciométricas	70
4.1.1.1	<i>Análise de co-autoria</i>	71
4.1.1.1.1	<i>Autores</i>	72
4.1.1.1.2	<i>Instituições</i>	72
4.1.1.2	<i>Análise de co-palavras</i>	73
4.1.1.2.1	<i>Rede de palavras-chave</i>	73
4.1.1.2.2	<i>Categoria de assuntos co-ocorrentes</i>	76
4.1.1.3	<i>Análise de co-citação</i>	77
4.1.1.3.1	<i>Co-citação de autores</i>	77
4.1.1.3.2	<i>Co-citação de periódicos</i>	79
4.1.1.3.3	<i>Co-citação de documentos</i>	80
4.1.1.4	<i>Análise de clusters</i>	82
4.1.1.5	<i>Análise Geoespacial</i>	86
4.1.2	Síntese do estado da arte e posicionamento deste trabalho	88
4.2	Previsão do número de ELVs no Brasil	91
4.3	Alternativas de mitigação	103
4.3.1	Aumento da taxa de reciclagem	103
4.3.2	Redução do peso do veículo	104
4.3.3	Alteração da vida útil do veículo	104
4.3.4	Redução no padrão de consumo e obsolescência programada	105
4.3.5	Sancionamento de uma legislação específica mais contundente	105
4.3.6	Melhoria na infraestrutura das rodovias brasileiras	106
5	<i>CONSIDERAÇÕES FINAIS</i>	108
5.1	Limitações e Sugestões para Trabalhos Futuros	109
	<i>REFERÊNCIAS</i>	111

1 INTRODUÇÃO

Atuar em mercados de economia global tem provocado impactos ainda imensuráveis no meio ambiente. As cadeias de suprimentos, com o advento da globalização, tornaram-se mais ágeis, dinâmicas, dependentes entre si, complexas e, conseqüentemente, mais difíceis de serem gerenciadas, uma vez que estas, começaram a ultrapassar as fronteiras geográficas.

Esse atual cenário, pós-globalização, tem posto em evidência a seguridade do desenvolvimento sustentável, contribuindo, mesmo que indiretamente, para o fortalecimento do consumo excessivo, intensificação no uso dos recursos naturais, poluição e aumento do volume de resíduos gerados nos processos fabris.

Sob este viés, o automóvel é um dos produtos industriais que mais provoca impacto ao meio ambiente. Desde sua fabricação, com processos de extração intensivos na utilização da água; passando por seu uso, com emissões consideráveis de gases de efeito estufa; até sua destinação final, com a massiva geração de resíduos sólidos, os quais, em sua maioria, costumam ser mal gerenciados.

No contexto de mitigação das mudanças climáticas e suas variantes ambientais, o setor de transporte é de importância crucial para atingir as metas globais de sustentabilidade (HELD et al., 2018). O setor sozinho, é responsável por cerca de 14% das emissões globais de gases de efeito estufa (GEE) (IPCC, 2014). Além disso, recebe alta atenção social, tanto por parte da população de um modo geral, quanto dos formuladores de políticas, uma vez que, satisfaz a demanda da humanidade por mobilidade, e configura-se como um expressivo fator econômico nas mais diversas economias do globo, especialmente no Brasil (HELD et al., 2018).

O Brasil é um país predominantemente urbano, com mais de 80% da população vivendo em áreas urbanas (IBGE, 2010). De acordo com a Associação Nacional dos Fabricantes de Veículos Automotores – ANFAVEA (2019), entre 2000 e 2018, a frota de veículos no país foi mais que duplicada, registrando a marca de quase 45 milhões de veículos em 2018.

Como resultado desse aumento significativo da frota de automóveis, o número de Veículos em Fim de Vida (ELV) cresceu consideravelmente nesses últimos anos, e conseqüentemente, isso intensificou o volume de resíduos sólidos automotivos.

Os ELVs são automóveis, que por diversas razões, tornam-se inadequados ao uso, podendo assim, deixar de desempenhar sua funcionalidade natural (SURHONE et al., 2011). Nesse sentido, o gerenciamento de ELVs, tem sido um dos principais itens de preocupação para o alcance da sustentabilidade na indústria automotiva.

Segundo Yang et al. (2019), os ELVs capturaram uma atenção generalizada devido à quantidade considerável da demanda global de veículos. Para o autor, o grande número de automóveis aumenta o desperdício de recursos em virtude do gerenciamento inadequado de ELV.

Sendo assim, diversos estudos vêm sendo desenvolvidos por meio da aplicação de modelos de apoio a tomada decisão, direcionados a proposição de alternativas de atenuação dos impactos ambientais, especialmente, no que diz respeito ao gerenciamento de ELVs.

Para Hao et al. (2018) a incerteza associada à quantidade, qualidade e tempo de retorno de veículos dificulta o gerenciamento eficaz da cadeia reversa automotiva. Por isso, prever adequadamente o número de veículos não somente facilita a reutilização e destinação apropriada do resíduo, mas também auxilia no fluxo de materiais, na tomada de decisões, e na formulação de leis e regulamentos relevantes.

Neste contexto, faz-se necessário refletir sobre os seguintes questionamentos: A quantidade de ELVs reciclada, bem como as políticas associadas ao controle desses resíduos têm sido satisfatórias para atender a demanda futura de ELVs no Brasil? E, o que fazer para minimizar o volume de ELVs gerados no país e alcançar o desenvolvimento sustentável na cadeia reversa automotiva? Responder a estas e outras indagações, consiste no cerne desta pesquisa.

1.1 Objetivos

Na busca de se entender os efeitos da demanda futura de ELVs no Brasil, os seguintes objetivos foram elaborados:

1.1.1 Objetivo geral

Estimar a quantidade de automóveis em final de vida no Brasil, por meio de um modelo híbrido de previsão, para assim, poder traçar estratégias que não apenas auxiliem a tomada de decisão, mas também visem a mitigação do impacto global deste resíduo na cadeia automotiva brasileira.

1.1.2 Objetivos específicos

- Caracterizar o estado da arte de ELVs no contexto da decisão, por meio de uma revisão cientométrica da literatura;

- Identificar metodologias que melhor se adaptam às características das séries temporais automotivas;
- Utilizar de um modelo combinado de previsão fundamentado na metodologia Autorregressiva Integrada de Médias Móveis (ARIMA) e na sistemática de Redes Neurais Artificiais (RNA) para estimar o número de automóveis em fim de vida no Brasil gerados no ano de 2030;
- Realizar testes estatísticos para a validação dos modelos e comparar o desempenho obtido entre os métodos previsão convencional (ARIMA) e híbrido;
- Propor ações gerenciais que favoreçam a tomada de decisão dos agentes empresariais e governamentais, através de alternativas que minimizem o volume de ELVs gerados no Brasil.

1.2 Justificativa

As práticas de Responsabilidade Social Empresarial (RSE) tornaram-se item imperativo para a manutenção e competitividade das organizações em escala global. Agora, “as empresas multinacionais estão sujeitas a várias regras, regulamentos e restrições éticas que foram implementadas para proteger o meio ambiente, os funcionários e a comunidade a que servem” (LEE; TAN, 2019, p. 261).

Nesta mesma ótica, conservação ambiental e desenvolvimento sustentável, configuram-se atualmente, como alvos de especial atenção do setor automotivo. Este, que por sua vez, possui uma das maiores cadeias produtivas do mundo, e constitui um dos mais representativos sustentáculos da economia de boa parte dos países (HAO et al., 2018).

Com a alta tecnologia de produto disponível no mercado, o processo de desenvolvimento de veículos é composto por dezenas de milhares de componentes, que envolve não apenas diferentes substâncias com potencial de reciclagem, mas também diversas substâncias perigosas (YANG et al., 2019). De acordo com Hao et al. (2018), os veículos durante os estágios de uso e sucateamento são responsáveis pela forte poluição do meio ambiente.

Além disso, a cadeia produtiva da indústria automotiva é intensiva na utilização de recursos, e o aumento na produção e venda de veículos, impactará significativamente no crescimento da propriedade de veículos, o que obviamente, trará um aumento no número de ELVs (TIAN; CHEN, 2014; HAO et al., 2018).

Segundo Li et al. (2016), o número total de automóveis globais excedeu 1,2 bilhão desde 2014. E tendo em vista a taxa de desmantelamento anual de 7%, o número total de ELVs ultrapassa a marca de 84 milhões em todo o mundo (YANG et al., 2019).

Não obstante, é inegável a relevância do setor automotivo para o crescimento de uma nação. Devido aos seus encadeamentos, o setor automotivo brasileiro gera mais de 1,3 milhão de empregos diretos e indiretos, e pode impulsionar significativamente a produção de vários outros setores industriais, especialmente, o da indústria de transformação (BRASIL, 2019).

De acordo com o Ministério da Indústria, Comércio Exterior e Serviços (MDIC), 2019, o setor automotivo brasileiro contempla cerca de 22% do PIB industrial, com representação de 4% no PIB nacional (BRASIL, 2019). Ainda conforme o órgão, em 2016, o Brasil ocupou a décima posição no ranking mundial de produção de veículos, com aproximadamente 1,77 milhões de unidades produzidas, e foi considerado o oitavo maior mercado interno de veículos do globo, com a marca de 2,05 milhões de unidades comercializadas (BRASIL, 2019).

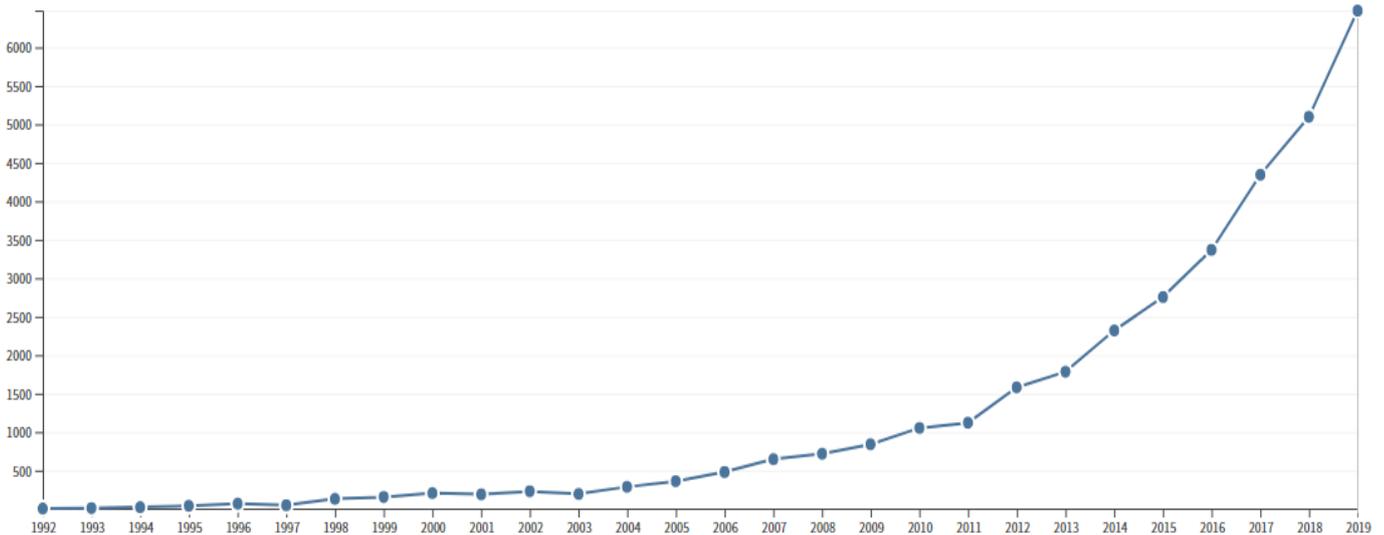
E os números não param por aí, estima-se que a indústria automobilística brasileira tenha acumulado no período de 1957 a 2016, uma produção de cerca de 75,8 milhões de unidades de veículos (BRASIL, 2019). E a quantidade de carros segue a um ritmo crescente no país. Com base nos relatórios do Departamento Nacional de Trânsito – DENATRAN (2017), a proporção é de 1 automóvel para cada 4,4 habitantes no Brasil.

No entanto, no Brasil, o processo de reciclagem deixa ainda muito a desejar, representando apenas 1,5% de sua frota, conforme afirma Coimbra (2017) respaldado na avaliação do Sindicato das Empresas de Sucata de Ferro e Aço (SINDINESFA). Ao passo que os 98,5% restantes dos veículos em final de vida possuem destinação incerta, podendo então, ser designados a desmanches, serem apreendidos em depósitos ou ainda, abandonados em vias públicas ou em locais desconhecidos, bem como, serem alvos do mercado ilegal de peças (REVISTA CESVI, 2009).

Outro aspecto a ser considerado é o caráter incipiente das legislações brasileiras convergentes ao direcionamento adequado de ELVs no Brasil. O país conta apenas com a Política Nacional de Resíduos Sólidos (PNRS), Lei 12.305/2010, que estabeleceu a destinação final de resíduos sólidos, através da implementação da logística reversa, que por si só, não contempla as particularidades para a regulamentação apropriada de automóveis; e a Lei de Desmanche, que visa a regulamentação das indústrias de desmantelamento que atuam de forma irregular no país.

Para além disso, estudos relacionados a ELVs têm ganhado cada vez mais espaço no meio acadêmico, uma vez que a literatura de modo geral vem aumentando gradativamente seu interesse pelo assunto. Tal progressão é ratificada pelo gráfico abaixo (Gráfico 1), retirado de uma das mais importantes base de dados do mundo: a *Web of Science* (2020); no qual se observa um comportamento ascendente do número de citações a respeito da temática em evidência.

Gráfico 1 – Relatório do número de citações sobre ELVs por ano



Fonte: *Web of Science* (2020)

Isto posto, certamente, torna-se pertinente refletir sobre o gerenciamento de ELVs, por meio da projeção do número de automóveis em fim de vida no Brasil, cuja análise, futuramente poderá ser um recurso valioso para a formulação de leis e diretivas de cunho ambiental, assim como, uma aliada poderosa na tomada de decisão e conscientização da população.

1.3 Relevância do trabalho

Realizar projeções que possibilitem a ação preditiva dos atores do processo decisório, torna-se fundamental para o avanço da sustentabilidade na cadeia reversa automotiva. Sendo assim, a contribuição deste trabalho consiste no estabelecimento de um modelo combinado de previsão baseado na metodologia ARIMA e na sistemática de RNA como ferramenta estratégica para a tomada de decisões no setor automotivo brasileiro.

Outrossim, estimativas sobre a quantidade futura de automóveis, possibilitará a ponderação acerca das questões de mobilidade urbana e padrão de consumo, aspectos hodiernos

elementares para o bem-estar social e o desenvolvimento econômico, em especial dos países emergentes, mais carentes de infraestruturas.

O presente estudo poderá ainda ser ponto de partida para que outros trabalhos e novas discussões floresçam na comunidade científica, sobretudo, considerando o caráter incipiente da pesquisa no tocante a ELVs sob o contexto da decisão no Brasil.

Além disso, essas projeções na indústria automobilística podem ser utilizadas para modelar as fases de produção e uso, bem como, ser mecanismo de expansão do sistema, por meio da inclusão dos mercados de sucata e materiais, gerando assim, novos *insights* sobre as consequências ambientais das mudanças na geração de sucata e reciclagem na substituição de componentes automotivos (PALAZZO; GEYER, 2019).

Portanto, atentar-se para as diversas nuances deste resíduo poderá ser item imperativo para o alcance das metas do desenvolvimento sustentável na cadeia automotiva brasileira.

1.4 Estrutura do trabalho

O presente estudo está organizado em 5 capítulos, dispostos da seguinte maneira:

- Capítulo I: refere-se a parte introdutória do trabalho, apresentando as motivações, justificativas, objetivos geral e específicos, bem como a relevância do desenvolvimento da pesquisa.
- Capítulo II: dedica-se a fundamentação teórica, abordando os principais conceitos pertinentes ao assunto de interesse, tais como: o entendimento de logística reversa, gerenciamento de resíduos, contexto legislativo, séries temporais, metodologia ARIMA e RNAs.
- Capítulo III: este, por sua vez, foi designado a apresentação do modelo proposto e dos procedimentos para a revisão da literatura, descrevendo a classificação da pesquisa e o passo a passo da metodologia utilizada.
- Capítulo IV: são apresentados os principais resultados da pesquisa com uma análise comparativa entre os modelos investigados. Além disso, o capítulo procurou contemplar também uma revisão cienciométrica a respeito da gestão de ELVs sob a perspectiva dos modelos de decisão, no intuito de se explorar o estado da arte e identificar lacunas que caracterizam o posicionamento deste trabalho.
- Capítulo V: Contém as considerações finais da dissertação, nas quais contribuições, desafios e limitações são discutidas, bem como sugestões para trabalhos futuros são apresentadas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 A indústria automobilística

2.1.1 Uma breve contextualização acerca da evolução histórica

O automóvel, fruto de um processo evolutivo alavancado pela revolução industrial, foi uma das invenções mais disruptivas e cobiçadas da história da humanidade, sendo símbolo de modernidade, e mecanismo impulsionador da indústria de transformação.

O primeiro protótipo de veículo com motor a vapor foi atribuído ao *Fardier* de Joseph Cugnot, construído em 1769 (VIEIRA, 2008). O veículo consistia basicamente em um triciclo movido a vapor, inspirado por uma carruagem e desenvolvido para fins militares. No entanto, não existe um consenso sobre o exato momento da história, em que se tenha dado início a essa poderosa invenção. O que se pode afirmar, com convicção, são que os primeiros automóveis surgiram de sucessivas modificações e adaptações tecnológicas (MARTINS, 2015).

A primeira mudança certamente foi a invenção dos motores com combustão interna a gasolina, por Karl Benz e Gottlieb Daimler, considerados pioneiros do carro moderno. A segunda grande transformação, que revolucionou o setor automotivo, ocorreu no início do século XX, quando o empresário e fundador da *Ford Motor Company*, Henry Ford, lançou o seu Modelo T, reestruturando o seu processo produtivo em torno de uma linha de montagem (CASOTTI; GOLDENSTEIN, 2008).

A grande divisão e especialização das tarefas associadas à padronização dos procedimentos e produtos automotivos foram estratégias substanciais para o sucesso do modelo fordista, que inovou ao conseguir uma produção em larga escala a menores custos e prazos, tornando-se uma referência de gestão para os mais diversos segmentos da indústria de transformação (CASOTTI; GOLDENSTEIN, 2008).

Essa popularização do fordismo, tornou-se ainda mais evidente no contexto pós Segunda Guerra Mundial, quando a mentalidade empresarial norte-americana se difundiu mais facilmente pela Europa Ocidental através do Plano Marshall, e o mundo conheceu a era da produção e do consumo em massa por meio da soberania americana (CASOTTI; GOLDENSTEIN, 2008).

Após a Segunda Guerra, quando as grandes marcas automobilísticas se estabeleceram em novos mercados consumidores – entre os quais o Brasil –, o carro se transformou em símbolo de ascensão social da nascente classe média urbana. Além disso, influenciou o desenvolvimento viário e o transporte público das cidades, cujas administrações passaram a dar prioridade ao transporte individual, atendendo a demanda dos grupos econômicos mais influentes (ROSE, 2016, n.p).

Com essa abertura e cooperação entre as nações, no contexto pós-guerra, a indústria automotiva, rapidamente, instaurou-se em diferentes continentes e países para aproveitar as condições locais, tais como: disponibilidade de matérias-primas, custo de mão-de-obra, nível de tributação, simplicidade das exigências administrativas e legislativas locais (MAMALIS; SPENTZAS; MAMALI, 2013).

Entretanto, o desenvolvimento da indústria automotiva nos países não se deu de forma homogênea. A produção seriada, tal qual fora desenhada nos Estados Unidos, passou por algumas adaptações, para melhor atender as necessidades de cada região. Em alguns países, a rigidez do sistema de produção combinada ao excesso de estoques gerados e as diferenças socioculturais intrínsecas a cada território dificultou a implementação bem-sucedida do modelo fordista.

A evolução natural desse processo, foi a filosofia *just-in-time* ou Sistema Toyota de Produção (STP), com a adoção de metodologias mais flexíveis de manufatura, por meio da redução de perdas no processo produtivo. Tal política de gerenciamento, não apenas tem sido benéfica do ponto de vista econômico, mas também tem incorporado aspectos socioambientais que tem impulsionado a indústria automotiva no sentido da melhoria contínua.

Atualmente, nos deparamos com um novo paradigma: a chamada indústria 4.0. Uma abordagem utilizada para caracterizar a “Fábrica do Futuro”, no qual as indústrias são dispostas como parte integrante de uma rede padronizada, com um comportamento mais ágil, dinâmico, inteligente e flexível, para atender as demandas do mercado (GOECKS; TELLES; GOMES, 2018).

Todas essas transformações, ocorridas no setor automotivo, acompanharam o progresso técnico-científico da humanidade, impactando diretamente na forma como a indústria foi se reinventando ao longo dos anos, para se manter competitiva no mercado. Isso fez com que a indústria automotiva exercesse um papel significativo na gestão dos processos, no desenvolvimento de novas tecnologias, nas relações de poder e trabalho, e até mesmo, no modo de vida das pessoas, tornando assim, a humanidade altamente dependente dos serviços proporcionados pela cadeia automobilística.

Os desdobramentos da hegemonia automotiva são destacados nas seções a seguir.

2.1.2 Relevância, expressividade e caracterização do setor automotivo

As sociedades atuais são fortemente dependentes do veículo a motor e, portanto, o automóvel foi uma invenção que “veio para ficar” (ALTSHULER et al., 1984). Para se ter uma

ideia, o setor é o maior motor de crescimento econômico do mundo, com um volume de negócios global, em receita bruta, de quase € 2 trilhões ao ano, conforme levantamento da Organização Mundial da Indústria Automobilística (OICA, 2019).

A indústria automobilística emprega cerca de 9 milhões de pessoas diretamente na fabricação dos veículos e das peças, que os compõem. Isso representa mais de 5% do total de empregos industriais do mundo (OICA, 2019). A organização estima ainda, que cada emprego direto no setor automotivo apoie pelo menos outros 5 empregos indiretos na comunidade, resultando assim, em mais de 50 milhões de empregos devidos à indústria. “Se a indústria automobilística fosse um país, seria a sexta maior economia” (OICA, 2019, n.p).

No que diz respeito a produção e venda de veículos, a OICA (2019) destaca que, em 2018, foram produzidos 95,6 milhões de unidades de veículos, incluindo automóveis passageiros e veículos comerciais leves. Desse montante produzido, 73,71% representa os automóveis, enquanto os 26,29% restantes correspondem ao segmento de comerciais leves. Os números de vendas não são menos impressionantes. Em 2018, foram vendidas mais de 95 milhões de unidades de veículos (OICA, 2019).

Além disso, o setor automotivo é um dos maiores absorvedores do campo industrial, consumindo uma grande quantidade de insumos de outras cadeias produtivas. Estima-se que aproximadamente 50% da produção de borracha, 25% do vidro e 15% do aço mundial sejam destinados a indústria automobilística (CASOTTI; GOLDENSTEIN, 2008; SIQUEIRA et al., 2019). Em outras palavras, a indústria automotiva movimenta diferentes segmentos industriais, sobretudo, o da indústria de transformação, criando muitas vezes, uma relação de interdependência entre os setores e potencializando diversos segmentos da economia global.

De acordo com Santos (2017), as empresas atuantes neste setor, em sua maioria, comportam-se como multinacionais, com filiais em países que as possibilitem ampliar a sua produção e o lucro, por meio da redução dos custos dos fatores de produção. Neste sentido, o setor tem construído cadeias de valor globais, no qual as indústrias buscam estabelecer suas filiais em regiões com conjunturas econômicas mais favoráveis aos seus planos de negócios.

Outro aspecto relevante a ser considerado é o caráter oligopolizado do setor automobilístico, concentrando a produção global de veículos em um número reduzido de fabricantes. Dentre as quais, destaca-se: a Toyota, Volkswagen, Ford, Honda, Nissan, Hyundai e Chevrolet. Juntas, elas representam quase metade da produção mundial de veículos.

O setor automobilístico é oligopolizado em nível internacional, possuindo elevadas barreiras à entrada. Pode-se afirmar que a indústria está em permanente processo de consolidação, sendo frequentes as incorporações, fusões, joint ventures e parcerias

comerciais das mais diversas naturezas que, de uma forma geral, reafirmam o caráter oligopolista do setor (CASOTTI; GOLDENSTEIN, 2008, p. 151).

Ademais, a área automobilística é também uma das que mais fomentam a inovação, investindo quase 85 bilhões de euros em pesquisa e desenvolvimento, assim como, contribui com mais de 430 bilhões de euros em receitas governamentais nos mais diversos países (OICA, 2019). A seguir, destacar-se-á os aspectos mais proeminentes do setor automotivo no Brasil.

2.1.3 Um panorama da indústria automobilística brasileira

Historicamente, a indústria automotiva sempre teve uma relevância muito grande para a economia brasileira. De acordo com a OICA (2019), o Brasil ocupa, atualmente, o posto de décimo maior produtor mundial e oitavo maior mercado interno do mundo, tendo se mantido até 2014 na quarta posição do ranking global dos maiores mercados consumidores.

Segundo Daudt e Willcox (2018), todos os principais fabricantes mundiais de veículos atuam no território brasileiro. No Brasil, as montadoras Toyota, Volkswagen, Hyundai, GM e Ford, são as mais expressivas em termos de volume de produção. Enquanto a FCA, a GM e a Volkswagen, são as que mais se destacam em volume de vendas (DAUDT; WILLCOX, 2018).

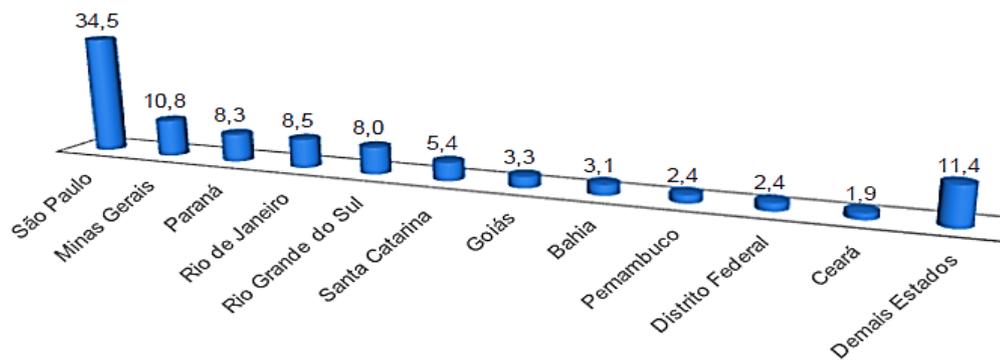
Com base nos dados da Anfavea (2019), o parque industrial automotivo brasileiro é composto por 26 montadoras, instaladas em 10 estados e 44 municípios, 582 empresas de autopeças e 5.226 concessionárias. Esse conjunto de empresas, juntamente com grandes grupos industriais, tais como Bosch, ZF, Magna, Continental, Denso, Aisin Seiki, Hyundai Mobis e Faurecia, bem como alguns sistemistas (empresas que detêm sofisticação tecnológica e fornecem sistemas completos de peças para montagem do automóvel) que detêm o poder de comando sobre toda a cadeia produtiva do setor automotivo brasileiro (DAUDT; WILLCOX, 2018).

De modo geral, o setor automotivo é considerado essencialmente maduro, com uma estrutura de mercado concentrada em um número reduzido de grandes multinacionais, cuja concorrência, baseia-se especialmente na diferenciação de produtos (DAUDT; WILLCOX, 2018).

Outro aspecto pertinente ao setor automotivo brasileiro é o crescimento alcançado nesses últimos anos na frota de veículo. Segundo Siqueira et al. (2019), a frota brasileira registrou um crescimento de 70% no período de 2007 a 2017, uma marca bem acima da média dos países desenvolvidos. Em 2017, a frota brasileira contava com aproximadamente 43,5 milhões de veículos (SIQUEIRA et al., 2019).

Não obstante, existe uma clara desigualdade na distribuição geográfica da frota brasileira. A região Sudeste detém mais da metade da frota de automóveis do País, conforme sinaliza o Gráfico 2, abaixo.

Gráfico 2 – Distribuição da frota brasileira de automóveis por unidade de federação – 2014 (%)



Fonte: Anfavea (2016)

Além disso, os automóveis brasileiros são os que possuem uma das maiores cargas tributárias do mercado automotivo. “Enquanto nos EUA e na Alemanha a participação dos tributos sobre automóveis no preço ao consumidor é de (respectivamente) 6,8% e 16%, no Brasil esse valor é de cerca de 30%” (DAUDT; WILLCOX, 2018, p. 195).

De acordo com a ANFAVEA (2019), em 2017, os órgãos governamentais arrecadaram aproximadamente R\$ 55 bilhões de reais em tributos diretos. E isso certamente, reflete no valor nominal do veículo. Para Lima (2016), a considerável carga tributária, associada a margens de lucro mais bastas das montadoras e concessionárias atuantes no Brasil, contribuem para valores mais altos dos automóveis brasileiros se comparados com outros países.

Esses aspectos, conseqüentemente, acabam influenciando a gestão colaborativa dos resíduos da cadeia automotiva. Tal vertente será explorada com maior rigor na próxima seção.

2.2 Logística reversa e gestão de resíduos na indústria automotiva

A globalização dos mercados não apenas promoveu a integração e a interdependência entre as economias globais, mas também dinamizou a forma como os sistemas de produção eram estruturados ao longo de suas cadeias de suprimentos, alterando sobretudo, o modo como são utilizados os recursos e mecanismos de produção.

Neste contexto, não se pode negar, o peso que as cadeias globais exercem sobre o meio ambiente. De acordo com Hazen et al. (2017) se não houver mudanças na forma como os produtos são adquiridos, produzidos, entregues, usados, recuperados e regenerados, o mundo esgotará rapidamente muitos recursos naturais, considerando os atuais níveis de consumo. Em paralelo a isso, Preston (2012) afirma que apesar dos avanços em sustentabilidade, os padrões globais de produção, consumo e comércio permanecem ainda perigosamente insustentáveis.

Assim, surge o conceito de Gerenciamento Circular da Cadeia de Suprimentos (CSCM), que pode ser entendido como sendo:

Cadeias de suprimentos coordenadas para frente e para trás por meio da integração proposital do ecossistema de negócios para criação de valor a partir de produtos/serviços, subprodutos e fluxos de resíduos úteis por ciclos de vida prolongados que melhoram a sustentabilidade econômica, social e ambiental das organizações (BATISTA et al., 2018, p. 446).

Essa definição é fundamental para a compreensão do que vem a ser Logística Reversa, sob a perspectiva dos novos desafios da indústria reversa automotiva. Uma vez que, as atuais operações de Logística Reversa (LR) englobam as três dimensões da sustentabilidade (KANNAN, 2018; ZARBAKSHNIA; JAGHDANI, 2018).

Nesta mesma ótica, o entendimento atual de logística reversa tem se aproximado cada vez mais do conceito de CSCM e do ideal de desenvolvimento sustentável, minimizando custos na esfera econômica, protegendo o meio ambiente com descarte, reciclagem e outros processos na parte ambiental e, finalmente, assegurando a existência dos recursos naturais para as próximas gerações no âmbito social (LI et al., 2017; YU; SOLVANG, 2018; PRAJAPATI; KANT; SHANKAR, 2019).

Desta forma, a logística reversa tem se tornando uma estratégia necessária, para não dizer inevitável, para as empresas de manufatura atuantes em mercados globais (AGRAWAL; SINGH; MURTAZA, 2015; KUŞAKCI et al., 2019). Conceitos e implicações da LR são apresentados na seção a seguir.

2.2.1 Logística reversa de pós-consumo

A LR, também conhecida como logística verde, refere-se ao caminho inverso da logística tradicional, envolvendo processos de programação, planejamento, controle e armazenamento do fluxo reverso de produtos (ROGERS; TIBBEN-LEMBKE, 1999; LEITE, 2009; GOVINDAN et al., 2018).

Para os autores Novaes (2007) e Peixoto et al. (2010), a LR é responsável pelo o fluxo de materiais e informações da cadeia de suprimentos, que tem como ponto de partida os clientes e consumidores finais até o centro de produção, caracterizado por fornecedores e fabricantes.

Sendo assim, a LR tem como objetivos principais: recuperar valor através da reciclagem, remanufatura, reutilização, entre outros; obter vantagem competitiva; e descartar de forma apropriada os resíduos irrecuperáveis (PEIXOTO et al., 2010; GOVINDAN et al., 2018).

Neste contexto, a LR figura como a possibilidade de agregação de valor de diversas naturezas aos bens de consumo, conferindo vantagens de ordem econômica, logística, ecológica, socioambiental e legal para as organizações por meio de estratégias direcionadas a redução de custos e melhoria da imagem corporativa (LEITE, 2009; PORTUGAL et al., 2012).

Esses fatores motivaram o surgimento de políticas de logística reversa de pós-venda e pós-consumo, que contribuem para o desenvolvimento sustentável. O canal de pós-venda se caracteriza pelos produtos devolvidos por eventuais problemas de não-conformidade, ou seja, bens que não chegaram a ser consumidos e que necessitam de reforma, reparos, remanufaturas e substituição de materiais; enquanto os produtos de pós-consumo referem-se aos bens em final de vida, que devem ser recolhidos pelo fabricante para o reaproveitamento de materiais (reutilização, reciclagem e valorização energética) e/ou para uma destinação apropriada dos resíduos (LEITE, 2009; LAGARINHOS; TENÓRIO, 2013).

A logística reversa de pós-consumo, foco deste estudo, refere-se ao campo da logística que equaciona e operacionaliza as informações e o fluxo físico dos produtos descartados pela sociedade e que retornam ao ciclo da cadeia logística, com a finalidade de agregar valor a esses bens (LEITE, 2009; KRUPP; SILVA; VIEIRA, 2017).

Nesse sentido, os bens de pós-consumo podem ser classificados como bens duráveis ou descartáveis, cujos retornos ao ciclo produtivo são determinados de acordo com o fim da vida útil ou término da utilidade para o comprador (CHAVES; COSTA FILHO, 2019).

Ainda sob a ótica de gerenciamento reverso, a mudança na cultura de consumo por parte dos clientes também tem incentivado a LR a ser um elo importante de fidelidade entre empresas e consumidores, melhorando a eficiência e a competitividade das empresas (HERNANDEZ; MARINS; CASTRO, 2012). Todavia, são muitos os desafios para a implementação da Logística Reversa.

De acordo com Wenzel, Brett e Robert (2001), uma grande dificuldade é tornar a LR viável para todas as partes envolvidas da cadeia de suprimentos. Para o autor, governantes, indústrias e a sociedade necessitam trabalhar em conjunto para encontrar um ponto de

equilíbrio, no qual possa assegurar a destinação apropriada dos bens em fim de vida, sem oferecer riscos ao meio ambiente.

Para Costa (2018), a indústria automotiva ainda não apresenta soluções coerentes e adequadas para a sociedade e governos, no que diz respeito ao retorno de seus produtos, que em sua maioria continuam sendo sucateados ou descartados de modo inapropriado. Assim, faz-se necessário políticas públicas mais rigorosas e abrangentes, que unam todas as entidades responsáveis por conferir efetividade à LR (COSTA, 2018).

Neste contexto, os automóveis em estado de obsolescência vêm se tornando ponto de especial atenção, pois de maneira geral são deficientes tecnologicamente no que tange ao controle de emissão de gases, possuem peças desgastadas e, em muitos casos, tem a manutenção precária, sendo, portanto, mais poluidores (WENZEL; BRETT; ROBERT, 2001).

2.2.2 ELV: um prisma sobre o gerenciamento do resíduo automotivo

Vale destacar, inicialmente, que o debate sobre o gerenciamento de ELVs é recente. Para Choi, Stuart e Ramani (2005), ELV é um tema de pesquisa emergente, advindo das preocupações ambientais do final do século XX, com as suas primeiras investigações científicas somente no início da década de 2000.

No entanto, a expressividade alcançada pelo o setor automotivo, nos últimos anos, tem demandado estudos cada vez mais profundos em relação à problemática. “Todos os anos, milhões de toneladas de produtos completam sua vida econômica e são transformadas na natureza em lixo” (KUŞAKCI et al., 2019, p. 1036). Assim, não surpreendentemente, os ELVs compreendem uma grande parte dos resíduos dispostos na natureza e os números demonstram uma tendência positiva exponencialmente crescente com o desenvolvimento econômico, que acompanha altas taxas de urbanização, aumento das taxas de propriedade de veículos e adaptação de novas tecnologias (BURCHART-KOROL et al., 2018; KUŞAKCI et al., 2019).

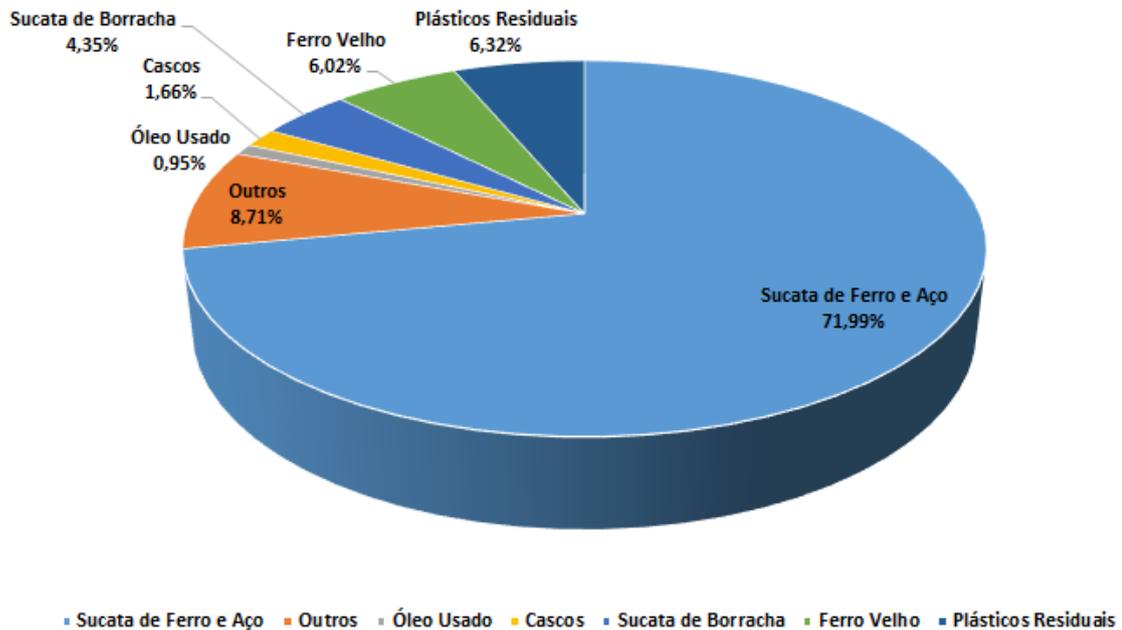
Desta forma, os ELVs podem ser entendidos como veículos que atingem o fim da sua vida útil em razão de uma obsolescência do produto, de um acidente ou conforme é decidido pelo o próprio cliente (VERMEULEN et al., 2011). Os ELVs oriundos de acidentes são comumente chamados de ELVs prematuros, enquanto que os provenientes da obsolescência são geralmente reconhecidos como ELVs naturais (ROSA; TERZI, 2018). Já os ELVs decididos pelos os clientes, podem se enquadrar em qualquer uma das classificações. Contudo, seja qual for a sua origem, todos os ELVs acabam por ser geridos pela mesma cadeia logística reversa, sendo essa cadeia legal ou não (ROSA; TERZI, 2018).

De modo geral, os ELVs são classificados como resíduos perigosos e podem causar sérios problemas de poluição ambiental e segurança no transporte com tratamento inadequado; no entanto, eles também são fontes potenciais de materiais recicláveis (DEMIREL; DEMIREL; GÖKÇEN, 2016). Os produtos e peças em fim de vida podem ser reciclados, tanto do ponto de vista da redução de custos empresariais, através da poupança de recursos, quanto da perspectiva de proteção do meio ambiente (FANG et al., 2018). Para Hao et al. (2017), o descarte eficaz de produtos em fim de vida, é conhecido como a quinta fonte de lucro.

Por conseguinte, estabelecer uma cadeia de suprimentos reversa para gerenciar a reciclagem de veículos em fim de vida torna-se imprescindível para se alcançar os padrões de sustentabilidade no setor automotivo (MAHMOUDZADEH; MANSOUR; KARIMI, 2013). A reciclagem, desmontagem, recuperação e remanufatura de ELVs não são apenas uma maneira importante de economizar e realizar a utilização sustentável dos recursos, mas também, são estratégias benéficas na incorporação da responsabilidade social, integrando aspectos cruciais para a indústria se direcionar a melhoria da sustentabilidade (ZHOU et al., 2018; XIAO et al, 2019).

Em contrapartida, uma rede de recicladores no setor automotivo só irá existir quando a reciclagem industrial for economicamente viável e quando houver canais eficientes para a destinação dos resíduos automotivos após o uso e descarte (JOAQUIM FILHO, 2012; PETRONI; MARANHO; SANTIAGO, 2018). No entanto, para Castro (2012), as vantagens dos processos de reciclagem vão além da simples reabilitação dos componentes descartados ao final de sua vida útil, mas compreendem também a redução na extração de minérios e a redução no consumo de energia. Neste sentido, de acordo com Zhou et al. (2019), tendo em vista os procedimentos de operação da reciclagem de ELV, os recursos podem ser dispostos da seguinte forma (Gráfico 3):

Gráfico 3 – Distribuição dos recursos na reciclagem de ELVs



Fonte: Adaptado de Zhou et al. (2019)

Com base no gráfico, é evidente que as sucatas de ferro e aço são a principal composição dos ELVs, seguida pelos plásticos residuais. Portanto, concentrar esforços no gerenciamento desses resíduos, torna-se fundamental para os avanços em sustentabilidade na indústria automotiva. Todavia, em razão do limite das técnicas de desmontagem, a taxa de utilização de aço e ferro nos países emergentes não é tão otimista, com menor eficiência em relação às nações desenvolvidas (MILLER et al., 2014). No Brasil, por exemplo, a agregação de valor ao resíduo automotivo em final de vida continua a ser uma tarefa bastante desafiante, denotando uma clara deficiência em termos de recuperação de recursos, conforme aponta Ribeiro (2018, p. 11):

Quando um automóvel chega ao final de sua vida útil no Brasil, o valor do mesmo corresponde a menos de 3% do seu valor de novo. Logo, o único valor agregado nas demandas de reciclagem se define aos valores dos materiais que podem ser recuperados e posteriormente comercializados como sucata (RIBEIRO, 2018, p. 11).

Além disso, a tendência crescente de materiais de veículos leves trouxe grandes desafios para a reciclagem de plásticos, levando a uma quantidade maior de plásticos depositados em aterros (MILLER et al., 2014).

Andersson, Söderman e Sandén (2017), ratificam ainda, que os metais recicláveis, como ferro, alumínio e platina, são os principais recursos renováveis, enquanto outros materiais, como plásticos e metais escassos, apresentam uma baixa taxa de reciclagem. Neste contexto, Zhou et al. (2019), afirmam que técnicas e equipamentos de reciclagem mais avançados precisam ser

desenvolvidos para promover a taxa de utilização de recursos renováveis na indústria automotiva de reciclagem de ELV em países em desenvolvimento.

Assim, contemplando a indústria automotiva através de uma lente ecológica, verifica-se que existe ainda uma grande necessidade de redes de logística reversa que otimizem a cadeia de suprimentos como um todo, incluindo a recuperação de componentes usados, a reciclagem eficiente de materiais valiosos e a destinação apropriada de resíduos perigosos (KUŞAKCI et al., 2019). Este último, figura como objeto de estudo da próxima seção.

2.2.3 Principais componentes veiculares e seu impacto ao meio ambiente

A composição de um veículo varia bastante em função da idade, modelo, tecnologia e do fabricante (SILVA, 2016). Para este autor, a variedade de materiais utilizados na construção dos primeiros automóveis era consideravelmente restrita, constituídos basicamente por aço, vidro, borracha e algum outro tipo de material tenro sobre os assentos.

Todavia, com o passar dos anos, a composição do veículo, tornou-se muito mais complexa, aumentando sensivelmente a preocupação dos fabricantes com o meio ambiente e o uso de materiais mais leves e resistentes, no intuito de se reduzir o peso e melhorar a eficiência do automóvel (ZOBOLI et al. 2000; SILVA, 2016). Atualmente, existe uma variedade gigantesca de materiais na estrutura de um veículo, representada, em sua maioria, por diversas peças metálicas e poliméricas, assim como, inúmeros dispositivos eletrônicos.

Conforme Porfirio (2018), a quantidade de metais ferrosos presentes nos automóveis sofreu um decréscimo de 15% entre 1960 e 2015, no que diz respeito a sua massa total. Inversamente, nesse mesmo período, a participação de plásticos e metais não ferrosos aumentou cerca de 8 e 5%, respectivamente, na composição do veículo (PORFIRIO, 2018).

Essa tendência à incorporação de polímeros e redução dos metais ferrosos no fabrico dos veículos é justificável pela atenuação do peso, e conseqüente, aumento de desempenho do veículo. Contudo, essa prática é limitada pelo o potencial de reciclagem dos resíduos plásticos e pela disponibilidade dos recursos naturais necessários à fabricação dos polímeros.

Por isso, para Passarini et al. (2012), é muito provável que nos próximos anos, ocorra até um aumento na massa dos veículos, em razão da necessidade de minimização dos impactos ambientais e devido à crescente incorporação de componentes adicionais que visam a melhoria do conforto e da segurança dos veículos.

Segundo Porfirio (2018), consoante aos dados reportados pela Eurostat (2018), no ano de 2015, a massa média de um veículo em fim de vida na União Europeia, considerando os 28

estados-membros, era equivalente a 1025 kg. A composição média de um ELV, é apresentada na Tabela 1.

Tabela 1 – Decomposição dos resíduos provenientes de ELV por categorias de materiais e componentes, em 2015

Componentes	Composição material de ELV em 2015 (%)	Composição material de um ELV em 2015 (kg/ano)
Metais ferrosos	66	676,5
Metais não ferrosos	9	92,3
Polímeros	12	123,0
Pneus	3	30,8
Vidro	2	20,5
Baterias	1	10,3
Fluídos	2	20,5
Têxteis	1	10,3
Borracha	2	20,5
Outros	2	20,5
Total	100	1025

Fonte: Adaptado de Porfirio (2018)

Para além da quantidade de resíduos gerados, os ELVs possuem em sua composição diversos materiais com características de perigosidade, que podem representar um risco para o meio ambiente e para a saúde humana (PORFIRIO, 2018). Nesse sentido, é apresentado no Quadro 1, uma lista com os principais componentes automotivos de um ELV, classificados como potencialmente perigosos e não perigosos, descrevendo suas características básicas, impactos ambientais e a destinação mais apropriada para cada tipo de resíduo.

Quadro 1 – Componentes veiculares e seus impactos ao meio ambiente

	Material	Característica	Impactos ambientais ocasionados pela disposição inadequada	Destino
	Baterias	Corrosivo. E em alguns casos, inflamável e eletrocutável (veículos)	Risco de contaminação por chumbo e ácido.	Reutilização para o mesmo fim ou reciclagem para recuperação e aproveitamento dos diferentes materiais que fazem parte da bateria (eletrólito, chumbo, alumínio, níquel, cobalto e plástico). Em

Componentes Perigosos		hídricos e elétricos).		alguns casos, deve-se utilizar legislação específica.
	Componentes a base de mercúrio	Tóxico.	Contaminação por metais pesados.	O mercúrio recuperado deve ser encaminhado para a indústria química.
	Fluído do ar condicionado	Tóxico, nocivo e inflamável.	Danos à camada de ozônio e aumento do efeito estufa (flúidos que utilizam CFCs).	Recuperação do fluido térmico (tetrafluoretano) para utilização em outros veículos e encaminhamento do fluido para incineração.
	Fluído de freios	Tóxico, corrosivo e inflamável.	Contaminação de solo e água por componentes químicos diversos.	Após tratamento prévio, podem ser encaminhados para: valorização energética, produção de um combustível e produção de óleos base. Em alguns casos, deve-se utilizar legislação específica.
	Óleos	Tóxico e inflamável.	Contaminação de solo e água por óleo.	Após tratamento prévio, podem ser encaminhados para: valorização energética, produção de um combustível e produção de óleos base. Em alguns casos, deve-se utilizar legislação específica.
	Combustível	Nocivo e inflamável.	Contaminação de solo e água por óleo.	Reutilização para o mesmo fim ou para outros fins, como a lavagem de peças reutilizáveis.
	Componentes pirotécnicos (airbags e pré-tensores dos cintos de segurança)	Explosivo.	Contaminação por metais pesados e desperdício de recursos não renováveis.	Não se deve reutilizar estes equipamentos por colocarem em risco a segurança dos ocupantes do veículo. Normalmente são desagregados e destruídos. O tecido de nylon ou poliamida é passível de ser reciclado.
	Resíduos de fragmentação	Inflamável.	Contaminação por metais pesados e desperdício de recursos não renováveis.	Disposição em aterro ou valorização por incineração em fornos de cimento.
	Pneus	Apresentam resistência estrutural.	Desperdício de recursos não renováveis, proliferação de vetores urbanos e ocupação de espaço em aterros.	Reutilização para o mesmo fim ou outras utilizações (como em molhes marítimos e obras de construção civil), recauchutagem, reciclagem ou valorização energética.
	Catalisador	Reduz a toxicidade das emissões e apresenta metais	Contaminação por metais pesados e desperdício de recursos não renováveis (metais nobres como a platina).	Reutilização para o mesmo fim ou reciclagem, sendo que o aço fundido é encaminhado para siderurgias para ser utilizado como matéria prima e os metais preciosos fundidos são

Componentes não perigosos		preciosos em sua estrutura.		utilizados para fabrico de novos catalisadores ou joias.
	Vidros	Confere resistência estrutural, melhora condições aerodinâmicas e reduz ruídos.	Desperdício de recursos não renováveis, proliferação de vetores urbanos e ocupação de espaço em aterros.	Reutilização ou reciclagem, seguida de encaminhamento do produto para as indústrias vidreiras e cerâmicas, onde é utilizado como matéria-prima.
	Espumas, Tecidos, Carpetes e Forrações	Proporcionam estética e conforto.	Desperdício de recursos não renováveis, proliferação de vetores urbanos e ocupação de espaço em aterros.	Reutilização, reciclagem ou reaproveitamento energético. Em algumas situações, a espuma e o têxtil integram os resíduos de fragmentação.
	Plásticos	Reduz o peso e o consumo de combustível.	Desperdício de recursos não renováveis, proliferação de vetores urbanos e ocupação de espaço em aterros.	Normalmente são destinados a usos menos exigentes, uma vez que a reciclagem é dificultada. Recuperação energética também é uma alternativa comum a esse tipo de resíduo.
	Sucata	Apresentam resistência estrutural e boa reciclabilidade.	Desperdício de recursos não renováveis, proliferação de vetores urbanos e ocupação de espaço em aterros.	Os metais ferrosos são enviados para siderurgias e os metais não ferrosos são enviados para fundições para servirem como matéria-prima. A reciclagem desses materiais é uma prática muito comum, sobretudo nos metais ferrosos, que apresentam alto potencial de reciclagem.

Fonte: Adaptado de Joaquim Filho (2012), Valorcar (2015) e Porfirio (2018)

A presença considerável desses componentes classificados como perigosos - sobretudo de óleos, fluídos, combustível, baterias, materiais absorventes e substâncias restritas – fez com que desde 2002, a Europa definisse ELVs como sendo resíduos perigosos (GARCÍA-PÉREZ et al., 2013).

Para Santini et al. (2012) e García-Pérez et al. (2013), a desagregação e tratamento de ELVs gera substâncias cancerígenas reconhecidas e suspeitas, como dioxinas, furanos, Bifenilos Policlorados (PCBs) semelhantes a dioxinas, chumbo, cromo, Hidrocarbonetos Aromáticos Policíclicos (PAHs), cádmio ou níquel e outras substâncias perigosas, que se mal gerenciadas ocasionam sérios impactos à saúde humana e ao meio ambiente.

Neste contexto, García-Pérez et al. (2013), constataram que em instalações direcionadas ao tratamento e descarte de ELVs havia um grande risco de liberação de substâncias

cancerígenas, como dioxinas, arsênico, benzeno, cádmio e cromo. Para os autores, nas proximidades dessas instalações existe um risco estatisticamente significativo de ocorrer uma gama de cânceres combinados, especialmente, de tumores malignos no estômago, cólon-retos, pulmão, bexiga e tireoide em homens; leucemia e câncer pleural em mulheres; assim como linfoma de *hodgkin* e câncer renal na população de modo geral.

De acordo com a Diretiva Europeia 2000/53/EC, pertinente a ELVs, parágrafo 11: é imprescindível que medidas preventivas sejam tomadas com relação ao uso de metais pesados na composição dos veículos, por meio da eliminação do seu uso na atividade de desenvolvimento de novos produtos, ficando assim, nomeadamente, proibido o uso de substâncias restritas, tais como Chumbo, Mercúrio, Cádmio e Cromo Hexavalente, em aplicações automotivas, salvo em algumas exceções (COMISSÃO EUROPEIA, 2017).

Substâncias restritas podem ser entendidas como sendo “aquelas que apresentam algum potencial carcinogênico ou qualquer outro tipo de característica agressiva ao ser humano e ao meio ambiente” (MARQUES; MEIRELLES, 2006, pag. 75). Além dos já mencionados, zinco, pvc e manganês, também se unem a esse grupo, e passam a ter sua aplicação restrita a certos percentuais.

Outro aspecto fundamental para a compreensão da natureza e extensão da problemática dos ELVs é entender o impacto de uma gestão ineficiente para com o gerenciamento desses resíduos. O Quadro 2 demonstra os efeitos de uma gestão inadequada ou até mesmo ilegal dos resíduos automotivos em final de vida.

Quadro 2 – Principais efeitos de uma gestão de ELVs ineficaz

Decisão condenável	Impacto	Reflexo
Abandono de veículos	Habitat para espécies indesejáveis, como ratos e vermes e liberação de componentes perigosos, como fluidos e óleos, para os solos e águas (FERNANDES, 2009); impacto visual negativo (VIEIRA, 2013); e desvio de substâncias ou componentes potencialmente reutilizáveis ou valorizáveis (PORFIRIO, 2018).	Riscos para a saúde pública e contaminação ambiental (Fernandes, 2009); degradação da paisagem e depleção de recursos materiais (PORFIRIO, 2018).
Armazenagem desordenada em solo desprotegido	Liberação de componentes perigosos em solo e água (FERNANDES, 2009).	Riscos para a saúde pública e contaminação ambiental (FERNANDES, 2009).

Práticas de desmantelamento inadequadas	Liberação de componentes perigosos em solo, ar e água (FERNANDES, 2009).	Riscos para a saúde pública, desperdício de materiais e contaminação ambiental (FERNANDES, 2009).
Recuperação de metais e abandono das frações não metálicas	Liberação de componentes perigosos para os solos, ar e água (FERNANDES, 2009); bem como desvio de substâncias ou componentes potencialmente reutilizáveis ou valorizáveis (PORFIRIO, 2018).	Riscos para a saúde pública e contaminação ambiental (FERNANDES, 2009); assim como depleção de recursos materiais (PORFIRIO, 2018).

Fonte: Adaptado de Vieira (2013), Fernandes (2009) e Porfírio (2018)

Sendo assim, em determinados países, as indústrias automotivas têm sido pressionadas, sobretudo por regulamentações específicas, a assumir uma postura mais proativa no que diz respeito ao gerenciamento desses resíduos. A próxima seção dedicar-se-á ao contexto legislativo alusivo ao gerenciamento de ELVs.

2.3 Contexto Legislativo

É consenso que o surgimento de legislações ambientais, de um modo geral, tem por objetivo pressionar as organizações a disponibilizar produtos e serviços mais sustentáveis, por meio de processos de fabricação conscientes, melhoria contínua, fluxos reversos eficientes e responsabilidade sócio-empresarial. Todavia, em diversos países, principalmente os pouco desenvolvidos, a recuperação de veículos em final de vida ainda é limitada a incineração e a disposição final em aterros sanitários e lixões, sendo estas, as formas mais comuns de descarte desses produtos (SAAVEDRA, 2010).

Para Martins (2011), existe uma clara tendência de que a legislação ambiental caminhe no sentido de tornar as empresas cada vez mais responsáveis por todo o ciclo de vida de seus produtos e serviços, controlando os processos desde a obtenção de matéria-prima até a destinação final do produto e serviço após o consumo, no intuito de se minimizar o impacto que estes produzem no meio ambiente.

Tal premissa é corroborada por Saavedra (2010) que afirma:

Nos últimos anos tem surgido diversas legislações/políticas nos países que incentivam ou estabelecem normas para comprometer ou responsabilizar as empresas pelos resíduos gerados e decorrentes na etapa de pós-consumo (SAAVEDRA, 2010, p. 51).

Neste contexto, com o objetivo de se resguardar de problemas ambientais advindos de ELVs, os principais países produtores de automóveis desenvolveram estruturas legislativas e regulamentares que fomentam o desenvolvimento de um sistema adequado de gestão de

resíduos automotivos, no qual a reutilização, recuperação e reciclagem de ELVs são preconizadas.

De acordo com Castro (2012), atualmente, as únicas regiões do globo que dispõem de regulamentação apropriada para a construção de processos sistêmicos de reciclagem de veículos são a União Europeia, os Estados Unidos e o Japão. Segundo o autor, nesses locais estão presentes as maiores frotas de veículos do mundo, e portanto, existe uma maior necessidade de implantação dos processos de reciclagem.

2.3.1 União Europeia

A Comunidade Europeia, tornou-se referência mundial em termos de reaproveitamento de materiais. Parte desse sucesso é atribuído as metas estabelecidas para a reutilização, reciclagem e recuperação de ELVs. Nesse sentido, a diretiva 2000/53/CE da UE é uma das políticas legislativas mais influentes e bem-sucedidas no que tange a veículos em final de vida.

Conforme Pamplona et al. (2016), a partir de legislações contundentes, as cadeias de suprimentos automotivas na Comunidade Europeia veem se reestruturando, agregando novas tecnologias, eliminando substâncias perigosas e acelerando a evolução de processos de reciclagem, beneficiando assim toda a sociedade.

No que diz respeito a Diretiva ELV, a Comissão Europeia (2017, p. 2) estabelece que:

A Diretiva 2000/53/CE, relativa aos veículos em fim de vida (Diretiva VFV), visa especialmente prevenir a produção dos resíduos gerados pelos veículos e seus componentes, a fim de reduzir a quantidade de resíduos a eliminar e o seu impacto global no ambiente. Por outro lado, as medidas estabelecidas na diretiva destinam-se a melhorar o desempenho ambiental de todos os operadores econômicos intervenientes durante o ciclo de vida dos veículos, com destaque para os operadores diretamente envolvidos no tratamento de veículos em fim de vida (VFV).

Desta forma, a diretiva exige que as montadoras europeias se responsabilizem pelo ciclo de vida dos seus veículos, através de metas claras e quantificáveis para a reciclagem, reutilização, recuperação e outras formas de valorização de ELVs e seus componentes (CASTRO, 2012).

Dentre os objetivos traçados pela Diretiva ELV, destaca-se:

- i. Esforço em reduzir a utilização de substâncias perigosas: Trata-se de assegurar a não utilização de metais pesados, que oferecem riscos em potencial para o ambiente e a saúde humana, tais como: mercúrio, cádmio, chumbo e cromo hexavalente.
- ii. Concepção ecológica: Refere-se ao processo de desenvolvimento de produtos mais sustentável, por meio de um design e processo de fabricação, que facilitem a desmontagem, reuso, recuperação, reciclagem e valorização de ELVs. Segundo

SAAVEDRA (2010), o intuito é incentivar as empresas a projetar veículos integrando questões econômicas e ambientais, melhorando a capacidade de recuperação de materiais na etapa de pós-consumo.

- iii. Incentivar o uso de materiais reciclados na manufatura de veículos. As montadoras devem fomentar e promover o mercado de materiais reciclados juntamente com os fornecedores de matérias primas e componentes automotivos, bem como, aumentar a valorização dos materiais reciclados (UK DEPARTMENT OF TRADE AND INDUSTRY, 2001 *apud* CASTRO, 2012).

Além desses objetivos, a Diretiva determina metas quantitativas referentes a reciclagem e valorização de materiais. Uma delas era que em 2015, os Estados-Membros deveriam atingir 85% de reciclagem e reutilização dos ELVs, assim como, 95% de valorização total (COMISSÃO EUROPEIA, 2017).

Não obstante, um grande desafio no atingimento das metas de 2015 foi o percentual de 95% de valorização do veículo, pois para isto seria necessário aumentar o potencial de reciclagem dos componentes (CASTRO, 2012). E por mais que a Diretiva 2000/53/CE incentive o desenvolvimento de novos materiais e processos de menor proporção ambiental, visando facilitar as operações de reciclagem, ainda é muito desafiante a substituição de componentes automotivas que não comprometam a esfera econômica e técnica do veículo (desempenho do automóvel). Muitas das soluções ambientais não são ainda economicamente viáveis para a indústria automotiva, e isso, dificulta o alcance das metas de desempenho propostas pela a diretiva.

Além disso, a valorização de materiais reciclados ainda é considerada baixa na União Europeia. Segundo Castro (2012), o valor dos materiais reciclados provenientes de um ELV não supera 2% do valor do veículo novo e como esse valor é muito baixo, não existe maiores incentivos para o desenvolvimento industrial dos processos de reciclagem.

Por outro lado, a diretiva possibilita também a valorização energética de materiais de difícil reciclagem, que podem ser utilizadas como combustível em incineradores, desde é claro, que o processo esteja em conformidade com as normas de emissões impostas pela Comunidade Europeia (CASTRO, 2012). Todavia, a diretiva limita o percentual de valorização alcançado a partir do aproveitamento energético dos resíduos, que era de no máximo 10% em 2015 (CASTRO, 2012).

Consoante a Diretiva 2000/53/CE, os Estados-Membros devem também tomar as medidas necessárias para assegurar o recolhimento apropriado dos ELVs, transferindo-os para

as instalações de tratamento autorizadas, sem que haja custos para o último detentor ou proprietário do veículo (JURAS, 2012). Ademais, são exigidos por parte da resolução 2000/53/CE, certificados de destruição dos veículos e os registros de baixa, além de especificar os requisitos básicos para os centros de reciclagem evitarem riscos de contaminação durante o processo de recuperação dos veículos (CASTRO, 2012).

2.3.2 Estados Unidos

Diferentemente da Comunidade Europeia, os Estados Unidos, não possui uma legislação tão rigorosa e específica em relação ao gerenciamento de ELVs (MAT SAMAN; BLOUNT, 2006; VERMEULEN et al., 2011). Nos EUA, os resíduos e materiais reciclados advindos de ELVs são simplesmente considerados como resíduos sólidos. De um modo geral, a reciclagem de ELVs recebe menos atenção do que na Europa, isso porque, cada Estado tem sua própria legislação e também porque existe uma ampla disponibilidade de locais para a eliminação de resíduos automotivos (VERMEULEN et al., 2011).

Conforme Vermeulen et al. (2011), boa parte das instalações de reciclagem do país, destinadas a ELVs, pertencem a própria indústria automotiva e os principais fabricantes de automóveis têm programas para estudar tanto a melhoria da capacidade de reciclagem de carros, quanto a redução da carga de Resíduos de Trituradores Automotivos (ASR).

Nos EUA a Lei de Resíduos Sólidos e a Lei de Conservação e Recuperação foram as primeiras legislações a estabelecerem normas para proteger a saúde humana e o meio ambiente dos perigos potenciais da disposição inapropriada de resíduos sólidos. Essas leis foram fundamentais para a criação da Agência de Proteção Ambiental (*Environmental Protection Agency* – EPA), que regulamenta os aspectos alusivos à gestão de resíduos perigosos e também de aterros sanitários, além de definir padrões e metas nacionais de reciclagem para diversos tipos de produtos (CASTRO, 2012).

Além disso, é muito comum no país a existência de programas de fomento à troca de veículos antigos em veículos novos, como o programa *Car Allowance Rebate System* (CARS) ou Sistema de Provisão de Descontos para Carros. O programa CARS tem por objetivo fornecer subsídios econômicos para residentes americanos comprarem um carro novo, mais eficiente em termos de consumo de combustível (JOAQUIM FILHO, 2012). Embora a finalidade do programa seja, essencialmente, o incentivo a economia por meio da venda de veículos, é inegável que o mesmo contribui para as metas de sustentabilidade, uma vez que reduz as

emissões de poluentes e facilita as operações de reciclagem por meio de automóveis mais eficientes.

Existem também algumas leis de incentivo para a troca de veículos velhos por veículos novos menos poluentes, como, por exemplo, o programa de incentivo para reciclagem de veículos e redução de consumo de combustíveis, regulamentado pela lei NHTSA-2009-0120 (NATIONAL HIGHWAY TRAFFIC SAFETY ADMINISTRATION – NHTSA, 2009), que prevê descontos para pessoas interessadas na troca de um veículo antigo por um novo, que consome menos combustível e conseqüentemente causa um menor impacto ambiental, desde que o fornecedor do novo veículo esteja formalmente inscrito no programa. [...] os veículos antigos são recebidos pelo fornecedor que providencia os registros de baixa, retira os veículos de circulação e os encaminha para as instalações de reciclagem (CASTRO, 2012, p. 149).

Outro fator de considerável relevância para a gestão de ELVs nos EUA, é a Associação de Empresas de Reciclagem de Veículos (*Automotive Recycling Association - ARA*), que integra empresas do setor de reciclagem de veículos e órgãos governamentais para a elaboração de diretrizes e leis direcionadas à reciclagem de veículos (CASTRO, 2012).

Ainda que as leis não sejam tão restritivas quanto na União Europeia, verifica-se uma certa maturidade na gestão de ELVs por parte dos fabricantes americanos, assim como uma tendência no país a adequação às normas internacionais, já que as fábricas automotivas americanas estão presentes em grande parte dos países do globo.

2.3.3 Japão

Motivada pela a Diretiva Europeia, bem como pela a falta de recursos naturais e área disponível para aterros industriais, a Lei de Reciclagem Automotiva japonesa estabelece que todo ELV deve ser desmantelado e destinado de forma a não poluir o meio ambiente (NOGUEIRA, 2017).

A lei aprovada pelo governo japonês, em 2005, assim como a Diretiva Europeia 2000/53/CE, previa o atingimento de 70% de aproveitamento de resíduos de trituradores automotivos (ASR) e 95% de reciclagem global, para o ano de 2015 (TOGAWA, 2008).

Conforme Castro (2012, p. 151), em linhas gerais, a lei japonesa define que:

- i. Os fabricantes de veículos são responsáveis por receber, tratar e reciclar ASRs, *airbags* e gases contendo clorofluorcarbonetos (CFC's).
- ii. Na compra dos automóveis, os proprietários devem pagar uma taxa de reciclagem de forma antecipada, pois se entende que pagamento antecipado é favorável e propício à redução do número de destinações irregulares de ELVs (NOGUEIRA, 2017).

- iii. Todas as organizações envolvidas em atividades de reciclagem de veículos devem estar oficialmente registradas no sistema de reciclagem de veículos do país e suas atividades devem ser aprovadas por órgãos competentes.
- iv. Todas as informações relacionadas aos fluxos de movimentação e transformação de materiais durante o processo de reciclagem de ELVs devem ser controladas por um sistema WEB central, que é gerenciado e auditado pelo órgão público competente.

No mesmo ano em que foi decretada a lei japonesa respectiva a ELVs, foi também consolidado o Centro de Promoção de Reciclagem de Veículos (*Japan Automobile Recycling Promotion Center* - JARC). Uma instituição sem fins lucrativos, responsável pelo gerenciamento dos fundos arrecadados por meio das taxas de reciclagem, assim como, pelo gerenciamento do sistema de reciclagem de veículos como um todo, especialmente, dos fluxos de informações monitoradas através do WEB central (CASTRO, 2012).

Além disso, segundo Castro (2012), o JARC gerencia globalmente três setores: as empresas de reciclagem, os fabricantes e os usuários de veículos. Sendo portanto, encarregado de realizar as tarefas de interdependência na rede suprimentos automotiva japonesa, com a transparência de informações, segurança no processo de reciclagem e com vistas a minimizar o número de veículos abandonados ilegalmente.

No Japão, a reciclagem de veículos é considerada prioridade para o alcance da sustentabilidade. E a Lei que incentiva a reciclagem de ELVs figura como uma das mais bem elaboradas do mundo. Prova disso, é que em 2004, o número de veículos dispostos ilegalmente era de cerca de 218 mil, já em 2009, após a aplicação da Lei, o número de veículos caiu para aproximadamente 15 mil, uma queda de mais de 93%, num período de apenas 5 anos (CASTRO, 2012). Essa drástica mudança na quantidade de veículos dispostos ilegalmente reflete a efetividade da lei de reciclagem de ELVs adotada pelo país (CASTRO, 2012).

Para Nogueira (2017), o grande sucesso da reciclagem de veículos no Japão se dá em razão da desmontagem de alta qualidade, com adoção de metodologias eficazes, visando a conservação integral da peça a ser desmontada, além de toda uma cultura voltada para uma produção enxuta.

Outro aspecto importante para o alcance das metas de reciclagem de veículos no país, foi a criação do *International Recycling Education Center* (IREC), um centro dedicado ao treinamento de técnicas e processos de reciclagem de veículos, que contribuiu para a criação do conceito de Indústria Venosa (CASTRO, 2012). Esse conceito, trata-se de uma analogia ao sistema circulatório humano, no qual a reciclagem é posta como uma indústria venosa, capaz

de transformar novamente os produtos em final de vida em matérias primas, retroalimentando processo industrial, e fechando o ciclo do produto, assim como ocorre no corpo humano (CASTRO, 2012). Ou seja, é trabalhada a ideia de economia circular.

2.3.4 Brasil

Ao contrário dos países citados acima, o Brasil ainda não possui uma legislação específica para a destinação apropriada de ELVs através de um processo estruturado de reciclagem (MACHADO, 2014). Os avanços mais notáveis no âmbito legislativo brasileiro relacionados a ELVs são a PNRS (12.305/2010), a Lei do Desmanche (LEI Nº12.977/ 2014), a Lei Federal relativa a Leilões (LEI nº 13.160/2015), e as resoluções da CONTRAN (nº 611/2016 e 661/2017).

A Lei nº 12.305/2010, também conhecida como Política Nacional de Resíduos Sólidos, estabelece em linhas gerais, a gestão e a destinação adequada de resíduos sólidos gerados no país, por meio da logística reversa e do princípio de responsabilidade compartilhada, no qual todos os agentes (fabricantes, comerciantes, consumidores, dentre outros) são corresponsáveis pela geração de resíduos, bem como por todo o ciclo de vida do produto (JARDIM; YOSHIDA; MACHADO FILHO, 2012).

Com base na PNRS, a logística reversa atua como um instrumento de desenvolvimento econômico e social, onde procedimentos e mecanismos de reaproveitamento são definidos para uma destinação final ambientalmente correta de resíduos (BRASIL, 2010). Segundo Castro (2012), apesar da PNRS representar um marco para a sustentabilidade no país, a Lei é apenas um ponto de partida, uma espécie de lei geral, a partir da qual, outras regulamentações poderão ser criadas no intuito de se alcançar uma maior efetividade na reciclagem de resíduos no Brasil.

Já a Lei Federal de nº 12.977/2014, popularmente conhecida como a Lei do Desmanche ou Desmonte, regula e disciplina a atividade de desmontagem de veículos automotores terrestres no país (NOGUEIRA, 2017). Motivada pelo número crescente de ELVs no Brasil, a lei se preocupa com o mercado ilícito de peças automotivas, controlando a venda de peças usadas, que anteriormente era realizada de maneira informal, e muitas vezes, fornecida por veículos roubados (PETRONI; MARANHO; SANTIAGO, 2018). Segundo Nogueira (2017), um dos objetivos da legislação é criar um banco de dados nacional com informações dos veículos desmontados, das operações de desmontagem realizadas e da destinação final das peças automotivas, facilitando assim o gerenciamento entre os integrantes da cadeia reversa automotiva.

A Lei Federal de nº 13.160/2015, por sua vez, tem por objetivo reduzir a lotação de pátios de apreensão dos departamentos de trânsito e outros órgãos relacionados em todo o país, com a venda certificada de veículos apreendidos ou removidos, por meio da realização de leilões (NOGUEIRA, 2017). No Brasil, os leilões, configuram-se como um dos canais mais utilizados para o reuso de automóveis, assim como, representa um importante comércio, destinando bens e materiais para fins diversos, sejam eles industriais ou residenciais (NOGUEIRA, 2017). Segundo Leite (2009), os materiais automotivos leiloados, geralmente, são destinados à distribuição no mercado secundário de peças ou sucatas para as indústrias de transformação.

Enquanto isso, as resoluções do Conselho Nacional de Trânsito (CONTRAN), destinam-se a regulamentar e estabelecer diretrizes para o bom funcionamento das operações de reciclagem de veículos no Brasil. A primeira resolução, publicada em 2016, de nº 611, concentra-se nos procedimentos para o credenciamento e funcionamento dos centros de desmonte de veículos automotores (CONTRAN, 2016), ao passo que a resolução de nº 661, publicada em 2017, define os critérios para a baixa de registro dos veículos, bem como os prazos para a sua efetivação (NOGUEIRA, 2017). Contudo, cabe a cada estado federativo, por meio do DETRAN, disciplinar o credenciamento dos centros de reciclagem, o que nem sempre, configura-se como uma tarefa fácil (NOGUEIRA, 2017).

Ainda de acordo com Nogueira (2017), das iniciativas atuais existentes, orientadas a reciclagem e desmonte de veículos no Brasil, a maior parte delas estão concentradas nas regiões Sul e Sudeste do país. Somadas a essas diferenças e dificuldades interestaduais, vários outros projetos voltados a reciclagem de veículos, já foram articulados no âmbito do governo federal, porém, nenhum deles logrou êxito por uma série de razões, dentre as quais, destacam-se: a existência de poucos centros de reciclagem de automóveis no país e a falta de financiamento para programas de renovação de frota (CASTRO, 2012).

Além disso, conforme Castro (2012), as demandas atuais acompanhadas pelo governo são mais inclinadas a públicos específicos e frotas cativas, não abarcando um programa nacional e abrangente. A Política Nacional de Resíduos Sólidos, por exemplo, tramitou por mais de 20 anos no Congresso Nacional até a sua aprovação e implantação. Portanto, embora as legislações vigentes no país, impulsionem as operações de Logística Reversa de pós-consumo, existe ainda, diferenças claras no nível de maturidade da cadeia reversa automotiva brasileira se comparada com os diversos países do mundo (COSTA, 2018).

Segundo SAAVEDRA (2010), no Brasil, a legislação ambiental ainda é limitada, pouco estruturada e dificilmente regulamentada, o que impõe, naturalmente, barreiras à integração e

conscientização ambiental, orientadas para o ciclo de vida dos produtos. Por esse motivo, os veículos, em sua maioria, acabam sendo levados para desmontes e depósitos expostos, poluindo o meio ambiente (JOAQUIM FILHO, 2012).

O Brasil pouco avançou em relação à reciclagem de veículos (CASTRO, 2012). Segundo dados do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – IPEA (2017), no Brasil, são gerados diariamente 160 mil toneladas de resíduos sólidos, dos quais, 30 a 40% são passíveis de reaproveitamento, no entanto, apenas 13% são destinados à reciclagem.

Para Castro (2012), um dos grandes paradoxos da indústria automotiva brasileira é o fato do país figurar como um dos maiores mercados automotores da atualidade, além de grande reciclador de materiais como alumínio e papel, ser também um daqueles que menos se preocupa com a sustentabilidade e destinação de seus veículos. Afinal, apenas 1,5% da frota brasileira - detentora, em média, de 20 anos de fabricação -, que deixa de circular, tem como destino os centros de reciclagem (MARTINS, 2011; CASTRO, 2012; COIMBRA, 2017).

“A ausência de uma lei específica para o tema e de políticas públicas que tratem diretamente do assunto, mostram que o poder público, infelizmente, ainda não trata a reciclagem de veículos como uma prioridade” (CASTRO, 2012, p. 194-195). O poder público, encontra-se, distante ainda de identificar uma solução razoável para a realização da logística reversa dentro do setor automobilístico brasileiro (COSTA, 2018).

Junte-se a isso, a não implementação efetiva de programas de eficiência energética, as regulações de emissões e motores consideradas brandas se comparadas a outros países, entre outros tantos aspectos, acabam contribuindo para a permanência do status quo: veículos inservíveis e sucatas abandonadas pelas ruas, depósitos de órgãos de fiscalização abarrotados de veículos impedidos de serem baixados e reciclados, aumento do custo de manutenção das frotas, aumento do depósito de material particulado na atmosfera (CASTRO, 2012, p. 195).

Além disso, Costa (2018) relata que no Brasil, os ELVs vêm sendo descartados, em sua maioria, de maneira inapropriada, sem controles ambientais e com baixo monitoramento dos processos documentais, o que contribui de forma significativa para a existência de um “mercado paralelo”, relacionado ao desmanche clandestino, adulteração e roubo de veículos, denunciando um cenário preocupante no tocante a gestão do resíduo automotivo em final de vida no país.

2.4 Modelos de Previsão

Diante do cenário globalizado e cada vez mais competitivo, muitas organizações operam com um certo grau de incerteza no tocante ao gerenciamento estratégico de seus negócios. Neste sentido, previsões sobre o futuro, próximo ou de longo prazo, tornam-se cruciais para a tomada

de decisão e para o melhor posicionamento da marca frente a ameaça de novos concorrentes globais, dirimindo assim, as incertezas incidentes sobre os resultados.

A capacidade de antever o comportamento de uma determinada variável contribui também com a melhoria dos processos, aumentando a capacidade de resposta e permitindo a resolução de problemas de forma mais analítica. Uma boa previsão de demanda é capaz de reduzir os riscos associados ao negócio, podendo portanto, determinar o sucesso ou fracasso de uma organização dentro de um determinado horizonte temporal.

Assim, técnicas e ferramentas de previsão tem si tornado cada vez mais comuns e necessárias no âmbito empresarial. Consequentemente, são diversos os modelos utilizados para previsão de demanda. Nas próximas seções serão apresentados conceitos fundamentais relacionados a métodos de previsão que nortearam a construção do modelo proposto.

2.4.1 Análise de Séries Temporais

A ideia de antever o futuro sempre intrigou a humanidade. Ter conhecimento de padrões comportamentais pósteros pode não apenas propiciar um melhor aproveitamento dos efeitos benéficos de eventos futuros, mas também permitir a intervenção assertiva e cirúrgica nos processos em curso, bem como o planejamento de ações que visem a preparação antecipada de potenciais efeitos adversos (ANTUNES; CARDOSO, 2015).

Operações relacionadas a previsão de demanda exercem um papel fundamental nas organizações. Mediante estimativas apropriadas dos recursos, a previsão de demanda auxilia os gestores na tomada de decisões estratégicas e de planejamento em uma cadeia de suprimentos, sendo portanto, um dos elementos mais importantes na determinação de um sistema de produção (LIMA; CASTRO; CARTAXO, 2019).

De acordo com Lima, Castro e Cartaxo (2019), existem diversas abordagens relacionadas aos métodos de previsão, que apresentam diferenças na precisão e acurácia dos resultados, em razão do horizonte de previsão, da base de dados considerada e do nível de sofisticação do modelo. Dentre as abordagens utilizadas na previsão, destacam-se: a abordagem qualitativa, causal, de simulação e de séries temporais.

Uma série temporal consiste em uma sequência ordenada de dados, associados a uma variável do processo num intervalo de tempo, que fornece informações úteis a respeito do comportamento de uma determinada atividade (BITTENCURT et al., 2020). Para Barros (2004), uma série temporal, trata-se de um processo estocástico, no qual um conjunto de

variáveis aleatórias são indexadas por índices para representar a evolução temporal de um sistema.

A análise de séries temporais é amplamente utilizada em diferentes áreas do conhecimento como fonte de informação para o processo decisório, sendo portanto, muito comum a sua aplicação em previsões econômicas, em análises de censo, em planejamentos de capacidade, previsão de vendas, controles de processo e qualidade, e outros ramos da ciência aplicada que envolve registros ou medições temporais (AGHABOZORGI; SHIRKHORSHIDI; WAH, 2015; DEB et al., 2017). Segundo Slack, Jones e Johnston (2013), a principal característica associada aos métodos de séries temporais é que eles utilizam fenômenos passados para prever o comportamento futuro.

Outra característica das séries temporais, é a necessidade de um grande número de dados para a obtenção de melhores resultados, em razão da natureza quantitativa das séries históricas (LÜTKEPOHL; KRÄTZIG, 2004; KOLEKAR; HAZRA; CHAKRABARTY, 2016). A abordagem estatística utilizada nas series temporais é mais apropriada quando a demanda não sofre variações expressivas ao longo do tempo (LIMA; CASTRO; CARTAXO, 2019).

De um modo geral, as séries temporais são decompostas em quatro componentes, a saber: i) tendência – refere-se ao movimento ascendente ou descendente da série durante o período de observação; ii) sazonalidade – é a flutuação periódica da variável submetida à análise. Consiste em efeitos estáveis, que influenciam no comportamento da série; iii) ciclos – são movimentos cíclicos que ocorrem em períodos não conhecidos e que se completam num período superior a um ano; e iv) resíduos – referem-se aos movimentos aleatórios, ruídos, que representam a parte restante, quase inexplicável da série temporal. Compreende a picos e vales fora da média. Às vezes, eles podem ser suficientemente altos a ponto de mascarar a tendência e a sazonalidade (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998; MARTIN et al., 2016; DEB et al., 2017).

A análise de séries temporais pode ainda ser dividida em duas categorias: análise univariada e multivariada. A univariada é utilizada para descrever séries temporais que possuem uma única observação sequenciada ao longo do tempo, enquanto a análise multivariada, é identificada quando um grupo de variáveis e suas interações envolvidas são consideradas na série temporal (DEB et al., 2017).

Além disso, previsões baseadas em séries temporais sempre estão sujeitas a incertezas. Segundo Lima, Castro e Cartaxo (2019), nenhum método prevê o futuro com exatidão, sempre

haverá erros envolvidos nos processos de previsão, pois existem fatores internos e externos que influenciam nas estimativas.

Neste sentido, torna-se imprescindível a utilização de testes estatísticos para avaliar o comportamento e as características da série. Esses testes são fundamentais para se averiguar a confiabilidade do método de previsão utilizado, permitindo assim, ter uma boa ideia de quais serão os valores futuros mais prováveis para a série investigada. Os testes mais utilizados para avaliar o comportamento e as características da série, são: teste de normalidade (teste de Kolmogorov-Smirnov; Anderson-Darling e Shapiro-Wilk), teste de correlação (Pearson; Spearman e Durbin-Watson), teste de estacionariedade (Dickey-Fuller Aumentado; Phillips-Perron e KPSS) e outros testes (FARREL; STEWART, 2006; SOUZA; SAMOHYL; MIRANDA, 2008).

De acordo com Floriano et al. (2006), séries temporais normalmente têm distribuição não-linear e métodos como o dos mínimos quadrados, estatística F de Fischer e t de Student podem estimar erroneamente o erro-padrão e apresentar viés na análise de regressão de séries temporais (SOUZA, 1998), sendo portanto, preferível nessas situações utilizar critérios, como o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano (BIC) para seleção de modelos, e avaliá-los por meio de estatísticas de correlação, tais como o teste de Durbin Watson, em razão da possibilidade de correlação serial.

Desta forma, um dos grandes desafios inerentes ao entendimento de séries temporais envolve a identificação de modelos capazes de prever de maneira confiável o comportamento futuro de determinado evento (BITTENCOURT et al., 2019). Sendo assim, uma das estruturas de modelo amplamente consolidadas na análise de series temporais, é a estrutura ARIMA, que será discutida com maior rigor na próxima seção.

2.4.2 Modelo ARIMA

O Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA) está entre os modelos lineares mais utilizados para previsão de séries temporais (ALMEIDA, 2018). Segundo Owusu-Sekyere, Harris e Bonyah (2013), o modelo tem sido amplamente utilizado para analisar a dinâmica da geração de resíduos sólidos em diferentes condições sazonais pelo o mundo afora. Não arbitrariamente, que em muitas pesquisas, o ARIMA é considerado o método mais recomendado para prever a geração de resíduos sólidos entre os cientistas e entusiastas da área (NAVARRO-ESBRI et al., 2002; GHINEA et al., 2016; BITTENCOURT et al., 2019).

A vasta utilização e popularidade do método ARIMA, em parte se dá, em virtude das suas características lineares, que facilita a interpretação e a modelagem computacional dos dados (ALMEIDA, 2018). O modelo ARIMA, proposto por Box e Jenkins, está alicerçado, essencialmente, no desenvolvimento de funções baseadas em um ciclo iterativo, que faz uso dos próprios dados fornecidos pela a série temporal, para obter uma estrutura matemática de previsão (BOX et al., 2015).

As técnicas de previsão utilizadas pelo o modelo ARIMA, fundamentam-se na ideia de transformar as séries temporais em estacionárias pelo processo de diferenciação (DEB et al., 2017). Conforme Almeida (2018), a estacionariedade é uma propriedade que indica se os atributos estatísticos (média, variância e função de autocorrelação) permanecem constantes ao longo do tempo.

Difícilmente séries temporais são estacionárias. Por isso, faz-se necessário diferenciações a fim de torná-las estacionárias. Visto quê, séries não estacionárias possibilitam apenas o estudo do período considerado, sem permitir a inferência sobre outros períodos, logo, tornam-se de pouco valor para a realização de previsões (GUJARATI; PORTER, 2011).

Desse modo, para validar os requisitos de estacionariedade, normalmente são utilizados testes de hipóteses, como o teste de Dickey-Fuller aumentado, com a finalidade de verificar se a função que representa a série contém raiz unitária nos operadores de retardo (ALMEIDA, 2018), bem como são utilizadas funções de Autocorrelação Amostral (ACF) e Autocorrelação Amostral Parcial (PACF) para se analisar a influência das observações passadas no comportamento futuro da série (MARTIN et al., 2016).

Assim, partindo do pressuposto de que a série é estacionária, torna-se possível modelá-la das seguintes formas: como processo autorregressivo (AR), processo de média móvel (MA), processo autorregressivo de médias móveis (ARMA), processo autorregressivo integrado de médias móveis (ARIMA) e processo autorregressivo integrado de médias móveis com componente sazonal (SARIMA) (MARTIN et al., 2016).

Segundo Cowpertwait e Metcalfe (2009), o processo que gera a série temporal em um modelo ARMA, apresenta-se da seguinte forma (Eq. 2.1):

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.1)$$

Onde y_t e ε_t são o valor real da série e o erro aleatório no tempo t , respectivamente. Os erros aleatórios (ε_t) são assumidos como ruído branco, isto é, se comportam como independentes e identicamente distribuídos com média zero e variância constante (ALMEIDA, 2018). Já os termos ϕ_i ($i = 1, 2, 3, \dots, p$) e θ_j ($j = 1, 2, 3, \dots, q$) são parâmetros do modelo, no

qual p e q são números inteiros associados às ordens dos processos AR e MA, respectivamente (ALMEIDA, 2018).

Os processos autorregressivos integrados de médias móveis, representados por ARIMA (p,d,q) , por sua vez, diferem-se dos modelos ARMA (p,q) unicamente pelo número de diferenciações, que ocorre d vezes, até tornar a série estacionária (MARTIN et al., 2016). Enquanto isso, os processos sazonais, representados por ARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$, são caracterizados por uma componente regular e outra sazonal, sendo s o período sazonal da série (MARTIN et al., 2016). Em síntese, a equação ARIMA para uma série temporal, nada mais é, do que uma equação linear, cuja entrada consiste em defasagens da variável dependente e do erro de previsão (DEB et al., 2017).

No entanto, apesar de ser bastante flexível em sua modelagem, o ARIMA é muito limitado a sua forma linear presumida pelo o modelo, uma vez que, a estrutura de autocorrelação linear é assumida antes mesmo que o modelo seja ajustado aos dados históricos (ALMEIDA, 2018). Por conseguinte, o modelo ARIMA, por si só, não é capaz de modelar padrões não lineares (ZHANG, 2004). Neste sentido, modelos não lineares são considerados como soluções alternativas à análise e previsão de séries temporais (ZHU; WEI, 2013).

Desta forma, a próxima seção, dedica-se a exploração de conceitos e fundamentos centrais relacionados a Redes Neurais Artificiais (RNA). Um método de aprendizagem, que graças a seus recursos computacionais, tem sido amplamente utilizado na compreensão de padrões associados a regressão e previsão de séries temporais (DEB et al., 2017; QIU et al., 2017).

2.4.3 Redes Neurais Artificiais (RNA)

As RNAs consistem em uma abordagem da inteligência artificial caracterizada por estruturas computacionais, cujo funcionamento baseiam-se em redes neurais biológicas do sistema nervoso central, para tentar reconhecer e processar padrões de dados. Isto é, são métodos inteligentes que se assemelham ao comportamento do neurônio humano.

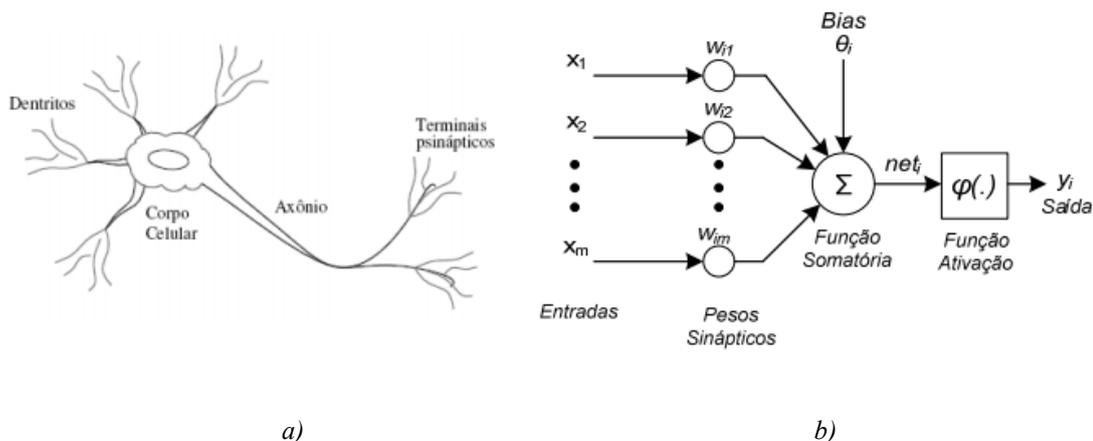
No neurônio biológico, conforme representado de modo simplificado na Figura 1.a, são encontrados quatro componentes principais: corpo celular – representa o núcleo e o citoplasma do neurônio, onde ocorrem as reações bioquímicas do cérebro; axônio – são fibras nervosas, normalmente mais longas que os dendritos, responsáveis pela condução dos sinais elétricos emitidos pelos neurônios; dendritos – consistem em finas extensões ramificadas em forma de tubo, ao redor de todo corpo celular, que captam os sinais eletroquímicos; e sinapses – dizem

respeito a região entre o axônio e o dendrito por onde circulam os neurotransmissores, ou seja, trata-se das conexões entre os neurônios (WASSERMAN, 1989; KARTALOPOULOS, 1996; NEVES, 2017).

RNAs desenvolvem um trabalho semelhante, pois são constituídas por um conjunto de unidades de processamento, chamados neurônios artificiais, que atuam em paralelo para a modelagem e armazenamento de dados (DEB et al., 2017; RAZIN; VOOSOGHI, 2020). E assim como no cérebro biológico, esses neurônios artificiais são conectados por uma coleção de sinapses, caracterizadas como pesos, capazes de transmitir sinais e armazenar informações que podem ser recuperadas posteriormente (DEB et al., 2017).

Normalmente, o neurônio artificial, conforme exibido na Figura 1.b, recebe um sinal de entrada de outros nós ou de estímulos externos, busca processá-lo localmente por meio de uma soma ponderada, baseada nos pesos sinápticos e na função de ativação, para só então produzir um sinal de saída, isto é, emitir um sinal para a camada seguinte (SCHALKOFF, 1997; BITTENCOURT et al., 2019).

Figura 1 – Analogia entre o neurônio biológico e artificial (modelo matemático de um perceptron)



Fonte: Adaptado de Sánchez (2011)

No esquema da Figura 1, é evidenciado as semelhanças entre os neurônios. Em b) são representadas as variáveis matemáticas do modelo de um *Perceptron* (x , somatória e y), que exercem um comportamento similar às estruturas fisiológicas básicas do neurônio biológico (dendritos, corpo celular e axônio), demonstradas em a).

Basheer e Hajmeer (2000), destacam que o objetivo central não é replicar exatamente a operação do sistema biológico, até porque isso seria praticamente impossível, mas sim fazer

uso do que se tem conhecimento a respeito da funcionalidade das redes biológicas, para dotar a máquina de inteligência a ponto de se resolver problemas de natureza complexa.

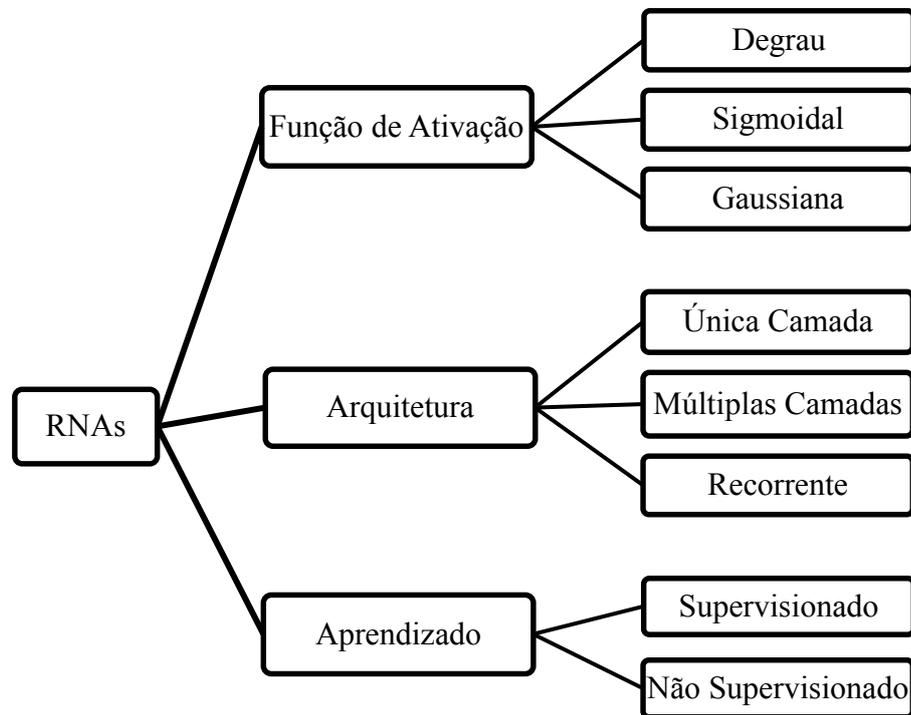
Desta forma, as RNAs podem ser formalmente definidas como sendo sistemas paralelos massivamente distribuídos, constituídas por unidades de processamento simples e com uma propensão natural para o armazenamento e posterior disponibilização de informações obtidas através da experiência (HAYKIN, 2009). Para além disso, RNAs têm sido amplamente empregadas na literatura especializada como uma alternativa à métodos convencionais de previsão, em razão das suas características essenciais que, via de regra, são consideradas bastante promissoras (AMORIM; MINUSSI; LOPES, 2018).

Dentre as características que tornam RNAs tão atraentes ao meio científico, destacam-se: *i)* capacidade de modelar qualquer forma de relacionamento nos dados, especialmente relacionamentos não lineares, sem a necessidade de pré-requisitos restritivos, pois são aproximadores universais; *ii)* possui capacidade de generalização, isto é, podem prever padrões que não são fornecidos durante o treinamento e transferir as informações apreendidas; *iii)* alta capacidade de aprendizagem, uma vez que, são eficientes no treinamento de grandes amostras processadas em paralelo; *iv)* possuem características de adaptabilidade, sendo portanto, capazes de aprender com a experiência e fazer generalizações a partir do conhecimento previamente acumulado; *v)* apresentam tolerância a falhas e armazenamento distribuído; e, *vi)* RNAs possuem a habilidade de detectar relações complexas e não-lineares entre as variáveis dependentes e independentes, o que possibilita melhores resultados quando comparados a outros modelos de previsão (HORNIK et al., 1989; HAYKIN, 2009; SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010; DARJI et al. 2015; CAMELO et al., 2017; HEWAMALAGE; BERGMEIR; BANDARA, 2019).

2.4.3.1 Estrutura das Redes Neurais

Para que uma RNA apresente um desempenho satisfatório, faz-se necessário, antes de mais nada, escolher adequadamente os atributos constituintes da rede (MARTINS et al., 2016). Assim, conforme Marcy (2017), de um modo geral e simplificado, as RNAs podem ser classificadas de três formas: quanto a sua função de ativação (microestrutura), sua arquitetura (mesoestrutura) e quanto a sua forma de aprendizado (macroestrutura). A Figura 2, ilustra os principais tipos de RNAs, com base na classificação adotada.

Figura 2 - Classificação básica das RNAs

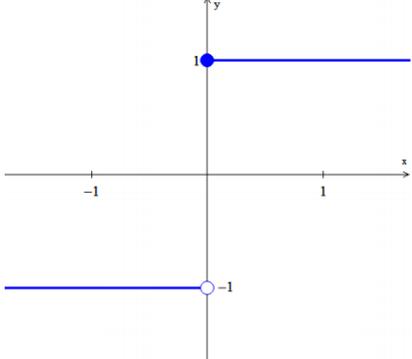
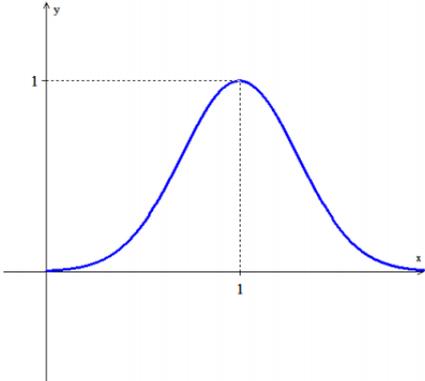
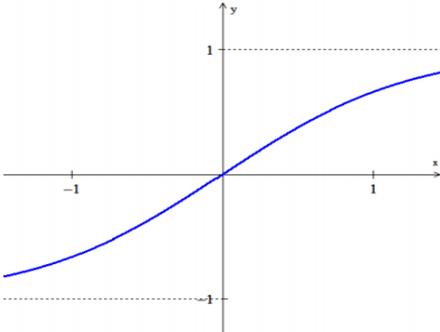
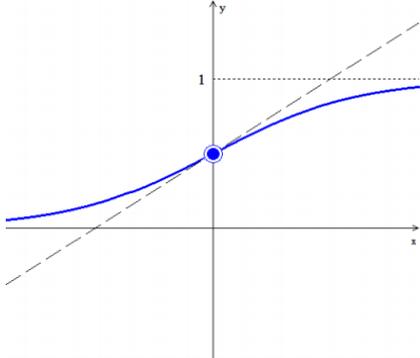


Fonte: Adaptado de Marcy (2017)

A função de ativação é geralmente utilizada para introduzir não-linearidade ao modelo e para restringir a amplitude do sinal de saída do neurônio ao condicionar a ativação do sinal à ultrapassagem de um determinado limiar pelo valor da soma ponderada das entradas (OLIVEIRA, 2005). As funções de ativação, em sua maioria, possuem imagem limitada aos intervalos de normalização $[0,1]$ e $[-1,1]$ (OLIVEIRA, 2005; MANZAN, 2016).

O comportamento gráfico e a equação das principais funções de ativação são exibidas no Quadro 3, a seguir:

Quadro 3 – Representação gráfica e matemática das principais funções de ativação

Degrau	 $f(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \geq d \\ -1 & \text{se } x < d \end{cases}$
Gaussiana	 $f(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$
Sigmoïdal	 $f(x) = \frac{1 - e^{-\beta \cdot x}}{1 + e^{-\beta \cdot x}}$
Sigmoïdal Logística	 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta \cdot x}}$

Fonte: Adaptado de Silva, Spatti e Flauzino (2010)

De acordo com Saúde (2018), a função sigmoide dentre as diversas funções de ativação existentes é a mais utilizada em aplicações práticas. Neste estudo, considerou-se uma variação da função sigmoide convencional, a sigmoidal logística. Uma função de transferência estritamente crescente, isto é, limitada ao intervalo $[0, 1]$, que demonstra um balanceamento adequado entre o comportamento linear e não-linear das séries temporais (OLIVEIRA, 2005).

Além disso, RNAs se diferem quanto a sua arquitetura, que são úteis para entendimento da natureza do problema. A arquitetura da rede consiste em “um parâmetro que influencia na concepção da RNA e restringe os tipos de problemas matemáticos que podem ser preferencialmente abordados por ela” (SOARES FILHO, 2018, p. 27). Existem, basicamente, três tipos principais de arquitetura em RNAs: redes diretas de uma única camada, redes diretas de múltiplas camadas e redes neurais recorrentes.

As redes de uma camada, como o próprio nome sugere, são redes constituídas por apenas um agrupamento de neurônios, que recebem informações simultaneamente (OLIVEIRA, 2005). Trata-se de um caso mais simples de redes neurais, no qual a propagação do sinal ocorre apenas da entrada para a saída, isto é, unicamente no sentido positivo (*feedforward*). Esse tipo de rede é comum em aplicações mais genéricas do setor de telecomunicações (OLIVEIRA, 2005).

Já as redes *feedforward* de múltiplas camadas, também conhecidas como Redes *Multilayer Perceptron* (MLPs), são constituídas por uma ou mais camadas ocultas, capazes de extrair informações complexas através das conexões sinápticas (pesos), que melhoram a capacidade de processamento da rede (OLIVEIRA, 2005). Nas redes do tipo MLP, assim como as redes de uma única camada, via de regra, os sinais de entrada são propagados camada a camada pela rede em um sentido positivo (*feedforward*), isto é, são direcionados da entrada para a saída, sendo em seguida retropropagado para a correção do erro através do ajuste dos pesos sinápticos (SALAME et al., 2019). Esse tipo de rede é mais comumente utilizado na área de reconhecimento de caracteres e em controle de qualidade de processos industriais (OLIVEIRA, 2005).

As redes do tipo recorrente, por sua vez, caracterizam-se pela presença de pelo menos um laço de realimentação. Esses laços, influenciam diretamente na capacidade de aprendizagem e no desempenho da rede, em razão do seu comportamento dinâmico, que proporciona à rede, a agregação de loops de feedbacks em seus algoritmos (OLIVEIRA, 2005; VILELA JUNIOR, FILENI e PASSOS, 2020). Assim, Redes Neurais Recorrentes (RNN) são frequentemente utilizadas para analisar padrões que variam com o tempo, como por exemplo, a previsão e

modelagem de séries temporais (HAYKIN, 2009). Esse tipo de arquitetura de rede, será melhor detalhada na seção 2.4.3.2, a seguir.

Para além disso, a arquitetura da rede está intimamente relacionada a forma com que os pesos são ajustados durante o processo de aprendizagem, ou seja, ao modo como o algoritmo de aprendizagem é utilizado para o treinamento da RNA (FERNEDA, 2006). No geral, classificam-se o treinamento ou processo de aprendizagem de uma RNA, em dois grupos distintos: treinamento supervisionado e não supervisionado.

O primeiro, caracteriza-se pela a presença de um agente externo, denominado professor, que é o responsável por estimular os padrões de entrada e analisar as saídas, comparando as respostas alcançadas com as desejadas para a rede (MARCY, 2017). Só após essa análise, baseada no conhecimento prévio do professor, é que o erro pode então ser minimizado, através do ajuste dos pesos realizados pelo algoritmo de aprendizagem, com vistas a melhoria das repostas futuras (FERNEDA, 2006). Os principais algoritmos utilizados no treinamento supervisionado são os da regra Delta e o *Backpropagation* (MARCY, 2017).

Já o segundo, é considerado como um treinamento auto-organizável, isto é, não necessita de uma agente externo para supervisionar, pois para realizar o ajuste dos pesos, leva-se em conta apenas o conjunto de padrões de entrada (ROSSI, 2013). Para Ferneda (2006) e Marcy (2017), esse tipo de aprendizado só é possível quando existe regularidade e semelhança no conjunto de dados de entrada, que favoreçam a formação de *clusters* padronizados. Kohonen, Hopfield e ART (convencional e fuzzy), são algumas das redes que obedecem a esse tipo de treinamento (WASSERMAN, 1989; KROSE; SMAGT, 1996).

Ademais, na escolha da estrutura, é válido também considerar o número de camadas, o número de neurônios, os tipos de conexões entre os nós e a topologia geral da rede como sendo elementos relevantes para o sucesso na implementação da rede (OLIVEIRA, 2005). Uma vez definida, todas estas configurações, a RNA está então pronta para ser treinada e avaliada conforme o seu desempenho (HAYKIN, 2001).

A seção seguinte, dedica-se a exploração das redes neurais do tipo RNN e a sua metodologia de aprendizado, que fazem parte do cerne do presente estudo.

2.4.3.2 *Redes Neurais Recorrentes (RNN): características básicas e processo de aprendizagem*

Redes Recorrentes é um tipo clássico de redes neurais, propostas na década de 80 (RUMELHART; HINTON; WILLIAMS, 1986; WERBOS, 1990; ELMAN, 1991), que ficaram

popularmente conhecidas pela sua flexibilidade na abordagem de relacionamentos não lineares, especialmente na modelagem de séries temporais (QIN et al., 2017).

A principal característica das RNNs, que a difere das demais redes, sem dúvidas, é a realimentação. A capacidade de realimentação confere maior complexidade ao sistema, pois modifica toda a estrutura da rede, exigindo naturalmente a participação de um número mais expressivo de conexões e pesos, que conseqüentemente, aumenta o tempo de processamento computacional (MANTOVANI, 2011).

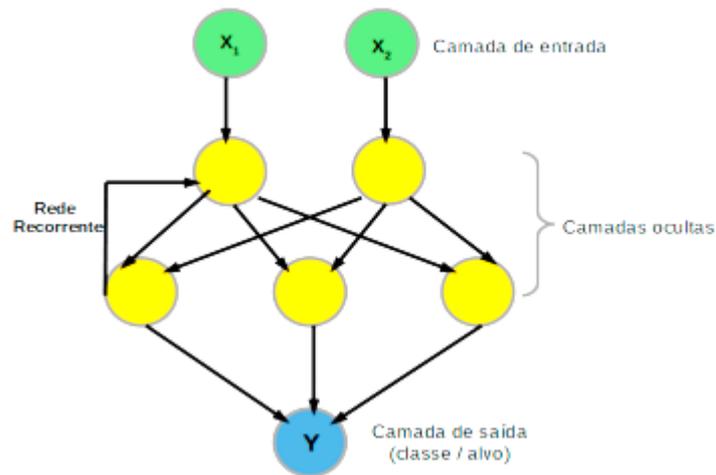
Além da camada padrão de entrada e saída, as RNNs contêm camadas ocultas, comumente chamadas de estados de memória, pois permitem que as redes preservem as informações sequenciais, de modo que o conhecimento adquirido seja perpetuado nas etapas subsequentes (BANDARA; BERGMEIR; SMYL, 2020). Em outras palavras, a capacidade de armazenar memória interna, faz com que as RNNs extraiam informações da própria sequência temporal para executar operações que outras redes normalmente possuem dificuldades em realizar (CHE et al., 2018).

Essas informações históricas, por sua vez, são retidas por meio de uma topologia de *loop de feedback*, no qual, a RNN utiliza, repetidas vezes, durante o treinamento da rede, a saída da etapa anterior como parte da entrada da etapa atual, permitindo assim, descobrir correlações temporais entre eventos nos dados, que não estão necessariamente próximos um do outro (BANDARA; BERGMEIR; SMYL, 2020). Tal como ocorre no cérebro humano, onde situações passadas somadas a situações presentes influenciam na tomada de decisão futura.

Segundo Nied (2007), a realimentação pode ocorrer a nível local, em um neurônio específico dentro da rede, ou a nível global, abrangendo toda a estrutura da rede. A Figura 3, exemplifica o funcionamento básico de uma RNN com realimentação local, composta por quatro camadas: uma de entrada, uma de saída e duas ocultas. A arquitetura lógica da RNN na ilustração evidencia que o aprendizado é recorrente à medida que um ou mais neurônios da segunda camada oculta alimenta de maneira recorrente pelo menos um dos neurônios da camada anterior (primeira camada oculta) (VILELA JUNIOR; FILENI; PASSOS, 2020).

Logo, o objetivo do treinamento é repetir tal procedimento quantas vezes forem necessárias para a aprimorar o ajuste dos pesos nas passagens pelas as camadas ocultas da RNN (VILELA JUNIOR; FILENI; PASSOS, 2020). Nesta mesma ótica, o treinamento da rede visa minimizar a diferença quadrática entre a saída medida e a prevista pelo modelo da rede neural (DEB et al., 2017).

Figura 3 – Princípio de funcionamento de uma RNN



Fonte: Vilela Junior, Fileni e Passos (2020)

No entanto, na prática, treinar devidamente uma RNN não é uma tarefa simples, pois pode ocasionar problemas com o gradiente (PASCANU; MIKOLOV; BENGIO, 2013). O gradiente, por sua vez, representa o vetor que aponta no sentido e direção da taxa máxima de variação da função (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2007).

Os problemas mais recorrentes associados a métodos convencionais baseados em gradiente no treinamento de RNNs, referem-se a presença de gradientes explosivos e de fuga. Fenômenos capazes de inviabilizar o ajuste dos pesos. Os gradientes explosivos podem saturar os neurônios através de ajustes exagerados nos vetores de pesos, enquanto os gradientes de fuga impedem que os pesos sinápticos avancem no ajuste durante o treinamento, dificultando assim, que o modelo aprenda as correlações entre os eventos temporais (PASCANU; MIKOLOV; BENGIO, 2013).

Para contornar esses problemas, faz-se necessário definir apropriadamente os atributos da rede, bem como, utilizar-se de um algoritmo adequado para o treinamento da RNN. Uma alternativa é o algoritmo *Backpropagation Through Time* (BPTT), uma adaptação do algoritmo *backpropagation* tradicional, que não envolve o uso de aproximação no cálculo dos gradientes (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2007).

O BPTT considera que a operação temporal de uma RNN pode ser desdobrada em uma rede alimentada à frente, no qual, a sua arquitetura está sujeita ao acréscimo de uma camada a cada período adicionado (HAYKIN, 2001). Em outras palavras, o BPTT particiona a rede ao

longo do tempo para propagar sequencialmente o erro (BANDARA; BERGMEIR; SMYL, 2020).

Segundo Bessa (2018), no algoritmo BPTT, os gradientes calculados a partir da incorporação da sequência de entrada são alterados para manter a restrição de igualdade da matriz de pesos em cada camada oculta. O autor sintetiza o processo de treinamento do algoritmo em quatro etapas fundamentais: i) introdução da sequência de etapas de tempo em termos de pares de entradas e saídas; ii) realização do desdobramento da rede; iii) realização da retropropagação do erro e atualização dos pesos; e por fim, iv) a repetição dos procedimentos anteriores até o atingimento da convergência.

De acordo com Braga, Carvalho, Ludermir (2007), apesar do grande esforço computacional - que torna a aprendizagem um pouco mais lenta -, e o fato de que nenhum aprendizado é realizado de modo a alcançar toda a sequência de fases do tempo, o BPTT, é ainda, a técnica mais amplamente utilizada para redes neurais recorrentes.

Além dos problemas acima mencionados, deve-se atentar também durante o treinamento da RNN, com problemas de *overfitting* e *underfitting*. O primeiro é caracterizado pelo o sobreajuste, uma situação na qual a rede é treinada diversas vezes, a ponto de memorizar os dados e aprender com os ruídos dos padrões do conjunto de treinamento, o que resulta na perda de generalidade do modelo (MANZAN, 2016). Já o último caso, trata-se do subajuste, um fenômeno em que a rede não extrai informações suficientes para a solução do problema (MARTINS et al., 2016).

Para lidar com esses efeitos, geralmente, é recomendado definir corretamente os parâmetros da rede, especialmente, o número de ciclos para o treinamento, e estabelecer um ponto de parada. Uma das técnicas mais amplamente utilizadas como critério de parada antecipada do treinamento em aplicações do mundo real é a *early-stopping* (PRINCIPE; EULIANO; LEFEBVRE, 2000; HAYKIN, 2001). Tal técnica, baseia-se no princípio de validação cruzada, no qual é estimado o erro quadrático médio. Assim, se o erro começa a aumentar, a rede tende a aprender com os ruídos do conjunto de treinamento, isto é, está progredindo para uma condição de *overfitting*, portanto, neste momento, deve-se encerrar o treinamento (MANZAN, 2016).

Desta forma, é plausível a utilização de RNNs na previsão de séries temporais de veículos em final de vida, visto que estas, possuem propriedades que as tornam adequadas para a previsão, sendo por conseguinte, uma arquitetura amplamente empregada na comunidade

científica nesses últimos anos (FEI; YEUNG, 2015; CHEN et al., 2017; QIN et al., 2017; CHE et al., 2018; BANDARA; BERGMEIR; SMYL, 2020).

Na próxima seção, será dado destaque a algumas métricas de desempenho utilizadas para avaliação dos métodos de previsão adotados no presente estudo.

2.5 Parâmetros para a avaliação de desempenho dos modelos

As diferentes combinações de ARIMA com RNA permitem a obtenção de diversos modelos, que nem sempre podem representar adequadamente a série temporal (SAÚDE, 2018). Portanto, é preciso verificar se o modelo utilizado apresenta um desempenho superior aos métodos mais convencionais de previsão.

De acordo com Hyndman e Koehler (2006), existem inúmeros tipos de medidas que servem para a comparação entre os modelos, tais como: medidas dependentes de escala, medidas de eficiência, medidas baseadas em porcentagem de erro, medidas baseadas em erros relativos, medidas relativas e erros escalares. Conforme Saúde (2018), em estudos envolvendo ARIMA e/ou RNA, as medidas de desempenho mais amplamente utilizadas são o MAPE, MSE e RMSE.

O erro médio percentual absoluto (MAPE) é uma das medidas de desempenho mais recomendadas e populares para analisar a acurácia da previsão (KIM; KIM, 2016). Isso, porque o MAPE é uma medida independente de escala e fácil de interpretar, uma vez que, fornece o erro em termos de percentual, o que o torna popular entre os profissionais da indústria (BYRNE, 2012). Em termos matemáticos, o MAPE pode ser entendido como sendo a média dos erros percentuais absolutos da previsão (KIM; KIM, 2016). Assim, o MAPE é descrito pela seguinte equação:

$$\text{MAPE} = \frac{\sum_{t=1}^n |(y_t - \hat{y}_t)/y_t|}{n} \times 100 \quad \text{se } y_t \neq 0 \quad (2.2)$$

Onde y_t representa os valores reais, \hat{y}_t os valores estimados e n o número de observações. Portanto, quanto menor o MAPE, melhor a previsão.

Já o erro quadrático médio (MSE) expressa a magnitude do erro estimado, no qual o melhor interpolador é aquele que apresenta valor próximo de zero (ALVES; VECCHIA, 2011). Enquanto, o RMSE, refere-se a raiz do erro quadrático médio. Segundo Campos e Leite (2013), o RMSE serve para medir o desempenho global do ajuste, portanto, quanto menores as estimativas do RMSE, mais confiável é o modelo ajustado. A equação representativa do RMSE é descrita abaixo:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n |(y_t - \hat{y}_t)|^2}{n}} \quad (2.3)$$

Onde y_t , \hat{y}_t e n são os mesmos elementos estabelecidos para o MAPE.

Além disso, para dados em que componentes determinísticas e estocásticas se fazem presentes, é recomendado que outros índices sejam utilizados na avaliação dos modelos de previsão (CAMPOS, 2008).

Uma boa alternativa é a estatística U de Theil, muito utilizada na avaliação de desempenho em problemas de predição de longo-prazo envolvendo diversas grandezas (MAKRIDAKIS; WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998). O coeficiente U de Theil é um indicador da qualidade da previsão, denotando se esta, é melhor ou pior do que uma previsão ingênua ou trivial (SILVA et al., 2018). Para tanto, é analisado se o coeficiente assume valor maior igual ou próximo a um. Em caso afirmativo, isso indica que, em nada difere a escolha do modelo, pois o resultado alcançado pelo mesmo é pouco significativo, isto é, não seria muito diferente de um modelo aleatório qualquer (SILVA et al., 2018). Em contrapartida, quando o valor for menor do que um, significa que menor é a desigualdade, e portanto, a previsão realizada pelo o modelo é melhor do que uma previsão trivial. Logo, quanto mais próximo de zero, melhor é o ajuste realizado pelo o modelo. O modo como o U de Theil é calculado é expresso pela a equação a seguir:

$$\text{U de Theil} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} / \left[\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \hat{Y}_t^2} \right] \quad (2.4)$$

Outra medida importante para avaliação da qualidade dos ajustes, é o coeficiente de Nash-Sutcliffe (NS) (NASH; SUTCLIFFE, 1970). O índice, trata-se de uma medida de eficiência do modelo, no qual os valores oscilam entre $-\infty$ a 1, sendo que 1 é indicativo de perfeito ajuste (CAMELO et al., 2017). De acordo com Silva et al. (2008), valores de NS superiores a 0,75 resultam em um bom desempenho do modelo, enquanto NS inferiores a 0,36 são considerados como desempenhos inaceitáveis. Valores entre os intervalos (0,36 e 0,75) são tidos como razoáveis. A expressão matemática para o cálculo de NS é dada pela seguinte equação:

$$\text{NS} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_{i=1}^n (y_t - \bar{y}_t)^2} \quad (2.5)$$

Desta forma, buscou-se no presente estudo, considerar essas diferentes abordagens na avaliação do desempenho dos métodos de previsão. A seguir, será discutido os procedimentos metodológicos considerados na construção da pesquisa.

3 METODOLOGIA

Esta seção está subdividida em três partes fundamentais: classificação da pesquisa, procedimentos para a revisão sistemática da literatura e fundamentação do modelo híbrido proposto. Juntas, elas sintetizam os desencadeamentos do estudo.

A primeira parte, diz respeito ao posicionamento científico da pesquisa, a sua tipologia. A segunda, consiste em uma revisão profunda da literatura, por meio de análises cienciométricas, que permitem melhor conhecer o estado da arte de ELVs no contexto da decisão. E por último, a terceira parte, que se refere a forma como foi construído o modelo híbrido.

3.1 Classificação da pesquisa

No que se refere à abordagem da pesquisa, o método a ser empregado tem abordagem tanto quantitativa quanto qualitativa. Enquanto a pesquisa qualitativa tem o intuito de fazer uma avaliação formal por meio do aprofundamento e compreensão dos comportamentos dos itens analisados, a pesquisa quantitativa visa mensurar e identificar relações entre variáveis, além de garantir que os resultados alcançados sejam pautados em dados padrões e em análises estatísticas (ROESCH, 2010).

Além disso, a pesquisa é de natureza básica exploratória, por subsidiar outros estudos e gerar novos conhecimentos, bem como favorecer um maior vínculo com a problemática, na expectativa de torná-la mais nítida. No entanto, a pesquisa não se limita apenas a uma análise genérica do conteúdo, mas abrange também aspectos relevantes que podem implicar em aplicações práticas futuras.

No que tange aos procedimentos técnicos, utilizou-se da pesquisa bibliográfica com o apoio das análises cienciométricas, fornecendo uma sinopse geral sobre os estudos já realizados e que apresentem relevância e idoneidade acadêmica, para fornecer dados atuais e fidedignos à realidade do tema estudado.

Abaixo, segue a caracterização do modelo híbrido utilizado para o alcance dos resultados.

3.2 Procedimentos para a revisão cienciométrica

Revisões sistemáticas da literatura são utilizadas para mapear padrões de citações, identificar principais autores e linhas de pesquisa, assim como, instituições e regiões referências, no intuito de se construir um arcabouço teórico concernente ao campo de

conhecimento investigado. Segundo Oliveira et al. (2018), revisões de literatura, normalmente, são empregadas para encobrir aspectos não discutidos em pesquisas anteriores.

Nesta mesma ótica, o *Manual Cochrane* para revisões sistemáticas, afirma que uma revisão sistemática tem por finalidade:

Agrupar todas as evidências empíricas que se encaixam nos critérios de elegibilidade pré-especificados, a fim de responder a uma questão de pesquisa específica. Utiliza métodos explícitos e sistemáticos que são selecionados com o objetivo de minimizar o viés, fornecendo, assim, descobertas mais confiáveis a partir das quais conclusões podem ser tiradas e decisões tomadas (COCHRANE HANDBOOK, 2011, n.p).

Para Donato e Donato (2019), as revisões sistemáticas são evidências de alta qualidade, pois sintetizam os resultados de todos os estudos originais sobre determinado tema em um único estudo, concatenando as evidências disponíveis na literatura científica.

Neste contexto, a análise cienciométrica, surge como uma ferramenta viável para a realização de revisões abrangentes da literatura. De acordo com Konur (2012), a análise cienciométrica, também conhecida como cientométrica, é um dos métodos mais utilizados para se investigar o desenvolvimento da pesquisa num determinado campo de conhecimento. Para a Olawumi e Chan (2018), a ciencimetria possibilita uma captura mais ampla, fiel e concisa da área de estudo investigada, identificando padrões estruturais e traçando fronteiras de pesquisa, por meio de fórmulas matemáticas e mecanismos de visualização, que enriquecem o mapeamento dos trabalhos científicos, assim como favorecem a difusão do conhecimento.

Portanto, na revisão proposta, foram empregadas cinco técnicas cientométricas no intuito de se acompanhar a evolução do campo de pesquisa de interesse: (i) análise de co-autor: concentra-se na co-ocorrência de principais autores e instituições no corpus indexado da pesquisa; (ii) análise de co-palavras: enfatiza a co-ocorrência de palavras-chave e categorias de assunto salientes; (iii) análise de co-citação: inclui a percepção dos autores, artigos e periódicos mais citados no conjunto de dados; (iv) análise de clusters: caracteriza-se pela detecção de rajadas, exploração das linhas de pesquisa e sua evolução ao longo do tempo; e por fim, a (v) análise geoespacial: compreende a visualização de mapas animados, a sobreposição de mapas duplos e a identificação das regiões mais produtivas do globo.

Todavia, para a construção das análises, faz-se necessário a utilização de um pacote de software. O utilizado nesta pesquisa, é o desenvolvido por Chaomei Chen, denominado *CiteSpace*. Conforme Chen (2016), o *CiteSpace* é muito útil para mapear domínios e subsidiar a ilustração do conhecimento produzido através de mapas gráficos. O *CiteSpace*, no entanto, faz uso de diferentes bases de dados para a coleta de informações, tais como a Web of Science (WOS), Scopus e PubMed, e as convertem no formato da Web of Science para evitar a perda

de dados e minimizar o tempo de processamento da pesquisa e recuperação de periódicos (CHEN, 2016). Segundo Olawumi e Chan (2018), a WOS é a base de dados mais abrangente, robusta e também a que contém as mais relevantes e influentes revistas da comunidade científica, sendo portanto, o banco de dados mais extensivamente utilizado em atividades de bibliográficas e análises bibliométricas.

Desta forma, a pesquisa abrangente da literatura foi realizada na coleção principal da WOS utilizando a cadeia de pesquisa “End-of-Life Vehicles* AND Decision Models*”. As expressões “ELV* AND Decision Support Methods*” também foram utilizadas como termos alternativos para a maior abrangência da pesquisa. A seleção dos trabalhos publicados, no entanto, foi realizada com base nos critérios: (1) área e campo de interesse (gerenciamento de resíduos automotivos, impactos ambientais da indústria automobilística, logística reversa, Análise de Decisão Multicritérios (MCDA) e tomada de decisão); (2) desenvolvimento sustentável na cadeia automotiva (tecnologias verdes, medidas de eficiência e indicadores de desempenho); (3) estratégias de mensuração e solução de problemas (planejamento e controle, taxa de reciclagem, metodologias ágeis e melhoria contínua); (4) desafios do setor (conscientização do consumidor, políticas de gestão ambiental, legislação pertinente e responsabilidade no gerenciamento da reciclagem). Esses critérios foram utilizados, evidentemente, dentro do contexto da decisão para auxiliarem no refino da pesquisa, permitindo uma maior ênfase nos estudos alusivos aos ELVs no âmbito da decisão.

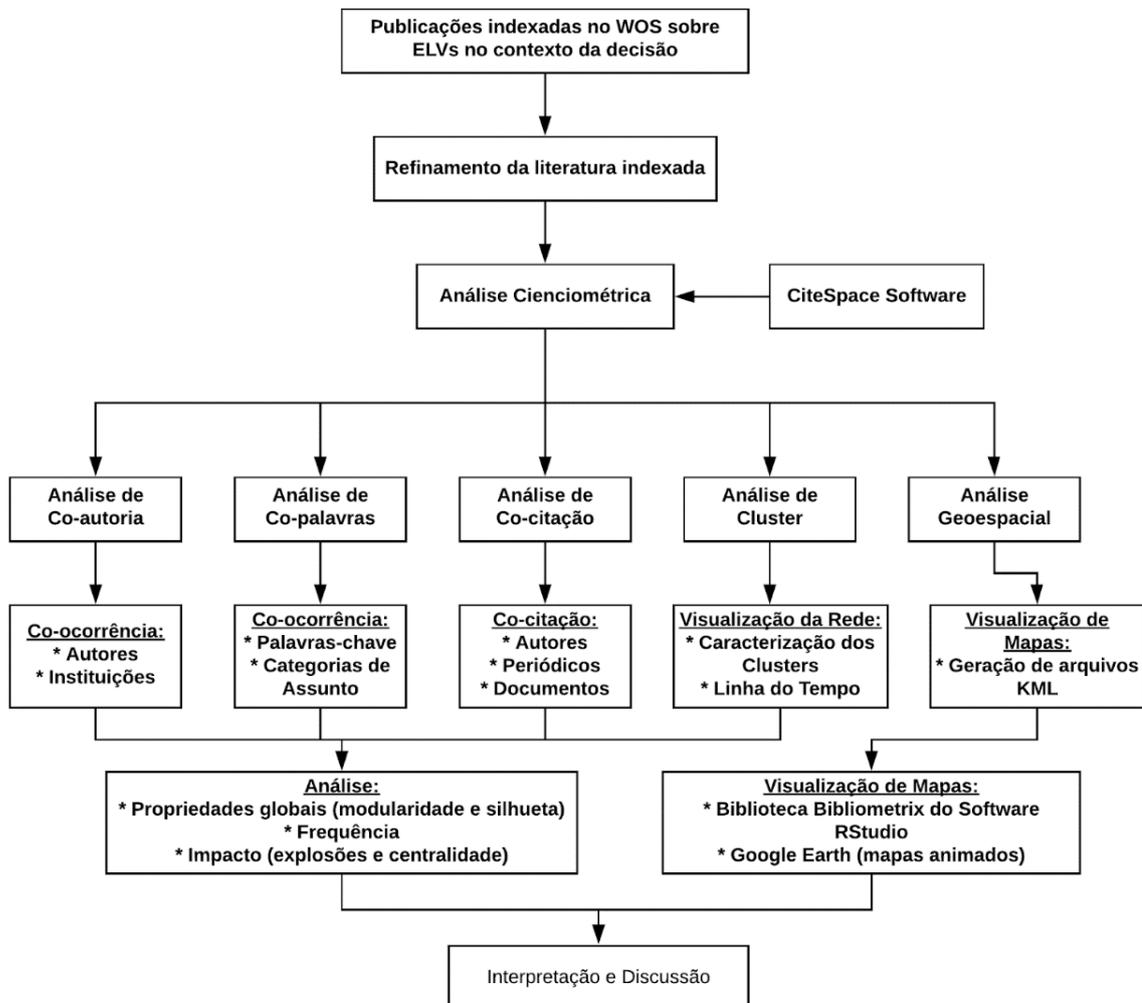
Além disso, como a revisão teve por objetivo discutir o estado da arte referente a ELVs sob a perspectiva da tomada de decisão, uma especial atenção foi dada a trabalhos representativos, direcionados à metodologias de suporte a decisão, cobrindo e resumindo os tópicos de interesse. A literatura incluída na pesquisa, limitou-se a artigos e *proceedings paper*, pois estes em sua maioria são revisados por pares, são mais abrangentes, atuais e considerados como fontes mais confiáveis dentro do meio científico.

No que diz respeito ao espaço temporal da pesquisa, a WOS faz uma varredura desde de 1945 até o ano corrente (2019), no entanto, só foram encontrados registros sobre a temática a partir de 1990, dos quais, apenas os de 1995 até 2019 foram considerados como pertinentes para a investigação. Ademais, para garantir que a revisão seja reproduzível, sistêmica e de alta qualidade, o processo de pesquisa buscou ser interativo, por meio do *CiteSpace 5.2.R1*, fornecendo assim, uma estrutura analítica mais robusta.

Além disso, antes da inserção dos dados no *CiteSpace* foi realizado um refinamento dos registros da WOS, salvos em "lista marcada", restando apenas 98 registros dos 208 arquivos

iniciais, como forma de assegurar a fidedignidade das informações apresentadas. O Fluxograma 1, abaixo, mostra a esquematização do estudo proposto.

Fluxograma 1 - Diagrama da pesquisa cientiométrica



Fonte: O Autor (2019)

Como apoio a pesquisa, utilizou-se da Biblioteca *Bibliometrix* do Software *RStudio*, para construir o mapa de distribuição das produções científicas. Isto posto, os resultados alcançados poderão agora ser discutidos na seção 4.1.

3.3 Fundamentos do Modelo Híbrido

Salles, Arantes e Tavares (2010) ao investigar o comportamento das séries temporais de vendas de automóveis no Brasil por meio de métodos clássicos de previsão de demanda,

sugeriram a utilização de modelos clássicos vetoriais auto-regressivos e, principalmente, de modelos bayesianos, bem como, metodologias associadas a redes neurais e lógica *fuzzy* em pesquisas futuras relacionadas ao tema.

Desta forma, o presente estudo procurou combinar as metodologias ARIMA e Redes Neurais Artificiais, de modo a obter um modelo mais robusto que melhor represente o conjunto de dados, e que conseqüentemente ofereça uma previsão mais assertiva dos resultados desejados.

Assim, os dados para a composição da série temporal associados ao número de ELVs foram extraídos do banco de dados da ANFAVEA e do DENATRAN, sendo relacionados pela Equação (3.1) abaixo, sugerida por Yu, Chen e Yang (2019).

$$ELV_t = S_t + C_{t-1} - C_t. \quad (3.1)$$

Onde ELV_t representa o volume de ELVs no período t , C_t representa a propriedade de veículos para o período t , e S_t o volume de vendas em t .

É importante salientar que a categoria de veículos considerada nesta pesquisa foi a de automóveis passageiros, com capacidade para até oito pessoas, incluindo o condutor, conforme definição do Código de Trânsito Brasileiro (CTB) (2019). Ou seja, motocicletas, ônibus, caminhões, tratores e veículos de carga de um modo geral não fazem parte do cerne desta pesquisa.

Isto posto, após a construção da série original, inseriu-se a mesma no R Studio, para analisar o conjunto de dados. O primeiro passo foi verificar os principais padrões da série original, tentando entender o comportamento do resíduo automotivo no Brasil.

Em seguida, procurou-se identificar o modelo ARIMA que melhor se adequasse aos dados da série. Para tanto, utilizou-se a função *auto.arima* da biblioteca *forecast* no R Studio. Tal função, retorna o melhor modelo ARIMA com base na generalidade do modelo.

A generalidade de um modelo pode ser entendida como a capacidade do modelo em caracterizar não apenas os dados da amostra, mas também toda a população ao longo de um determinado período de tempo, sendo portanto, o principal critério para a seleção de modelos (FLORIANO et al., 2006).

A generalidade, no entanto, é considerada nos critérios AIC e BIC, discutidos anteriormente. Tais critérios penalizam modelos com muitas variáveis. Sendo que valores menores de AIC e BIC são preferíveis, visto que, maximizam a função de verossimilhança.

A função de máxima verossimilhança (FMV) é um método que determina valores para os parâmetros de um modelo, de modo a encontrar a função mais provável para explicar um

conjunto de dados observados. Com base nessas informações, obteve-se os parâmetros do modelo ARIMA a ser utilizado, identificando assim, o modelo mais parcimonioso.

O terceiro passo foi o diagnóstico dos resíduos (erros do ARIMA), que levou em consideração a Função de Autocorrelação (FAC) e a normalidade dos resíduos, para se constatar a presença do ruído branco. Testes estatísticos de Ljung-Box, Kolmogorov – Smirnov, Box-Pierce e de Acurácia foram submetidos para se fundamentar a validação do modelo ARIMA. Feito isto, realizou-se as estimativas (previsões) do modelo ARIMA.

Vale salientar, que a partir desta seção, o termo “resíduo” denotará um significado diferente do adotado nas seções anteriores, no qual fora utilizado para especificar “resíduo sólido”. Nesta seção, será tratado como “resíduo” toda parte residual, não modelada pelo o ARIMA, isto é, os erros do modelo ARIMA.

Sendo assim, a modelagem híbrida (Eq. 3.2), por sua vez, ficou a cargo da combinação entre a componente linear (L_t) estimada pelo o modelo ARIMA e a componente não-linear (N_t), obtida pela modelagem dos resíduos do ARIMA através da Rede Neural Artificial (ZHANG, 2003).

$$Y_t = L_t + N_t. \quad (3.2)$$

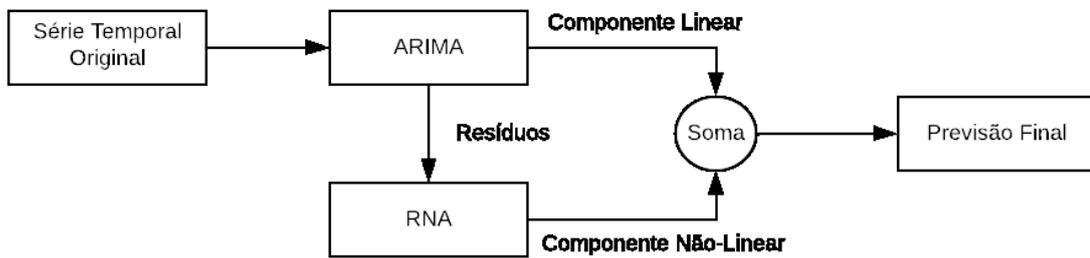
Em outras palavras, treinou-se a RNA para aprender o erro estimado pelo ARIMA. Assim, a soma da componente linear do ARIMA com a componente não linear prevista pela RNA, fornecerá, em tese, uma previsão mais ajustada do modelo.

Neves (2017), ao trabalhar com séries temporais utilizando ARIMA e RNA, já havia sinalizado que uma melhoria de seu estudo, poderia ser a utilização de Redes Neurais Artificiais para a predição do erro do ARIMA, pois isso, geraria estimativas mais próximas do real. O erro pode ser obtido pela a diferença entre a série original e a série prevista pelo o modelo ARIMA, conforme demonstrado na Equação 3.3.

$$Erro = \text{dados reais} - \text{dados simulados} \quad (3.3)$$

A esquematização do modelo proposto é demonstrada a seguir (Fluxograma 2).

Fluxograma 2 – Esquema do modelo híbrido proposto



Fonte: Adaptado de Zhang (2003)

Neste sentido, a construção da RNA se deu pela preparação dos dados, com a normalização dos resíduos, para se evitar a saturação da rede durante o treinamento. O procedimento de normalização utilizado foi obtido com base na Equação 3.4, a seguir:

$$\bar{z}_t = \frac{z_t - \min(z)}{\max(z) - \min(z)}. \quad (3.4)$$

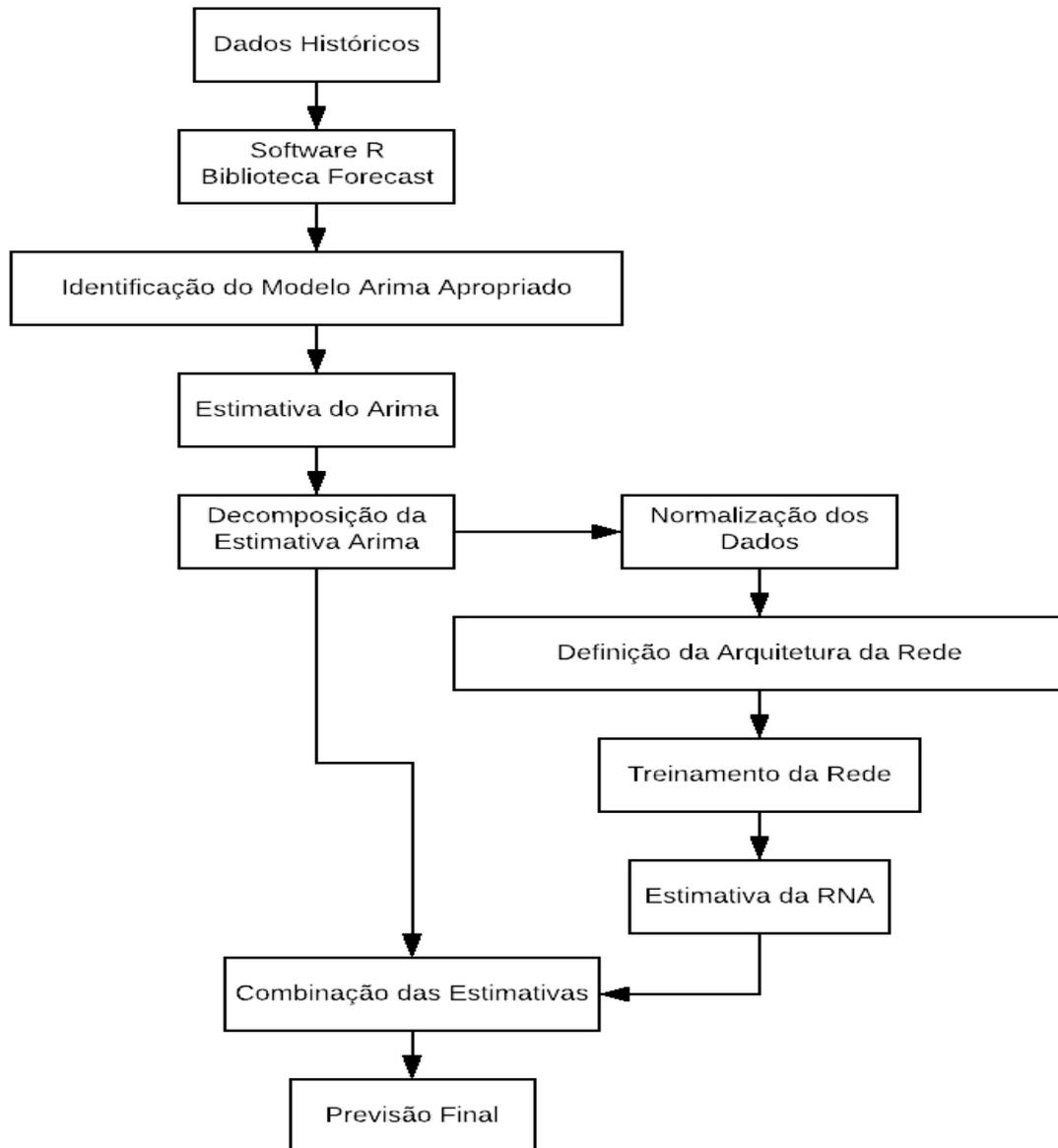
Onde \bar{z}_t é o valor normalizado no período t , z_t o valor da série residual no instante t , $\max(z)$ e $\min(z)$ correspondem, respectivamente, aos valores máximos e mínimos da série. Tal normalização possibilita escalonar os valores dos resíduos no intervalo $[0, 1]$.

O próximo passo, foi utilizar os valores da série ajustada gerados pelo o ARIMA para alimentar a RNA e proceder com o treinamento da rede. Para tanto, fez-se necessário definir os argumentos da rede neural e realizar as tarefas de previsão.

Por fim, a estimativa da RNA, através de um procedimento de normalização inversa, é então somada a componente linear prevista pelo o ARIMA, resultando na previsão final do modelo híbrido.

O fluxograma 3, abaixo, demonstra o detalhamento desta pesquisa.

Fluxograma 3 - Encadeamento científico da pesquisa



Fonte: O Autor (2019)

A seguir, são apresentados os resultados alcançados com a pesquisa.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

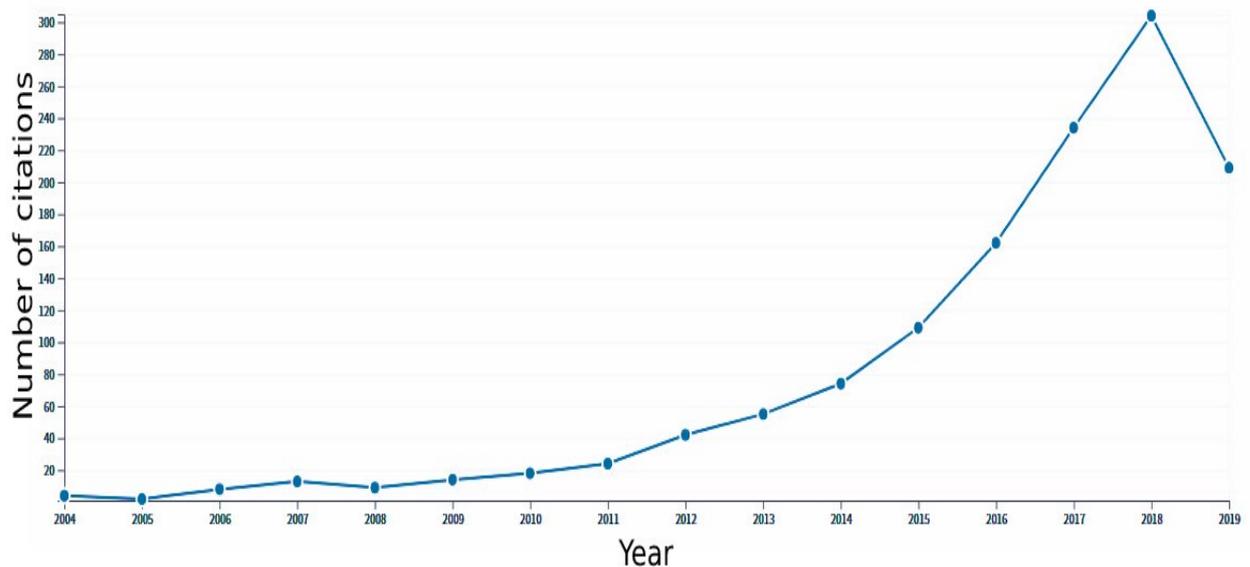
Conforme discutido anteriormente, essa seção está estruturada em duas partes, uma caracterizada pela a revisão sistemática da literatura envolvendo ELVs no contexto da decisão, com o objetivo de melhor compreender o estado da arte da temática em evidencia; e a outra, voltada para a realização das estimativas, por meio do modelo híbrido proposto.

4.1 Revisão sistemática da literatura

4.1.1 Análises cientiométricas

Os prolegômenos desta revisão apontam para um número cada vez mais crescente de citações referentes a ELVs e modelos de decisão nesses últimos anos, demonstrando um aumento significativo do interesse sobre a temática entre os anos de 2004 e 2019.

Gráfico 4 - Distribuição do número de citações por ano conforme o corpus de pesquisa indexado de 2004 a 2019



Fonte: Web of Science (2019)

As seções a seguir envolvem as diretrizes da pesquisa cientiométrica: análise de co-autores, análise de co-palavra, análise de co-citação, análise de clusters e análise geoespacial.

4.1.1.1 Análise de co-autoria

Essa investigação é útil para o estabelecimento dos principais autores e instituições relacionados à temática estudada.

Figura 4 - Rede de co-autoria



Fonte: O Autor (2019)

A rede de coautoria (Figura 4) resultou em 11 nós e 8 links. O tamanho do nó sinaliza o número de publicações de cada autor, enquanto a espessura dos links representa a força das relações cooperativas entre os autores. Já o padrão de cores utilizado, está associado ao espaço temporal utilizado (intervalo de 1995 a 2019), onde as cores mais frias representam os anos iniciais e às quentes os períodos mais recentes. Além disso, a rede pode ser avaliada com base em duas propriedades estruturais globais: a modularidade (Q) e a silhueta (S).

A modularidade é uma métrica que mede a clareza geral da estrutura da rede em relação a sua decomposição em clusters. Trata-se de uma referência do modo como os nós estão acoplados dentro e fora do cluster. A qualidade da divisão geral é medida pelo índice Q, que

varia de 0 a 1. Onde o valor 1 representa uma divisão perfeita entre os clusters. Logo, uma alta modularidade sugere que as referências são distribuídas em clusters não sobrepostos com limites claros, implicando, portanto, em uma rede bem estruturada. Em contrapartida, se a modularidade for inferior a $Q=0,30$, é esperado observar diversos links inter-clusters, demonstrando assim, que os grupos estão fracamente acoplados (CHEN, 2018; CHEN; SONG, 2019).

Já a silhueta é uma métrica utilizada para mensurar a homogeneidade média de um cluster. Também pode ser entendida como uma medida da credibilidade do agrupamento entre os membros de um determinado grupo de pesquisa. Em outras palavras, serve para validar a consistência de um cluster. Os valores da silhueta variam normalmente de zero a um, e quanto mais próximo o valor da silhueta for de um, maior a consistência dos membros do cluster, e portanto, mais robusto e significativo é o resultado (CHEN, 2016).

Ambas as medidas podem auxiliar na avaliação da qualidade de um processo de expansão de clusters. Assim, no que diz respeito a análise de co-autoria, as propriedades revelam a natureza dispersa dos agrupamentos de autores ($Q = 0.7969$; $Q > 0,70$) e uma alta homogeneidade dos agrupamentos dentro da rede ($S = 0,80$; $S > 0,50$). Demonstrando, portanto, uma boa estrutura da rede de co-autoria.

4.1.1.1.1 Autores

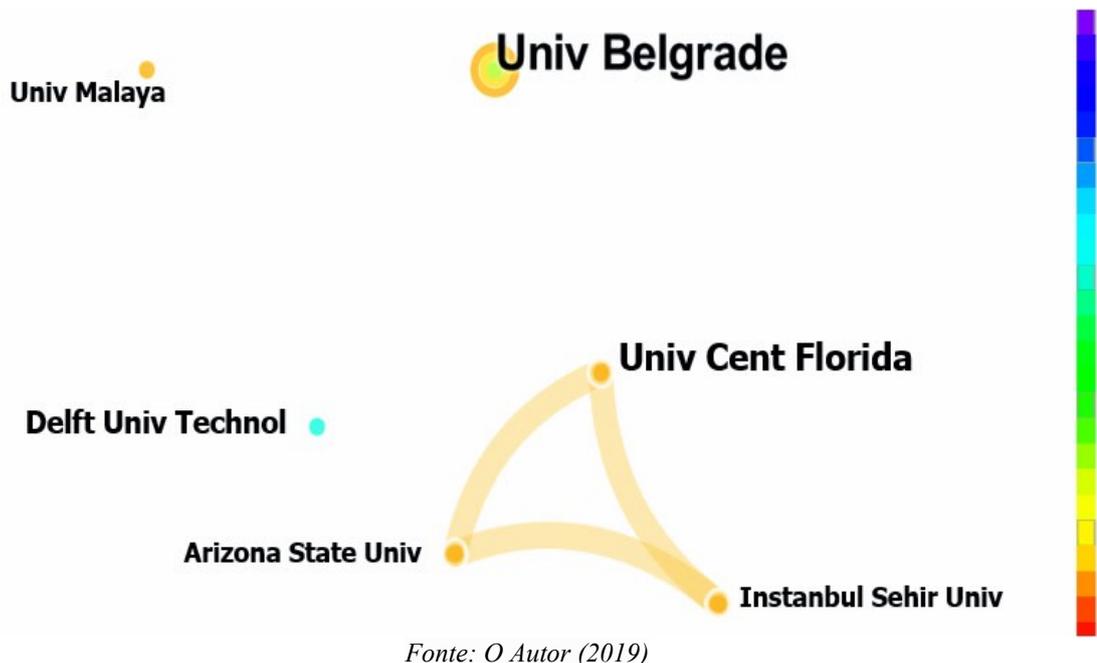
O autor considerado mais produtivo é Simic V, com 4 publicações, conforme pode ser observado na rede através do tamanho do nó (Figura 4). Além disso, no que tange às relações colaborativas e trabalhos na área, a rede estabeleceu três principais comunidades de pesquisa com colaboração robusta entre os autores, dentre os quais, destacam-se os circuitos produtivos de Simic V, Shumon MRH e Onat NC, todos, apontados como autores centrais.

4.1.1.1.2 Instituições

Esta seção explora a contribuição das instituições de ensino para o corpo da área de conhecimento. A rede demonstrou uma clara dispersão dos agrupamentos, tendo poucas conexões na comunidade científica entre as universidades.

A Universidade de Belgrado na Sérvia, atualmente, é a instituição de ensino que mais tem realizado pesquisas envolvendo ELVs no contexto da decisão, seguida pelas as universidades da Flórida e de Istanbul. Essas instituições revelam um interesse recente pela a temática de investigação, bem como, são únicas em seus resultados de pesquisa no campo estudo.

Figura 5 - Rede com as principais instituições



Além disso, existe uma clara conexão entre as universidades da Flórida Central, do Estado do Arizona e de Istanbul Sehir, evidenciando um grau de colaboração entre esses grupos de pesquisa.

4.1.1.2 Análise de Co-palavras

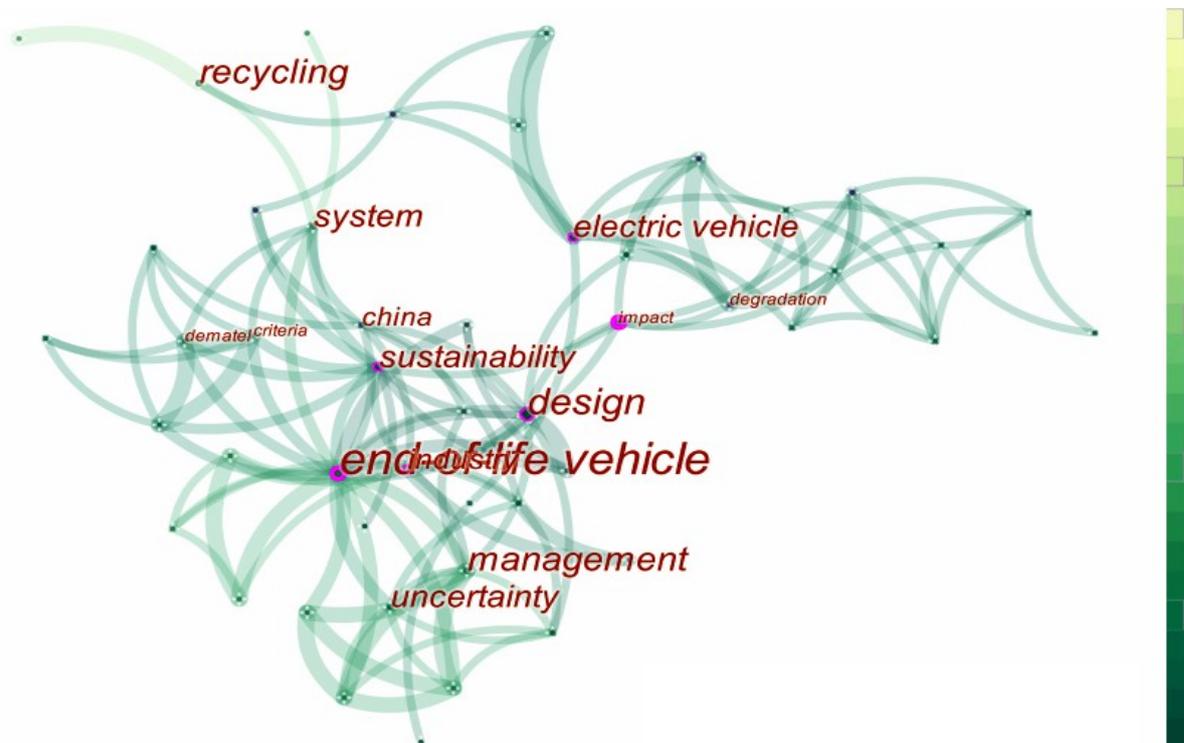
Esta análise busca desvendar os termos mais usuais no campo, ou seja, trata-se de um recorte de como o tema tem evoluído ao longo das últimas décadas. Assim, a análise faz uso de palavras-chave co-ocorrendo e categorias de assuntos, para verificar tendências e fronteiras no campo estudo.

4.1.1.2.1 Rede de Palavras-chave

Para Olawumi e Chan (2018, p. 238), “palavras-chave são palavras descritivas e significativas e servem como ponto de referência para encontrar e compreender os conceitos dos artigos de pesquisa”.

A análise da rede demonstra uma modularidade ($Q = 0,5535$) e silhueta ($S = 0,5484$), com 50 nós e 130 links, tendo uma correlação equilibrada entre os termos. O que é compreensível dado que palavras-chave são mais comuns de serem encontradas em trabalhos de naturezas distintas. Logo, a rede, apresenta-se de maneira mais difusa e, portanto, menos homogênea.

Figura 6 - Rede de palavras-chave co-ocorrentes



Fonte: O Autor (2019)

A palavra-chave mais frequente é “end-of-life vehicle”, co-ocorrendo em 22 publicações. Palavras-chave como “design”, “sustainability”, “recycling”, “industry” e “management” também ocorrem com grande frequência. Contudo, o termo “impact” é o que apresenta a maior centralidade, conforme demonstrado na Figura 6, pelo o tamanho e espessura do anel em torno do nó. Em outras palavras, o uso da expressão “impact” está mais fortemente associada a trabalhos de alta relevância.

Um resumo da frequência e centralidade das principais palavras-chave, encontra-se descrito na Tabela 2 a seguir:

Tabela 2 - As 25 principais palavras-chave co-ocorrentes com base na centralidade

Palavras-chave	Centralidade	Frequência	Ano de Maior Frequência
impact	0,53	2	2017
end-of-life vehicle	0,43	22	2012
sustainability	0,36	8	2016
electric vehicle	0,28	7	2015
industry	0,26	6	2012
design	0,24	10	2017

system	0,20	7	2007
decision analysis	0,20	2	2016
lithium ion battery	0,15	3	2017
recycling	0,13	9	2004
china	0,13	5	2016
reuse	0,13	2	2016
degradation	0,12	2	2017
storage	0,11	2	2017
charge	0,10	2	2017
sustainable development	0,08	2	2017
particle filter	0,07	2	2017
management	0,06	9	2013
prediction	0,05	6	2015
battery	0,05	2	2017
capacity	0,04	2	2017
dematel	0,04	2	2016
criteria	0,04	2	2016
policy	0,03	4	2015
dematel method	0,03	2	2016

Fonte: O Autor (2019)

É importante notar que o interesse por termos envolvendo modelos de decisão, tais como “*decision analysis*”, “*prediction*”, “*criteria*”, “*dematel*” e “*dematel method*”, são expressões mais frequentemente utilizadas apenas a partir de 2015, sendo, portanto, natural esses termos não demonstrarem uma alta centralidade. Isto é, o estudo de ELVs sob a perspectiva dos modelos de decisão, é algo ainda considerado muito recente para se ter explosões de citações.

No entanto, a palavra-chave “*uncertainty*”, característica de modelos de decisão, apesar da baixa centralidade, aparece como a única palavra-chave com explosão de citação dentro do campo, conforme demonstrado na Figura 7, a seguir:

Figura 7 - Explosão de palavras-chave co-ocorrentes

Keywords	Year	Strength	Begin	End	1995 - 2019
uncertainty	1995	3.6572	2013	2015	

Fonte: O Autor (2019)

Palavras-chave com explosões de citação representam os tópicos e temas relevantes em estudos e pesquisas na área (OLAWUMI; CHAN, 2018). A força da rajada (3,6572) indica que o termo se repete com alta frequência nas pesquisas relacionadas. Isto corrobora ao fato de que esforços têm sido direcionados de forma consistente a esses temas críticos de pesquisa, que são essenciais para se alcançar um desenvolvimento urbano sustentável.

4.1.1.2.2 *Categorias de assuntos co-ocorrentes*

As categorias de assuntos são utilizadas para classificar as produções de acordo com a sua área de conhecimento. A rede de categorias possui 22 nós e 63 links, assim como, aponta para uma modularidade moderada ($Q=0,5725$), sinalizando que os centros de pesquisa estão razoavelmente agrupados, e com uma alta homogeneidade ($S=0,8806$).

Figura 8 - Rede de categorias co-ocorrentes



Fonte: O Autor (2019)

O tamanho do nó representa o número de artigos classificados dentro de cada categoria no conjunto de dados (OLAWUMI; CHAN, 2018). Pelo menos cinco grandes categorias foram identificadas: Engenharia (64 artigos), Ciências Ambientais e Ecologia (32 artigos); Engenharia Ambiental (29 artigos); Ciência e Tecnologia - Outros tópicos (24); e Ciência Sustentável e Tecnologia Verde (22).

Essas categorias representam as áreas mais ativas na evolução da pesquisa em ELV relacionada a modelos de decisão. Além disso, os nós de categorias roxos da rede (Figura 8) simbolizam uma alta pontuação de centralidade de interseção. Esses nós conectam os aspectos e conceitos distintos no campo da pesquisa e são fundamentais para o desenvolvimento do campo (OLAWUMI; CHAN, 2018). As categorias que obtiveram maior centralidade foram Engenharia (centralidade = 1,4); Energia e Combustíveis (0,65); Ciência e Tecnologia - Outros tópicos (0,36); e Ciência Sustentável e Tecnologia Verde (0,36). É importante salientar que a área da engenharia é a maior área de investigação da temática em lide, apresentando contribuições significativas nos últimos anos dentro do campo de conhecimento.

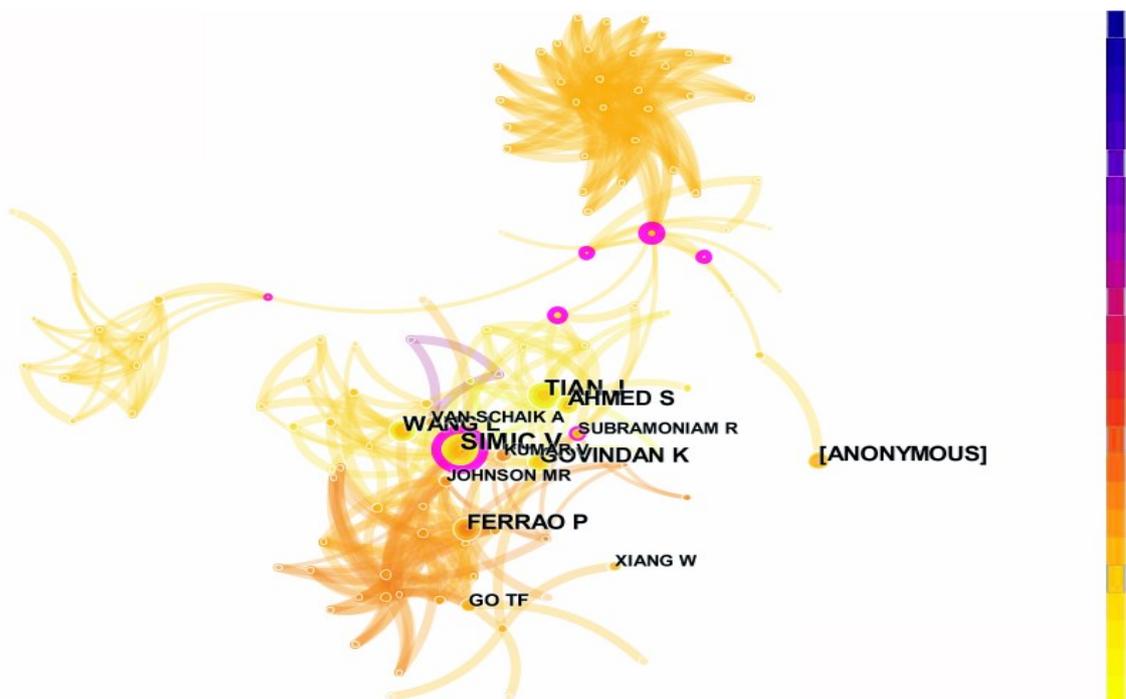
4.1.1.3 Análise de co-citação

Co-citação é um parâmetro utilizado para avaliar o grau de correlação (proximidade) entre dois ou mais itens, neste caso, mais usual para associar autores, documentos ou periódicos, a publicações de jornais (CHEN, 2006; ZHAO, 2017).

4.1.1.3.1 Co-citação de autores

Essa análise, dedica-se a construção de um padrão de relações entre autores distintos cujo trabalho consta como referências citadas na mesma publicação (OLAWUMI; CHAN, 2018).

Figura 9 - Rede de co-citação de autores



Fonte: O Autor (2019)

A rede possui um arquétipo extenso com 169 nós e 419 links, dispondo de autores bem agrupados ($Q=0,6963$), porém com baixa homogeneidade ($S=0,1681$). A estrutura da rede indica ainda que SIMIC V é o autor com maior número de citações (17), seguido por TIAN J (13), WANG L (12), FERRÃO P (12) e AHMED S (10). Todavia, a citação de maior centralidade pertence a EGILMEZ G (centralidade = 0,58), conforme demonstrado na Tabela 3 abaixo:

Tabela 3- Os 10 principais autores com base na centralidade das citações

Autor	Número de Citações	Centralidade	Ano de Publicação
EGILMEZ G	4	0,58	2016
SIMIC V	17	0,42	2013
SAATY TL	4	0,38	2017
LIU G	2	0,23	2017
ARULAMPALAM MS	2	0,22	2017
WANG D	2	0,16	2017
SUBRAMONIAM R	6	0,11	2012
WANG L	12	0,06	2015
FERRAO P	12	0,06	2009
BELLMANN K	4	0,06	2015

Fonte: O Autor (2019)

A alta centralidade indica que o trabalho possui relevância e ofereceu contribuições para outros estudos. Assim, mais uma vez, é importante destacar o trabalho de Simic V, que além de ter uma boa centralidade, teve um grande número de citações. Saaty TL e Liu G, são autores que vêm propondo contribuições mais recentes no campo.

Não obstante, apenas o trabalho de Ferrão P foi o que teve uma explosão de citação entre os anos de 2009 a 2013, conforme destacado em vermelho na Figura 10 a seguir:

Figura 10 - Explosão de citação de autores

Cited Authors	Year	Strength	Begin	End	1995 - 2019
FERRAO P	1995	3.4647	2009	2013	

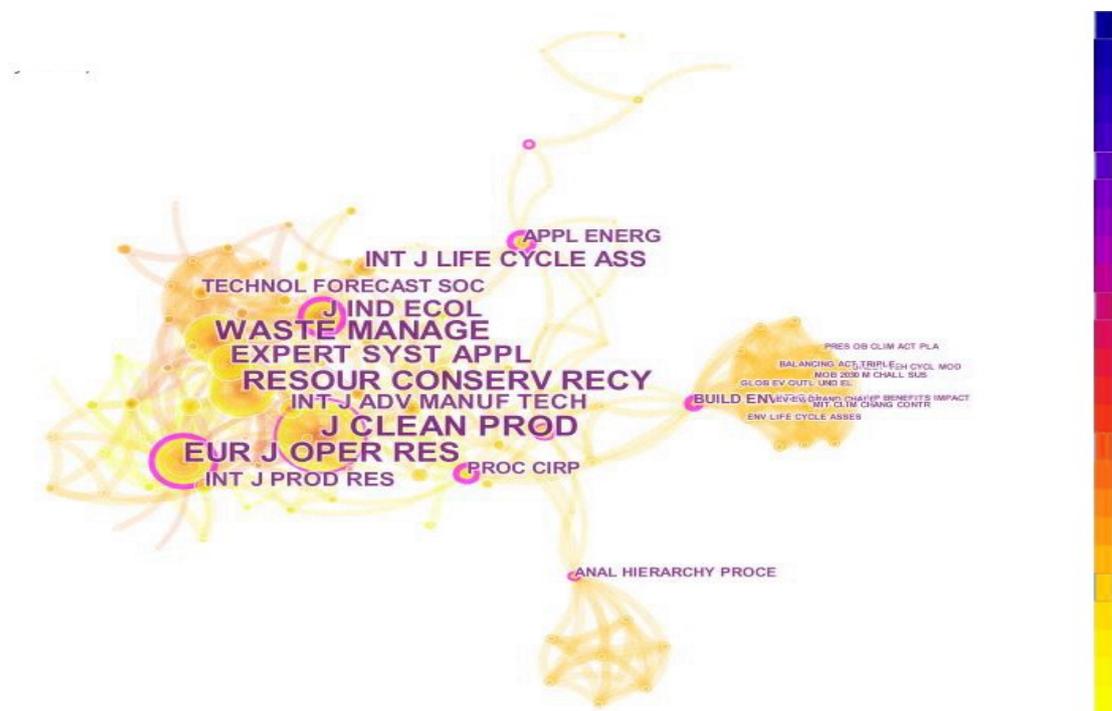
Fonte: O Autor (2019)

Trabalhos com explosão de citação são considerados trabalhos mais inovadores, impulsionando *insights* dentro da comunidade científica.

4.1.1.3.2 Co-citação de periódicos

Os 98 registros bibliográficos indexados da Web of Science foram analisados um por um, incluindo as referências citadas, utilizadas por cada corpus da pesquisa, para gerar uma rede de periódicos co-citados com 126 nós e 459 links, no intuito primeiro de se identificar o periódico mais citado, conforme mostrado na Figura 11.

Figura 11 - Rede de co-citação de periódicos



Fonte: O Autor (2019)

O tamanho do nó representa o número de citações de cada periódico. E as propriedades globais da rede ($Q=0,6189$; e $S= 0,2589$) apontam para uma estrutura bem agrupada, porém pouco homogênea. Como observado na Figura 11, o *Journal of Cleaner Production* é o maior periódico da rede com 46 citações (Tabela 4); seguido pelo o *Waste Management* (37); e *Resources, Conservation and Recycling* (37).

É importante notar que 7 dos 10 principais *journals* no campo pertencem a editora Elsevier, conforme demonstrado na Tabela 4. Além disso, o *journal Renewable & Sustainable Energy Reviews* é o periódico que apresenta o maior fator de impacto (10,556), seguido pelo o

Environmental Science & Technology (7,149) e pelo o *Resources, Conservation and Recycling* (7,044).

Tabela 4 - As 10 principais revistas de origem no corpus da pesquisa

Revista de Origem	Contagem	Fator de Impacto (FI)	Editora
Journal of Cleaner Production	46	6,395	Elsevier
Waste Management	37	5,431	Elsevier
Resources, Conservation and Recycling	37	7,044	Elsevier
European Journal of Operational Research	35	3,806	Elsevier
Expert Systems with Applications	25	4,292	Elsevier
Journal of Industrial Ecology	22	4,826	Wiley
The International Journal of Life Cycle Assessment	15	4,868	Springer
Renewable & Sustainable Energy Reviews	14	10,556	Elsevier
Environmental Science & Technology	14	7,149	ACS Publications
Computers & Industrial Engineering	13	3,518	Elsevier

Nota: Fator de Impacto de 2018.

Fonte: O Autor (2019)

No que diz respeito à centralidade, o *Journal Procedia CIRP* foi o que obteve maior centralidade (0,38), acompanhado pelo o *Building and Environment* (0,36) e *Journal of Industrial Ecology* (0,26). Periódicos com altos escores de centralidade servem como elos entre periódicos distintos e podem atuar como centros intelectuais-chave para acadêmicos, profissionais e órgãos governamentais.

4.1.1.3.3 Co-citação de documentos

O conjunto de dados extraídos da WOS revela 20 documentos com pelo menos 25 citações até meados de 2019, conforme sinalizado no Quadro 4. No qual, pode-se verificar que 7 dos 20 principais artigos citados, isto é, 35% dos artigos de maior de destaque, foram publicados no *Journal of Cleaner Production*, que também foi o periódico de origem com mais publicações sobre o tema. Além disso, os trabalhos mais citados, propostos por Mayyas et al. (2012), Mergias et al. (2007) e, Van Schaik e Reuter (2004), merecem considerável destaque pelas contribuições no campo.

Quadro 4 - Os 20 principais trabalhos citados com base nos dados da WOS

Ranking	Artigo	Total de Citações	Journal	Ranking	Artigo	Total de Citações	Journal
1	Mayyas et al. (2012)	74	Energy	11	Castro et al. (2004)	38	Resources, Conservation and Recycling
2	Mergias et al. (2007)	71	Journal Of Hazardous Materials	12	Onat et al. (2016)	36	Sustainable Production & Consumption
3	Van Schaik e Reuter (2004)	58	Resources Conservati on And Recycling	13	Sankarar aman, Daigle e Goebel (2014)	35	IEEE Transactions on Reliability
4	Patil et al. (2015)	50	Applied Energy	14	Ciacchi et al. (2013)	30	Resources Conservation And Recycling
5	Arena, Azzone e Conte (2013)	47	Journal of Cleaner Production	15	Feraldi et al. (2013)	28	The International Journal of Life Cycle Assessment
6	Abdulrahman et al. (2015)	45	Journal of Cleaner Production	16	Simic e Dimitrijevic (2013)	27	Resources Conservation And Recycling
7	Tian et al. (2017)	44	Journal of Cleaner Production	17	Remery, Mascle e Agard (2012)	27	Journal of Engineering Design
8	Govidan, Shankar e Kannan (2016)	42	Journal of Cleaner Production	18	Simic (2015)	25	Waste Management
9	Onat et al. (2016)	41	Journal of Cleaner Production	19	Zhou et al. (2012)	25	Journal of Cleaner Production
10	Passarini et al. (2012)	41	Journal of Cleaner Production	20	Van Schaik e Reuter (2007)	25	Minerals Engineering

Fonte: O Autor (2019)

Mayyas et al. (2012), que possui o maior número de citações, realizaram um estudo focado no desenvolvimento de um modelo de Avaliação do Ciclo de Vida (ACV) para servir como um instrumento de análise numérica, em vez de uma ferramenta meramente descritiva, para o projeto de produtos veiculares sustentáveis, reduzindo assim, os impactos ambientais adversos durante toda a vida útil do veículo.

Já Mergias et al. (2007) procuraram por meio da Análise de Decisão Multicritério (MCDA) selecionar o esquema alternativo de melhor compromisso para o tratamento de ELVs. Tal seleção, baseou-se em comparações de alternativas de desempenho relacionadas a indicadores sociais, ambientais, financeiros e técnicos relevantes, através do método PROMETHEE.

Enquanto isso, Van Schaik e Reuter (2004), buscaram descrever e quantificar o papel dos fatores variáveis na taxa de reciclagem ao longo do tempo, por meio da utilização de um modelo de sistemas dinâmicos. Este modelo, por sua vez, possibilitou a previsão da taxa de reciclagem em função dos inúmeros parâmetros estabelecidos pelos autores, tais como, a alteração dos cenários de projeto.

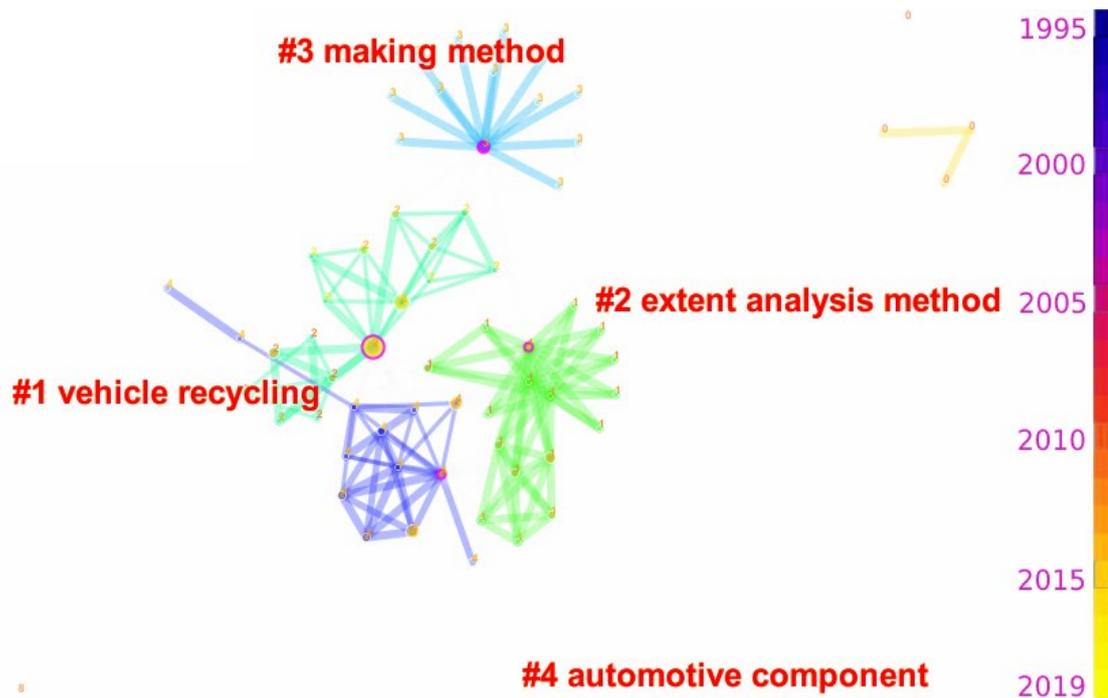
No que diz a respeito ao número de conexões existentes entre os diferentes grupos de pesquisa, o trabalho de Cui et al. (2017) foi o que apresentou a maior centralidade, cujo objeto de estudo consistiu em propor um método geral de previsão de ELV baseado no mecanismo de derivações de tensão de circuito aberto (OCV), dando ênfase ao limiar de fim de vida das baterias de íons de lítio (LIB) com profundidade de descarga rasa.

4.1.1.4 Análise de clusters

Segundo Olawumi e Chan (2018), a análise de cluster, traduz-se numa pesquisa exploratória técnica de mineração de dados, utilizada para identificar e analisar os termos e contexto em destaque, suas tendências e sua interconexão no campo de estudo. Por conseguinte, essa análise auxilia na categorização do conjunto de dados, facilitando assim, a inferência sobre os grupos gerenciáveis de pesquisa.

A rede de clusters (Figura 12) possui agrupamentos bem definidos ($Q=0,6755$) e uma baixa homogeneidade do conjunto de dados ($S=0,2925$). Além disso, a rede contém 104 nós e 258 links, com clusters ordenados de acordo com o seu tamanho.

Figura 12 - Rede de principais clusters



Fonte: O Autor (2019)

O Quadro 5, sintetiza os principais clusters encontrados dentro do campo da pesquisa.

Quadro 5 - Detalhamento dos principais clusters da pesquisa em ELV no contexto da decisão

ID do Cluster	Tamanho	Silhueta	Etiqueta de Cluster (LLR)	Rótulo alternativo	Ano Médio	Documentos representativos
# 1	17	0,876	reciclagem de veículos	incerteza; modelo de programação estocástica com intervalo de duas etapas; alocação de veículos em fim de vida.	2008	Simic e Dimitrijevic (2013)
# 2	16	0,851	método de análise de extensão	gerenciamento da vida útil do veículo; abordagem de tomada	2012	Ahmed et al. (2016a); Chen et al. (2015); Passarini et al. (2012);

				de decisão; seleção de alternativas.		Remery, Mascle e Agard (2012).
# 3	13	0,989	formação de métodos	usando AHP; priorizando estratégias; fuzzy AHP.	2011	Ahmed et al. (2016b).
# 4	13	0,719	componente automotivo	contexto legislativo; fatores críticos; modelagem dinâmica.	2012	Tian et al. (2017); Gan e Luo (2017).

Fonte: O Autor (2019)

O cluster #1 “reciclagem de veículos” é o maior cluster da rede com 17 membros, dentre os quais, destaca-se o trabalho de Simic e Dimitrijevic (2013), cujo objetivo principal consistiu no desenvolvimento de um modelo de programação linear por intervalo explícito de risco (REILP) para o planejamento ideal a longo prazo nas fábricas de reciclagem de veículos da UE. O estudo possibilitou a proposição de estratégias convergentes ao gerenciamento sustentável do resíduo automotivo no contexto legislativo da UE, bem como comprovou, dentre outras coisas, que a adoção da diretiva de ELV da UE, por meio de cotas rigorosas de ecoeficiência não acarretará em prejuízos econômicos para o setor de veículos, pelo contrário, a aplicação da mesma resultará em aumento da receita, e conseqüentemente, maximização da lucratividade no longo prazo.

No que diz respeito ao cluster #2 “método de análise de extensão”, os principais representantes são Ahmed et al. (2016a) e Chen et al. (2015). Ahmed et al. (2016a) propôs em seu trabalho intitulado por “um modelo comparativo de tomada de decisão para a seleção sustentável de alternativas de gerenciamento de ELVs usando o AHP e o método de análise de extensão no AHP difuso”, um modelo integrado a fim de selecionar as dimensões e critérios para avaliar alternativas sustentáveis direcionadas ao gerenciamento adequado dos ELVs.

Já Chen et al. (2015), dedicaram-se a investigar como as políticas para automóveis incluindo subsídios do governo, através da modelagem dinâmica e análise de custo-benefício, podem impactar na reciclagem de carros de passeio em fim de vida na China. Os resultados, por sua vez, indicaram que a combinação adequada de depósitos e subsídios governamentais, não apenas superará todas as outras políticas independentes relacionadas a taxa de reciclagem, mas também resultará numa elevação da taxa de reciclagem para 80% dos carros em fim de

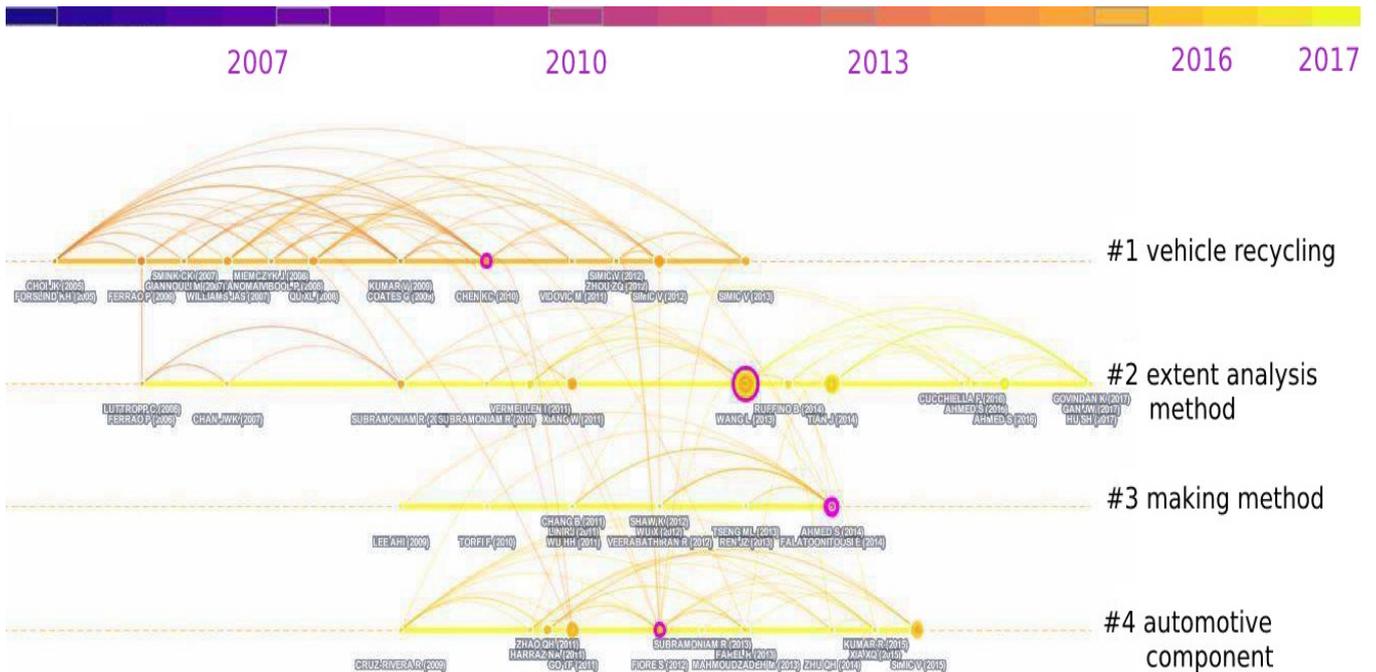
vida na China, até o ano de 2050. Além disso, a adoção de tais políticas irá ajudar a conter o mercado negro, assim como, fomentará negócios legítimos de desmontagem e reciclagem a longo prazo.

Enquanto isso, no cluster #3 “formação de métodos”, Ahmed et al. (2016b) conduzem um estudo determinado a formar uma abordagem de tomada de decisão com vários critérios usando o Laboratório de Avaliação e Ensaio de Tomada de Decisão (DEMATEL) e o método de análise de extensão no AHP difuso (FEAHP), no intuito de auxiliar o tomador de decisão na seleção da melhor alternativa de gerenciamento de ELV comprometida com os critérios sustentabilidade. Por fim, a abordagem desenvolvida demonstrou-se ser uma ferramenta útil para a seleção de critérios e avaliação de alternativas relacionadas a ELVs.

O cluster #4 “componente automotivo”, em contrapartida, teve como principais representantes os trabalhos de Tian et al. (2017) e Gan e Luo (2017). Tian et al. (2017) propuseram uma nova abordagem híbrida de decisão multicritério, que combina AHP nebuloso e G-TOPSIS nebuloso, para avaliar os padrões de operação de produção da remanufatura de componentes automotivos (ACR) na China. Nesta mesma ótica, Gan e Luo (2017), procuraram combinar conjuntos difusos intuicionistas com o DEMATEL para identificar os fatores que influenciam a taxa de reciclagem de ELV na China. Os resultados da pesquisa de Gan e Luo (2017) revelaram que "subsídio fiscal", "políticas restritivas do governo para reutilizar peças de ELV", "coordenação das agências da indústria", "participação do fabricante de automóveis" e "supervisão do governo" são os critérios mais significativos que influenciam a taxa de reciclagem de ELV na China.

No que se refere ao comportamento dos clusters ao longo do tempo, pode se constatar que o cluster #2 é o que possui maior atividade nesses últimos anos, sendo portanto, o grupo de pesquisa mais ativo da atualidade dentro do campo de estudo, conforme demonstrado na Figura 13, a seguir.

Figura 13 - Linha do tempo dos principais clusters da pesquisa



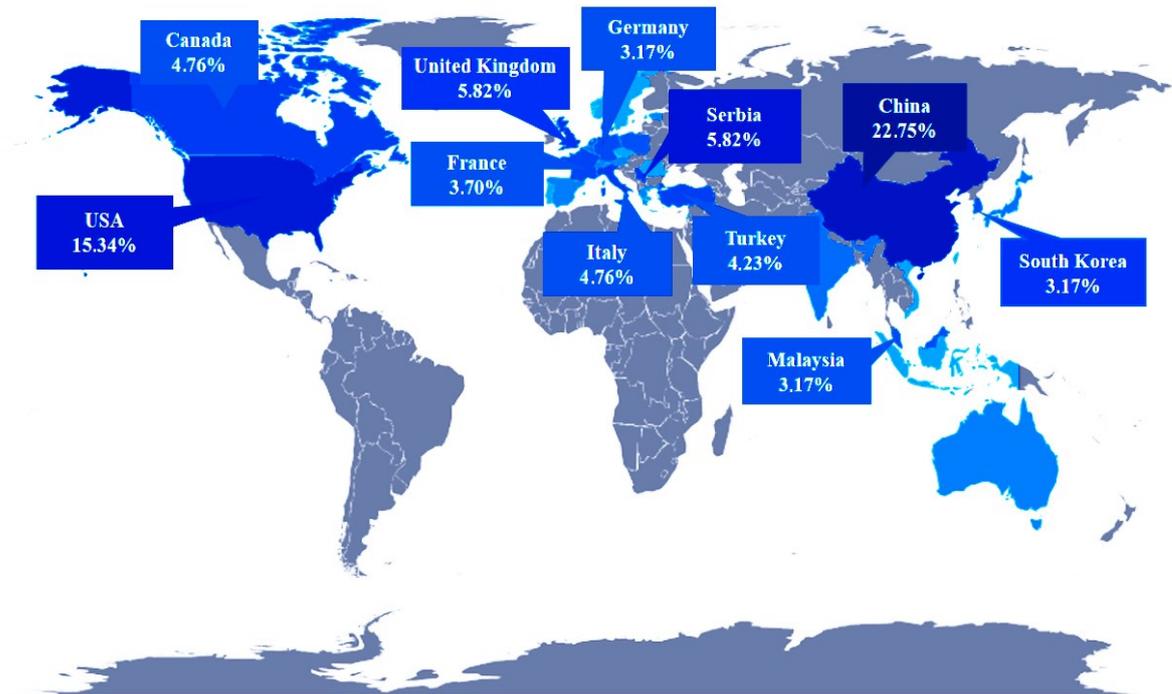
Fonte: O Autor (2019)

4.1.1.5 Análise Geoespacial

A pesquisa sobre ELVs no contexto da decisão progrediu significativamente em diversos países nesses últimos anos, entre os quais a República Popular da China, com 22,75% das publicações na área. Os Estados Unidos da América, embora ocupe o segundo lugar no Ranking com 15,34%, é o país com maior centralidade, isto é, as produções realizadas nos EUA obtiveram maior impacto e relevância na comunidade científica do que as das outras nações, sendo ponto de partida para o surgimento de trabalhos em outros grupos de pesquisa correlacionados.

Além disso, países como a Sérvia, Reino Unido, Canadá, Itália, Turquia e França são nações que têm se destacado em estudos mais recentes sobre o assunto. O Mapa 1 evidencia os países do globo considerados como os mais produtivos no campo da pesquisa.

Mapa 1 - Distribuição dos registros de publicações nas principais regiões de pesquisa



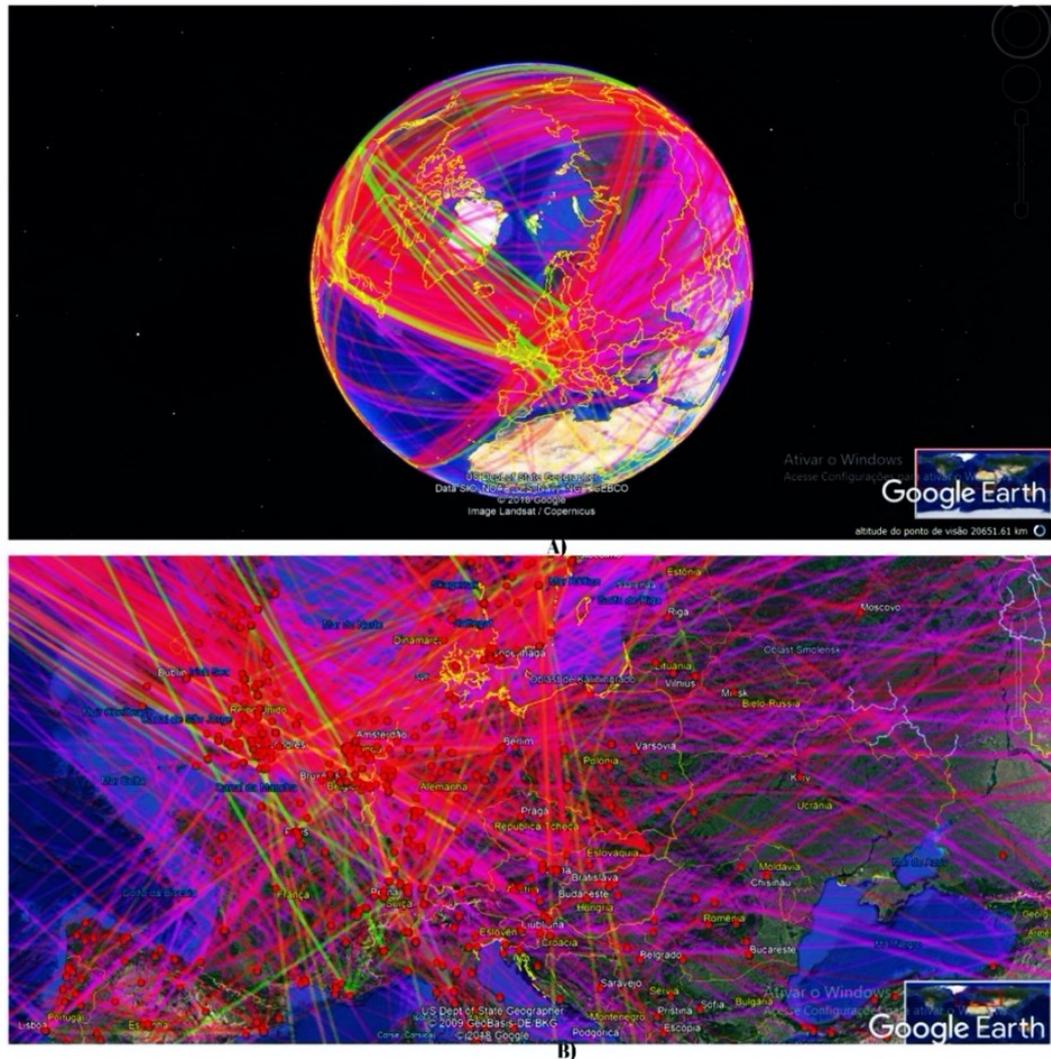
Fonte: O Autor (2019)

Ainda sob esta mesma ótica, os mapas animados gerados na pesquisa (Mapa 2), rastreiam de forma mais interativa a tendência de artigos produzidos ao passar dos anos nos diversos países do globo.

Os nós destacados em vermelho no Mapa 2B representam as origens dos trabalhos publicados, enquanto as linhas coloridas correspondem aos links, conectando a localização dos documentos de mesmo ano. De acordo com Chen (2016) e Olawumi e Chan (2018), alguns dos nós são uma combinação de diferentes nós vinculados no mesmo local; e de fato, isso é revelado quando esses nós são clicados no mapa animado.

E conforme demonstrado nos Mapas 1 e 2, torna-se evidente que países europeus e asiáticos possuem considerável destaque na produção de publicações dentro do campo de estudo. Contudo, é importante salientar que a maior concentração das produções científicas em países da Europa e em partes do continente asiático (principalmente Japão e China), se dá em parte, aos avanços conquistados nessas regiões em termos legislativos, tais como a Diretiva 2000/53/CE e Diretiva 2005/64/CE na Europa, que fomentam adequação das organizações aos parâmetros do desenvolvimento sustentável.

Mapa 2 - Representações geoespaciais associadas a pesquisa sobre ELVs no contexto da decisão



Nota: Em A), é apresentado o mapa geoespacial da pesquisa sobre ELVs no contexto da decisão. E em B), a visualização geoespacial dos documentos da pesquisa (Parte da Europa).

Fonte: O Autor (2019)

Por outro lado, em países da América do Sul e África, o *corpus* da pesquisa encontra-se ainda embrionário, sem contribuições significativas para o campo. Revelando uma carência de estudos na maioria dos países considerados como emergentes.

4.1.2 Síntese do estado da arte e posicionamento deste trabalho

A análise cientométrica realizada possibilitou uma compreensão mais profunda do *status quo* e da tendência no campo da pesquisa em ELV na conjuntura dos modelos de decisão. Em termos gerais, a análise revelou um aumento considerável do número de registros bibliográficos nesses últimos anos dentro da área de interesse, o que demonstra mais esforços e recursos

dedicados a proposição de alternativas que auxiliem o tomador de decisão no alcance das suas metas de desempenho sustentável.

No que diz respeito à produtividade geral e a colaboração entre os autores, as descobertas revelaram Simic V, Reuter MA e Onat NC como os três principais autores no campo de estudo. Esses autores, juntamente com Shumon MRH, são autores centrais em seus circuitos de pesquisa. Enquanto isso, as universidades de Belgrado, Flórida e Istanbul, são as instituições de ensino que mais realizam pesquisas direcionadas a ELVs concernentes a modelos de decisão.

Já a análise de co-palavras, demonstrou que os termos “*end-of-life vehicle*”, “*sustainability*”, “*design*” e “*recycling*” ocorrem com grande frequência nos trabalhos analisados. Todavia, a palavra-chave “*impact*” foi a que obteve maior centralidade dentre os trabalhos investigados. Além disso, observa-se um comportamento florescente de termos como “*decision analysis*”, “*prediction*”, “*criteria*”, “*dematel*” e “*dematel method*”, nesses últimos anos. Não obstante, “*uncertainty*”, foi a única palavra-chave que apresentou explosão de citação dentro da alçada.

Além disso, engenharia foi a categoria de assunto que mais exerceu influência no desenvolvimento do campo de estudo, sendo a área com o maior número de publicações (64 artigos) e maior centralidade (1,4) no âmbito da pesquisa. Portanto, é consistente afirmar que essa área de conhecimento tem motivado conexões importantes nos mais diversos aspectos pertinentes ao tema.

As principais citações, por sua vez, ficaram a cargo de Tian J, Wang L, Ferrão P e Egilmez G. Sendo que Ferrão P foi o único com explosão de citação. No que se refere aos periódicos de alto impacto, o *Journal of Cleaner Production*, o *Waste Management* e o *Resources, Conservation and Recycling*, foram os que obtiveram maior destaque. Todos, pertencentes a editora Elsevier. A análise de co-citação revelou ainda que os trabalhos de Mayyas et al. (2012), Mergias et al. (2007) e Van Schaik e Reuter (2004), foram os que demonstraram maior frequência de co-citação.

A análise de cluster, em contrapartida, revelou a existência de 4 grupos principais de palavras-chave: clusters #1 “reciclagem de veículos”, #2 “método de análise de extensão”, #3 “formação de métodos” e #4 “componente automotivo”. O cluster #2, no entanto, é o grupo de pesquisa mais ativo da atualidade dentro do domínio de estudo. Essas tendências emergentes e tópicos relevantes relacionados a esse cluster são fundamentais para avanços na pesquisa em ELV e tomadas de decisão, confluentes ao desenvolvimento sustentável.

A seção dedicada a análise geoespacial e visualizações do corpus de pesquisa, evidenciaram, por meio de mapas animados, a soberania da China e EUA, assim como alguns países da União Europeia, no desenvolvimento da pesquisa no campo de estudo. Essas nações têm buscado veemente melhorar suas políticas de gerenciamento sustentável de ELVs mediante estratégias aplicáveis de modelos de decisão. Por outro lado, países como Brasil, Argentina, México, Índia e África do Sul, tidos como emergentes, ainda caminham a passos lentos na proposição de alternativas direcionadas a adequação do descarte de veículos em fim de vida, sob a perspectiva dos modelos de decisão.

Dito isto, é recomendado que os pesquisadores deem especial atenção aos temas ascendentes da pesquisa relacionados a ELV, tais como: métodos de análise de desempenho, gerenciamento da vida útil do veículo, abordagem de tomada de decisão, seleção de alternativas, priorização de estratégias, contexto legislativo, fatores críticos, gerenciamento de riscos e modelagem dinâmica. Ademais, pesquisas futuras podem centrar-se na aplicação de ferramentas de decisão para a avaliação e gerenciamento de ELVs em países emergentes, tendo em vista a incipiência de políticas resolutivas e estratégias de controle do resíduo automotivo nesses países.

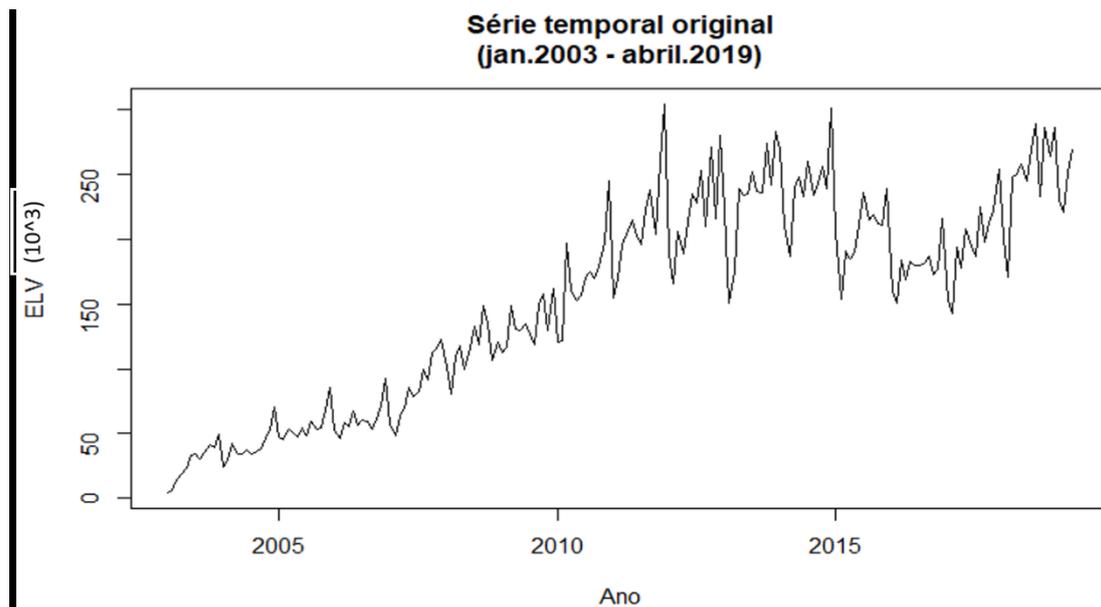
Por fim, a análise e visualização cientométrica forneceu informações valiosas para acadêmicos pesquisadores, profissionais atuantes na indústria de transformação e órgãos governamentais examinadores e formuladores de políticas, interessados no campo de estudo. Colaborando assim, com a reflexão sobre o quadro global da pesquisa em ELVs no contexto da decisão, bem como, cristalizando informações úteis para o avanço da sustentabilidade holística no setor automotivo.

Desta forma, empreender esforços direcionados a previsão da demanda futura de ELVs, torna-se imprescindível para o planejamento de ações estratégicas que favoreçam o gerenciamento adequado do resíduo no Brasil. Além disso, a previsão da demanda de ELVs, caracteriza-se como um primeiro passo para o planejamento e gestão da produção, subsidiando o planejamento agregado e uma série de outros processos de decisão no setor automotivo, tais como gestão de estoques, desenvolvimento de produtos, produção e fornecimento de materiais, que reverberam ao longo da cadeia de suprimentos. Portanto, estimativas como essa, são centrais para a operacionalização dos processos, a sustentabilidade da indústria automotiva e para o desenvolvimento do campo de pesquisa, beneficiando não apenas a tomada de decisão e a sociedade de um modo geral, mas todo um ecossistema no qual os ELVs estão inseridos.

4.2 Previsão do número de ELVs no Brasil

A série temporal original obtida com base na relação definida por Yu, Chen e Yang (2019), considerou o intervalo temporal de janeiro de 2003 a abril de 2019, conforme demonstrado no Gráfico 5, abaixo.

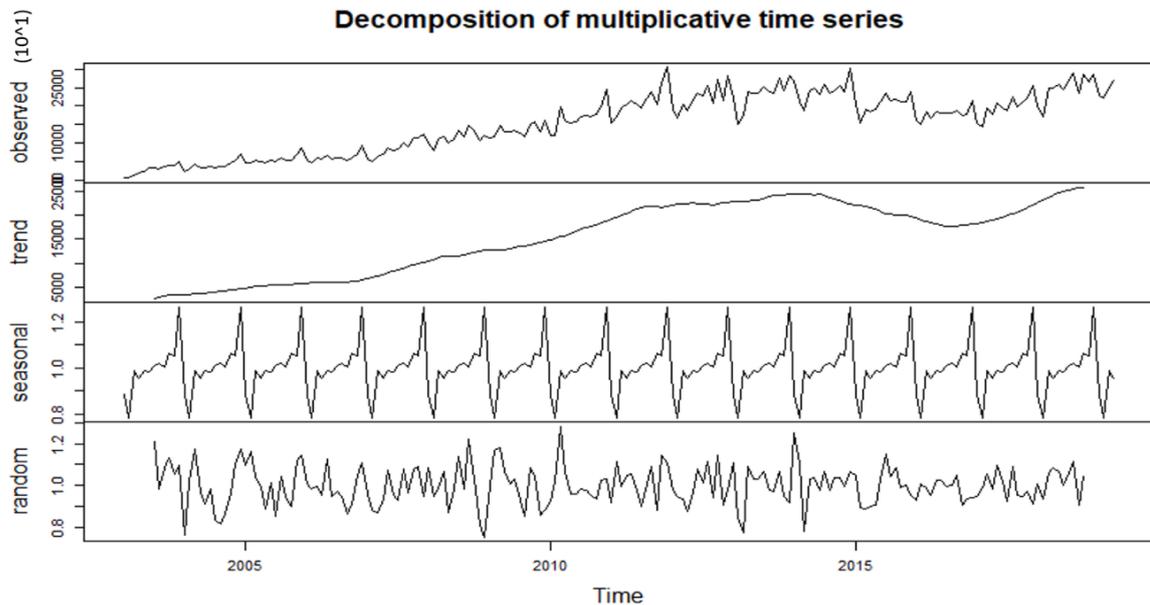
Gráfico 5 – Série temporal mensal da quantidade de automóveis em final de vida no Brasil entre os anos 2003 a 2019



Fonte: O Autor (2019)

A série apresenta o comportamento mensal crescente do número de automóveis em final de vida no Brasil, começando com menos de 50 mil carros nos primeiros meses de 2003. Para o ano de 2003, no entanto, a quantidade de ELVs mensurada foi superior a 330 mil automóveis. A demonstração dos períodos em ano foi utilizada apenas para fins gráficos. Uma vez que a inserção dos dados é realizada em meses, isto possibilitou um maior número da amostra observada, e conseqüentemente, uma previsão mais assertiva dos resultados futuros. Os desdobramentos da série temporal são demonstrados a seguir (Figura 14).

Figura 14 – Decomposição da série temporal original



Fonte: O Autor (2019)

Não obstante, pode-se notar uma tendência ascendente clara no número de veículos, com algumas flutuações sazonais (identificadas por picos e vales) no decorrer dos anos. Tais oscilações, podem ser decorrentes de flutuações nas vendas e isenção de impostos em determinados períodos do ano, uma vez que a quantidade de ELVs depende diretamente da quantidade vendida no período anterior ao final da vida útil do automóvel. Além disso, observa-se uma variação significativa a partir de 2015, marcada pela queda no número de ELVs no Brasil, advinda, muito provavelmente, da recessão econômica de 2008 e da redução do número de acidentes nas rodovias brasileiras no período.

Na crise financeira mundial de 2008, a produção e venda de automóveis foi severamente prejudicada, com uma retração de 6,8% do PIB global, sendo esta, a pior marca registrada desde 1982 (BARROS; PEDRO, 2011). No Brasil, no entanto, o impacto da crise foi mais evidente no último trimestre de 2008, especialmente nos dois últimos meses do ano, com quedas de 23,4% e 19,7%, respectivamente, no volume de vendas em relação ao mesmo período de 2007 (BARROS; PEDRO, 2011). Essa diminuição na produção e venda de veículos em 2008, resultou, certamente, em menos automóveis em final de vida após 2015, quando estes veículos já se aproximavam do fim da sua vida útil.

Em paralelo a isto, entre os anos de 2010 e 2017, houve aproximadamente 2.392.205 acidentes nas rodovias brasileiras, o que resultou em 62.120 óbitos - uma média de 21 por dia,

isto é, quase uma vítima por hora -, além de 201.006 feridos graves e 578.954 feridos leves, conforme aponta o Ministério dos Transportes, Portos e Aviação Civil – MTPA (2018).

No mesmo sentido, a comunidade internacional aprovou, em setembro de 2015, a Agenda 2030 para o Desenvolvimento Sustentável, com 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) e 169 metas. O Objetivo Global nº 03, que visa “assegurar uma vida saudável e promover o bem-estar para todos, em todas as idades”, incorporou a meta: “até 2020, reduzir pela metade as mortes e os ferimentos globais por acidentes em estradas” (MTPA, 2018, p.5).

A outorga da Agenda 2030, associada ao cumprimento da Lei Seca, a melhoria na infraestrutura rodoviária e o aumento da fiscalização nas rodovias, culminou na diminuição gradativa da morte prematura de veículos. Para se ter uma ideia, em 2015 houve uma redução de 47.190 acidentes envolvendo veículos, uma atenuação de cerca de 28% em relação a 2014 (MTPA, 2018).

Além disso, a série também apresenta uma componente aleatória, constituída por movimentos ascendentes e descendentes, ocasionados pelo acaso ou por fatores aleatórios externos, não facilmente mensuráveis, que geram instabilidade. A presença dessa componente pode ser um indicativo de não-estacionariedade da série. Assim, é comum que diferenciações sejam empregadas no intuito de tornar a série estacionária.

Após a definição dos principais padrões da série original, identificou-se o modelo ARIMA que melhor se adequa aos dados da série temporal, com base na função *auto.arima*, que retornou o modelo SARIMA (1, 1, 2) (1, 0, 0)¹² como sendo o melhor modelo para representar o conjunto de dados.

A primeira parte do modelo escolhido indica a presença de uma autorregressão de primeira ordem ($p=1$), uma diferenciação ($d=1$) e uma média móvel de segunda ordem ($q=2$). A outra parte do modelo, refere-se ao modelo desenvolvido para a componente sazonal, cujos elementos sinalizam apenas uma autorregressão sazonal de primeira ordem ($P=1$). O índice $m=12$ indica o número de períodos por temporada, isto é, a série possui um comportamento semelhante entre os meses ao longo dos anos.

Ademais, o modelo SARIMA (1, 1, 2) (1, 0, 0)¹² foi o que apresentou os menores índices de AIC (3515,31), AICc (3515,63) e BIC (3531,67), denotando uma melhor generalidade e um maior potencial de maximização da função de verossimilhança (FV), conforme demonstrado na Figura 15, abaixo.

Figura 15 – Especificação do modelo com base na função *auto.arima*

```

> auto.arima(elv_ts)
Series: elv_ts
ARIMA(1,1,2)(1,0,0) [12]

Coefficients:
          ar1          ma1          ma2          sar1
      -0.8010  0.2168  -0.6262  0.6520
s.e.   0.1168  0.1014  0.0658  0.0543

sigma^2 estimated as 3696762:  log likelihood=-1752.65
AIC=3515.31  AICc=3515.63  BIC=3531.67

```

Fonte: O Autor (2019)

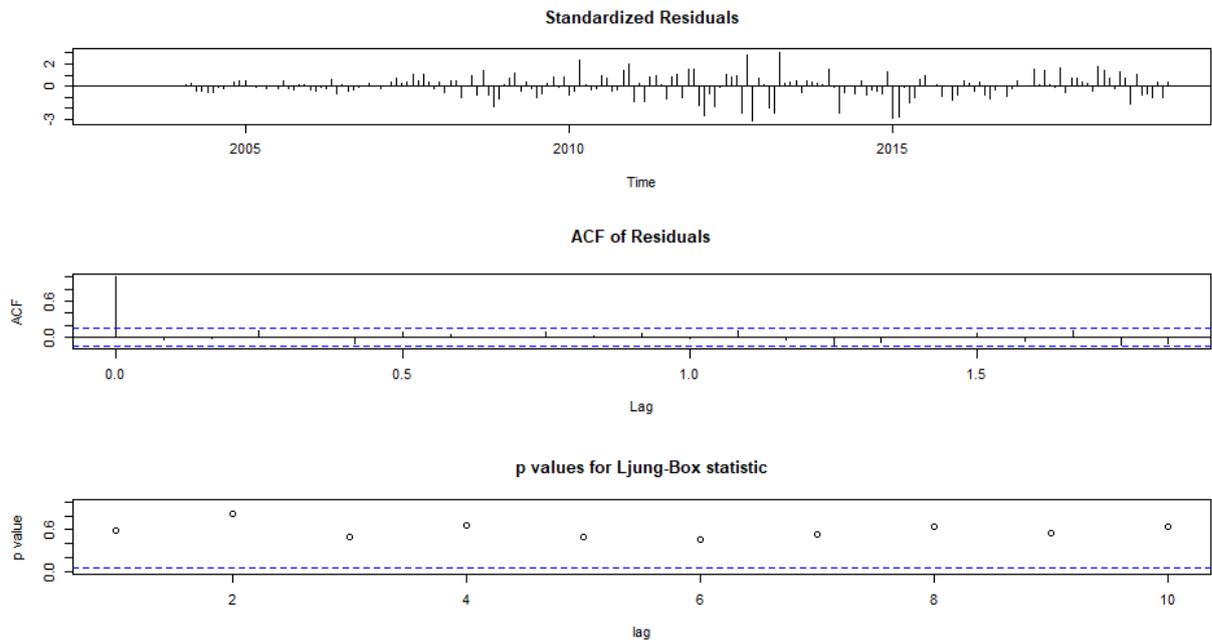
Deve-se notar, entretanto, que o AIC e o BIC são utilizados para propósitos diferentes. O AIC tenta aproximar modelos da realidade da situação, uma vez que, é assintoticamente equivalente à validação cruzada, enquanto o BIC tenta encontrar o ajuste perfeito, por meio de uma estimativa mais consistente do processo de geração de dados subjacentes.

Contudo, evidentemente, o modelo SARIMA identificado não é perfeito. Afinal, todos os modelos são uma representação imperfeita da realidade. No entanto, trata-se, antes de mais nada, de estabelecer um modelo usual que melhor se adeque ao conjunto de dados. E nesse sentido, o SARIMA foi o modelo que retornou o menor erro padrão, sendo portanto, o mais parcimonioso. Além disso, a soma dos coeficientes de AR é próxima a 1, isso indica que os parâmetros estão perto da borda da região de estacionariedade.

Uma vez identificado e estimado os parâmetros do modelo que melhor se ajusta as observações da série temporal, faz-se necessário verificar se o modelo representa adequadamente o conjunto de dados. A verificação do modelo é realizada com base na análise dos resíduos. O modelo é dito apropriado se os resíduos estimados são considerados como ruídos brancos. Isto é, se os resíduos não apresentarem nenhum padrão bem definido, que indique autocorrelação. Caso contrário, ficará evidente a existência de uma estrutura de dependência nos resíduos e o modelo será julgado como insuficiente para realizar inferências acerca da população.

Os resíduos do modelo ARIMA Sazonal, conforme observado na Figura 16, encontram-se padronizados dentro do limite de três desvios (3σ), com valores variando em torno da média 0, o que demonstra uma certa constância e estacionariedade dos resíduos produzidos pelo o modelo.

Figura 16 – Diagnóstico dos Resíduos



Fonte: O Autor (2019)

Já a FAC mostra que não há defasagens significativas nos resíduos, pois estes, encontram-se majoritariamente dentro dos limites de confiança, conforme demonstrado no correlograma. Em outras palavras, significa dizer, que não existe nenhum padrão específico nos resíduos que denotem uma autocorrelação, pelo o contrário, os resíduos se comportam como um ruído branco, sendo, portanto, estacionários, com média zero e variância constante.

Tais afirmativas são corroboradas pelo o teste estatístico de Ljung-Box, no qual a hipótese nula (H_0) de que os resíduos são independentes e identicamente distribuídos, não pode ser rejeitada, uma vez que, os p-valores observados foram muito superiores ao nível de significância $\alpha=5\%$, situando-se na região de aceitação. Logo, não há evidência para se rejeitar H_0 .

Outro indicativo de boa adequação do modelo é o teste de normalidade dos resíduos, que pode ser realizado pelo o teste de Kolmogorov – Smirnov. O teste de Kolmogorov – Smirnov, também conhecido como teste KS, é um teste não paramétrico utilizado para analisar a máxima diferença absoluta entre a função de distribuição acumulada assumida para os dados (no caso a distribuição normal), e a função de distribuição empírica dos dados (PORTAL ACTION, 2019).

As hipóteses consideradas para avaliar a normalidade dos resíduos com base no teste KS são:

H_0 : Os dados seguem uma distribuição normal

H_1 : Os dados não seguem uma distribuição normal

Como critério, compara-se esta diferença com um valor crítico D_n (tabelado), para um dado nível de significância ($\alpha=0,05$). Assim, para $D > D_n$, rejeita-se a hipótese de normalidade dos dados. Caso contrário, não se rejeita a hipótese nula. A estatística do teste de Kolmogorov – Smirnov é demonstrada abaixo:

Figura 17 – Teste de normalidade dos resíduos

```
> ks.test(arima_elv$residuals, "pnorm", mean(arima_elv$residuals),
sd(arima_elv$residuals))
      One-sample kolmogorov-Smirnov test

data:  arima_elv$residuals
D = 0.079555, p-value = 0.1672
alternative hypothesis: two-sided
```

Fonte: O Autor (2019)

Como a estatística de teste $D = 0,079555$ é menor que o $D_n=0,097143$, não se pode rejeitar a hipótese nula de que os dados são normalmente distribuídos. O mesmo pode ser ratificado pelo o p-valor (0,1672), cuja estimativa é superior ao nível de significância de 5%.

Além do teste de normalidade, o teste Box-Pierce é útil para se confirmar as inferências do teste estatístico de Ljung-Box, após a diferenciação realizada pelo o modelo para tornar a série estacionária. O Box-Pierce considera as mesmas hipóteses do Ljung-Box, ou seja:

H_0 : os resíduos são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.)

H_1 : os resíduos não são independentes e identicamente distribuídos (i.i.d.)

Assim, se o p-valor for menor que o nível de significância de 5%, deve-se rejeitar a hipótese nula. No entanto, como o p-valor encontrado é muito superior a 0,05 não se pode rejeitar a hipótese nula. Logo, assume-se que os resíduos são independentes e identicamente distribuídos. Por conseguinte, considera-se o resíduo como um ruído branco. A estatística do teste é demonstrada na Figura 18.

Figura 18 – Teste de Box-Pierce

```
> Box.test(arima_elv$residuals, lag = 1)
      Box-Pierce test

      data:  arima_elv$residuals
x-squared = 0.282, df = 1, p-value = 0.5954
```

Fonte: O Autor (2019)

Por fim, para a validação modelo, realizou-se o teste de acurácia do ARIMA Sazonal, como exposto na Figura 19, a seguir:

Figura 19 – Teste de acurácia do modelo

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-30.17758	1729.085	1227.209	-1.105577	8.161777	0.4679792	-0.03793124

Fonte: O Autor (2019)

Conforme evidenciado na Figura 19, as medidas de escala Erro Médio (ME), Erro Médio Quadrático (RMSE) e Erro Médio Absoluto (MAE) são razoáveis considerando as características da amostra. Já as medidas baseadas em erros percentuais, o Erro Médio Percentual (MPE) e o MAPE, apresentaram valores muito positivos para o poder da previsão, uma vez que estes foram inferiores a margem de 10%.

Em paralelo a isso, o Erro Médio Absoluto Escalonado (MASE) obtido foi inferior a 1 (MASE=0,4679792), reafirmando que o modelo de previsão adotado gerou menores erros que um modelo ingênuo. Ademais, como já era esperado, o coeficiente de autocorrelação parcial de primeira ordem (ACF1), apresentou um valor muito pequeno (ACF1=0,03793124), sinalizando a não existência de uma estrutura, de um padrão definido, que indique um comportamento não aleatório do erro de previsão.

Desta forma, os resultados permitem inferir que o modelo SARIMA (1, 1, 2) (1, 0, 0)¹², com ajuste sazonal de doze períodos mensais, foi o mais eficiente, e portanto, apresenta uma melhor adequação e maior capacidade de explicar o padrão gerador da série representativa de veículos em final de vida no Brasil.

Sendo assim, depois de validado o modelo ARIMA a ser utilizado, realizou-se a previsão da série temporal. A decomposição da série prevista forneceu a componente não linear, necessária para o treinamento da RNA. A finalidade é treinar a rede para prever o erro do ARIMA. Feito isto, a previsão final a ser fornecida pelo o modelo híbrido será ainda mais ajustada.

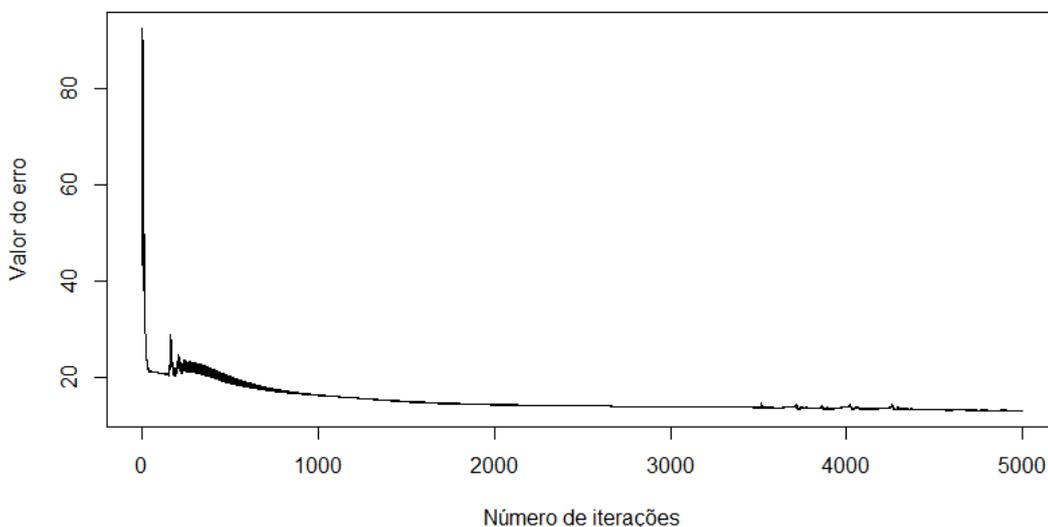
Para tanto, fez-se necessário definir os parâmetros da rede neural. A RNA utilizada foi a do tipo recorrente de 3 camadas, sendo: uma camada de entrada com 3 neurônios, uma oculta com 16 neurônios e uma de saída com 1 neurônio, ou seja, a topologia da rede é caracterizada por uma RNN (3, 16, 1), com treinamento efetuado de forma supervisionada. Esses parâmetros,

por sua vez, foram definidos empiricamente, de acordo com as características dos dados, de maneira a resultar em uma melhor performance da rede. Tal prática, é comumente adotada na literatura e, se realizada cuidadosamente, não compromete a capacidade de generalização e nem o desempenho global da RNA (HAYKIN, 1999; BISHOP, 2006; BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2007; MORAIS, 2010).

A RNN utilizou a função sigmoide logística como função de ativação dos neurônios no processo de treinamento da rede, no intuito de assegurar valores reais entre 0 e 1, compatíveis com o nosso intervalo de dados normalizados. O treinamento supervisionado, por sua vez, foi realizado utilizando uma versão alterada do método padrão de retropropagação do erro, o algoritmo de aprendizagem BPTT, responsável por calcular e atualizar os pesos sinápticos de cada neurônio. A configuração se deu a partir da inicialização aleatória dos pesos, com a constante de aprendizado (α) igual a 0,1 e função erro regida pelo MSE.

Já os critérios de parada do algoritmo de treinamento foram definidos como base na técnica *early-stopping*, com uma tolerância de $10e^{-5}$, que especifica o limite para as derivadas parciais da função erro. No Gráfico 6, pode ser observado a convergência da rede à medida que se aumenta o número de interações ou épocas. Contudo, após 5000 interações o treinamento é interrompido, mesmo com o erro do treinamento decrescendo, para que o erro do subconjunto de validação não cresça e ocasione um problema de *overfitting*. Neste ponto (5000 interações), a distribuição dos dados apresenta-se de forma satisfatória, pois não o ultrapassa o limite especificado e nem gera um *overfitting* significativo. Isto posto, após a parada antecipada, a rede neural, encontra-se pronta para a realização das tarefas de previsão.

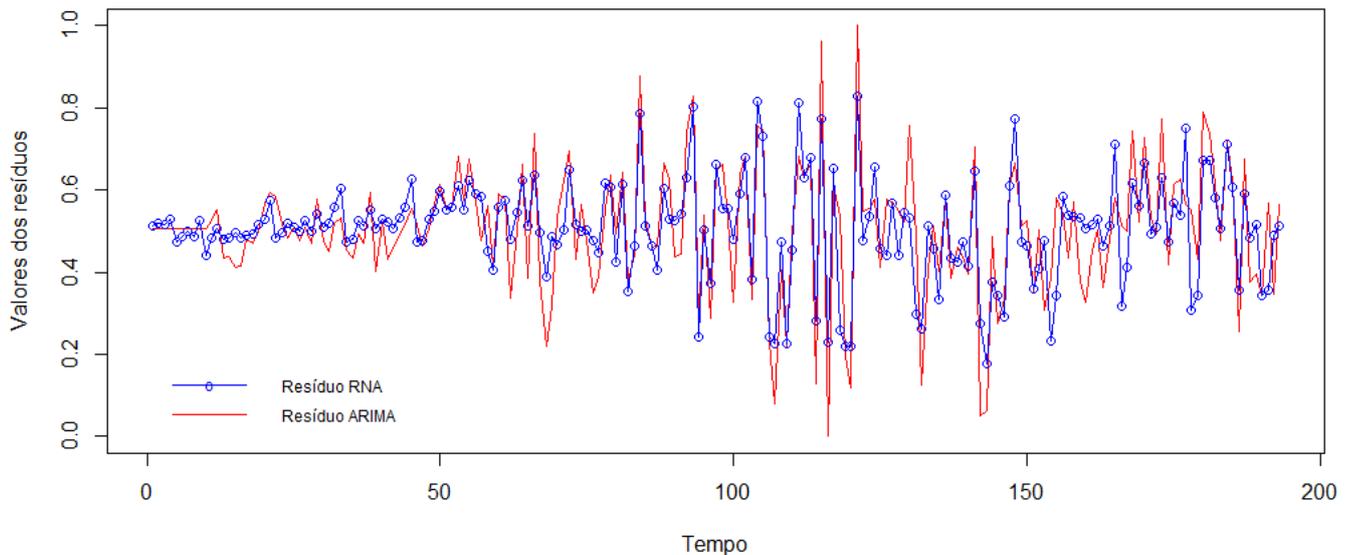
Gráfico 6 – Minimização dos erros da RNA ao longo das tentativas



Fonte: O Autor (2019)

O ajuste dos resíduos realizado pela RNA pode ser identificado no Gráfico 7, no qual se observa uma suavização dos erros em relação ao modelo ARIMA. Em outras palavras, a RNA conseguiu mapear bem o comportamento aleatório dos resíduos gerados pelo SARIMA, fornecendo valores muito próximos ao real.

Gráfico 7 – Comparação dos resíduos do modelo ARIMA com a estimativa dos resíduos normalizados realizada pela a RNA

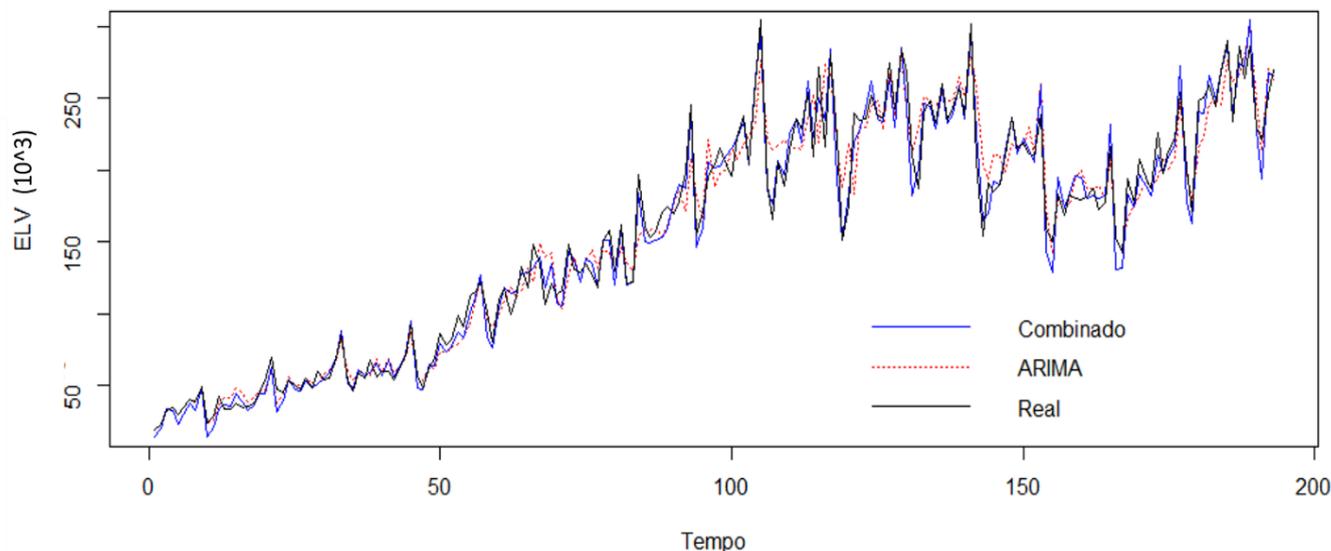


Fonte: O Autor (2019)

Com ajuste dos resíduos, reduz-se a variância da componente irregular da série temporal, e então, o modelo híbrido SARIMA-RNA pode ser criado a partir da conexão sequencial do modelo ARIMA com a RNA.

A simples inspeção do Gráfico 8, apresentado abaixo, indica que o modelo SARIMA por si só, descreve bem o comportamento real da série temporal, no entanto, é evidente uma melhoria na previsão obtida por meio do modelo híbrido, visto que este, como já era esperado, apresentou uma defasagem menor, com erros suficientemente pequenos, se comparado com o modelo ARIMA.

Gráfico 8 – Comparação entre os métodos de previsão



Fonte: O Autor (2019)

A acurácia dos modelos pode ser verificada a partir das métricas de desempenho, estimadas com base nas equações do capítulo 2 e apresentadas na Tabela 5, na qual se ratifica a melhoria alcançada pelo o modelo híbrido. As medidas MAE e MSE em valores absolutos sinalizam uma atenuação dos erros de previsão no modelo híbrido, em razão da menor diferença alcançada entre a variável prevista e a observada. Já a estatística MAPE (Eq. 2.2) demonstra, de um modo geral, que um bom ajuste foi realizado pelos modelos, visto que ambos, apresentaram erros em termos percentuais inferiores a 10%. No entanto, o erro percentual obtido pelo o sistema híbrido foi menor, o que reflete em uma melhor suavização realizada pelo modelo.

Além disso, o desempenho do algoritmo de previsão avaliado pelo Índice de Desigualdade de Theil (Eq. 2.4) foi bastante satisfatório, com valores próximos a zero, revelando assim, uma aproximação ao conceito de um “modelo ideal”. Isto é, os índices de U-Theil mensurados indicam que os modelos utilizados apresentam desempenho significativamente superior ao de uma previsão ingênua ou trivial. Não obstante, se compararmos o desempenho do modelo ARIMA com o Híbrido, mensurados pelo índice, é nítido que o método combinado obteve um melhor desempenho.

Nesta mesma perspectiva, corroborou-se por meio do coeficiente de Nash-Sutcliffe (Eq. 2.5), que ambos os modelos apresentaram bom desempenho na previsão da série temporal. E também, como já era esperado, o modelo híbrido apresentou desempenho superior ao modelo

ARIMA, com uma eficiência de 98,13%. Uma diferença de aproximadamente 3% em relação ao modelo ARIMA. Apesar de “relativamente pequena” a diferença do coeficiente de NS entre os modelos, é importante salientar, que em si tratando de grandes números e estimativas de longo prazo, esse ganho de eficiência pode ser crucial para a mais assertiva tomada de decisão.

Tabela 5 – Avaliação da acurácia dos modelos

Medidas de Desempenho	ARIMA	Híbrido
MAE	1246,278	742,9097
MSE	1742,4718	1067,9283
MAPE (%)	8,2878	5,9977
U-Theil	0,0997	0,0552
Nash-Sutcliffe (NS) (%)	95,0219	98,1301

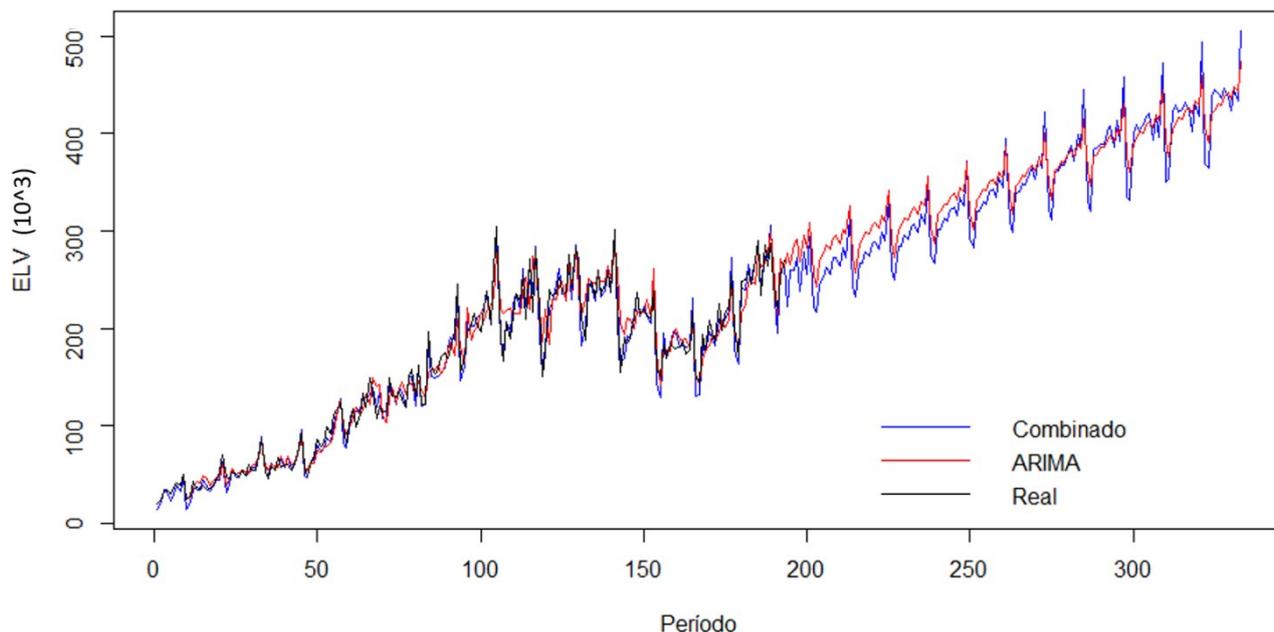
Fonte: O Autor (2019)

Desta forma, os resultados permitem inferir que o modelo híbrido utilizado, foi o mais robusto, e portanto, apresenta uma maior capacidade de explicar o padrão gerador da série representativa de veículos em final de vida no Brasil, assim como, permite gerar projeções futuras mais eficazes voltadas a políticas de gestão dos resíduos automotivos.

Isto posto, realizou-se as estimativas mensais futuras para o volume de ELVs no Brasil, conforme demonstrado no Gráfico 9, onde se observa um número crescente de automóveis em final de vida para os próximos anos. A expectativa é que nos últimos períodos (meses) o volume de automóveis em final de vida ultrapasse a marca dos 400 mil. Um número muito expressivo para a quantidade mensal, considerando a baixa taxa de reciclagem e aproveitamento dos resíduos no Brasil, bem como os impactos que estes podem provocar ao meio ambiente se descartados inadequadamente.

A agregação da quantidade mensal prevista de ELVs em anos é apresentada no gráfico 10, no qual se verifica um aumento considerável do resíduo nos próximos anos. A expectativa é que em 2030 tenhamos gerados aproximadamente 5.227.434 automóveis passageiros em final de vida no Brasil. Um aumento de cerca de 83% em relação a 2020. Ou seja, na próxima década, caso medidas não sejam tomadas, a quantidade produzida anualmente de ELVs terá quase que dobrada.

Gráfico 9 – Projeção mensal do número de ELVs no Brasil (2003-2030)

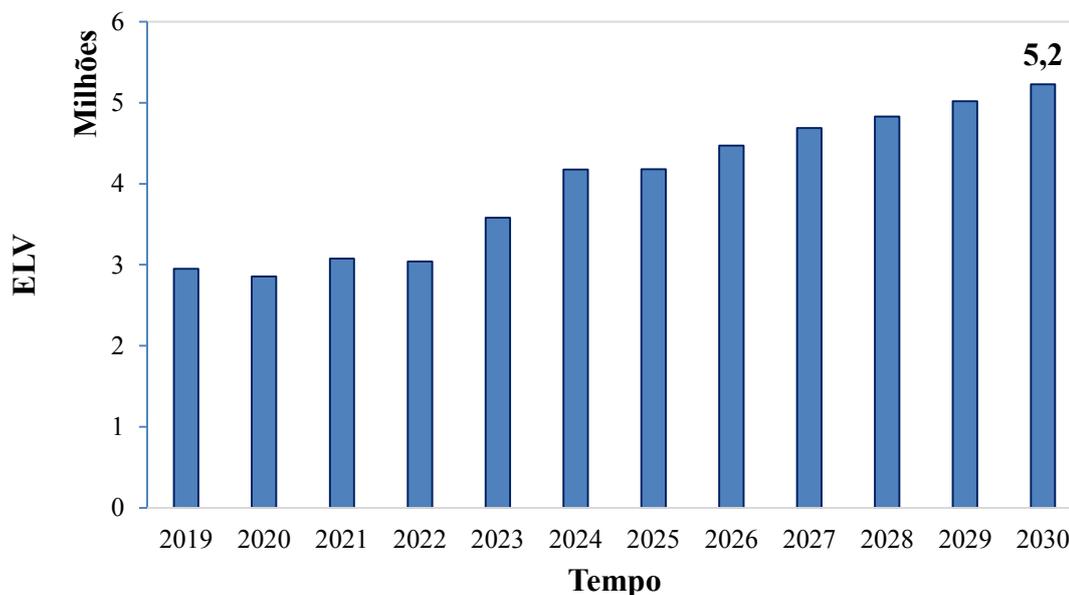


Fonte: O Autor (2019)

Esse volume é razoável considerando o crescimento que o setor tem experimentado nesses últimos anos e as flutuações existentes na vida útil dos veículos brasileiros, cuja média costuma ser superior a 13 anos. Contudo, é importante salientar que o volume real pode ser ainda maior, dado as incertezas associadas a qualquer modelo de previsão, as falhas comuns às plataformas governamentais disponíveis em mapear todas as informações pertinentes aos veículos e a baixa taxa de reciclagem dos automóveis no Brasil.

Atualmente, apenas cerca de 1,5% dos veículos são efetivamente reciclados por ano no Brasil (COIMBRA, 2017). Caso essa taxa mantenha-se constante até 2030, apenas 78.411 automóveis serão reciclados, enquanto os outros 5.1 milhões poderão ter destinação desconhecida, ficando sujeitos, por exemplo, a serem descartados em ferros-velhos e/ou fadados ao mercado ilegal de peças.

Gráfico 10 - Demanda futura de ELVs no Brasil



Fonte: O Autor (2019)

Além disso, considerando que o peso médio de um automóvel em final de vida seja 1.025 kg (PORFIRIO, 2018), com a quantidade estimada de automóveis passageiros, teríamos aproximadamente 5,35 milhões de toneladas de ELVs em 2030. Isso, levando em conta apenas a quantidade produzida no ano. O que significa dizer, que se não gerenciados adequadamente nos períodos anteriores, a quantidade de resíduo irá se acumular e tomar proporções alarmantes. Portanto, é urgente a adoção de estratégias que busquem a redução dos impactos ocasionados por esses resíduos ao meio ambiente. Algumas alternativas de minimização dos efeitos ambientais são apresentadas na seção subsequente.

4.3 Alternativas de mitigação

São inúmeras as possibilidades de redução do impacto proveniente de ELVs. Aqui, serão elucidadas apenas algumas delas.

4.3.1 Aumento da taxa de reciclagem

Em países mais desenvolvidos, o ELV não é mais visto como um problema, e sim como potencial para crescimento econômico. Revelando-se como uma oportunidade de negócio a ser explorada, e um caminho para o desenvolvimento sustentável na cadeia automotiva. No Japão e em alguns países da Europa, por exemplo, os centros de reciclagem de veículos têm crescido cada vez mais.

No Brasil, no entanto, a reciclagem de veículos em final de vida ainda caminha a passos lentos. Se aumentássemos a taxa de reciclagem de 1,5 para 25%, em 2030, teríamos mais de 1,3 milhão de veículos reciclados. Uma quantidade suficiente, para gerar renda e empregos para centenas de famílias, assim como, suficiente para evitar que mais matérias-primas virgens fossem extraídas na fabricação de novas peças.

Segundo Hartman (2000), pelo menos 20 a 25 kg de material poderiam ser reaproveitados em veículos em final de vida. Considerando o cenário mais pessimista (reaproveitamento de 20kg), seguindo as estimativas, com o reaproveitamento, $(5.227.434 \times 20\text{kg})$ mais de 104 milhões de kg de matéria prima deixariam de ser produzidos para a fabricação de novas peças.

Essa iniciativa tem sido a mais amplamente recomendada e aceita na literatura especializada, sendo considerada, portanto, uma das soluções mais efetivas e fundamentais para o avanço da sustentabilidade na cadeia reversa automotiva. Martins (2011), Silva (2016), Coimbra (2017), Gan e Luo (2017) e Zhou et al. (2019), são alguns dos estudiosos que defendem veemente a alternativa.

4.3.2 Redução do peso do veículo

Diminuir o peso dos automóveis tem sido uma prática cada vez mais comum e desejável em muitos automóveis. A redução do peso reflete muitas vezes não apenas na redução de matéria prima, mas também em ganho de eficiência para o automóvel. No entanto, essa redução da massa, em diversas situações, é alcançada na engenharia de materiais pela substituição de metais mais densos por materiais mais leves, que em sua maioria, são de origem polimérica. Polímeros e ligas, apesar de mais leves, geralmente, possuem menor potencial de reciclagem. Portanto, nem sempre a troca de materiais e a redução do peso é benéfica para o gerenciamento do resíduo como um todo, pois pode afetar a capacidade de reciclagem do ELV. Essa alternativa, no entanto, é considerada, nos trabalhos de Marques e Meirelles (2006) e Saavedra (2010).

4.3.3 Alteração da vida útil do veículo

A alteração da vida útil, assim como a redução do peso, é uma alternativa que deve ser analisada com cuidado. A postergação da vida útil implica em menos veículos em circulação, isto é, a frota é reduzida. Todavia, quanto maior a vida útil, mais difícil torna-se a reciclagem do veículo. O que os países mais desenvolvidos têm feito é incentivado a troca da frota de

veículos mais velhos por uma frota mais jovem, com o intuito de movimentar o mercado automotivo e melhorar o potencial de reciclagem.

A necessidade de renovação da frota e, conseqüentemente, a diminuição de sua vida útil, é ratificada também nos trabalhos de Silva (2016), Daudt e Willcox (2018) e Costa (2018). Costa (2018), particularmente, realizou um estudo profundo sobre veículos comerciais pesados, e constatou que em um cenário ideal, os veículos em final de vida deveriam ser retirados de circulação antes dos 14 anos de utilização, quando o automóvel ainda estivesse com as suas características mais básicas em funcionamento, a fim de se facilitar as operações de reciclagem, reduzir as emissões de GEE e atenuar o número de acidentes.

4.3.4 Redução no padrão de consumo e obsolescência programada

Em paralelo a alternativa anterior, é inegável a tendência que existe no sentido da redução do ciclo de vida dos produtos. Atrelado a isso, a medida que novos carros são produzidos, outros tantos ainda em condições de uso, tornam-se rapidamente obsoletos, muitas vezes, apenas por fatores estéticos e/ou por pequenas mudanças incrementais, e não necessariamente por avanços tecnológicos relevantes (MARQUES; MEIRELES, 2006). Tal prática, contribui para o esgotamento dos recursos naturais, para o aumento da poluição e para o desperdício de materiais. Ademais, a criação dessa demanda forçada acaba despertando o desejo pelo consumo em demasia. Sendo assim, muitas pessoas nem mesmo conhecem as razões que os levam a adquirirem o bem, mas os possui, pela a necessidade de ter e, de atender a um status social, e não por uma necessidade real.

Desta forma, a conscientização da população acerca da cultura do consumo, bem como a propagação de iniciativas mais sustentáveis, podem minimizar os impactos ocasionados pelo descarte inapropriado de veículos (PETRONI; MARANHO; SANTIAGO, 2018; SILVA; SANTOS; ALMEIDA, 2018).

4.3.5 Sancionamento de uma legislação específica mais contundente

Embora existam no país a Lei do Desmanche e a PNRS, dois grandes marcos para a sustentabilidade no gerenciamento de resíduos sólidos no Brasil, faz-se necessário a adoção de uma política mais incisiva no que diz respeito ao gerenciamento de ELVs no Brasil. Conforme também é sinalizado por Martins (2011), Silva (2016), Coimbra (2017), Nogueira (2017) e a maioria dos trabalhos relacionados a reciclagem de ELVs no Brasil. Afinal, na Comunidade Europeia e no Japão, tal política já é uma realidade.

Resoluções do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA), por exemplo, podem ser boas alternativas para avanços em termos legislativos de ELVs no Brasil. Isso não apenas fortalece e viabiliza os centros de reciclagem, mas também demonstra uma maior preocupação com o meio ambiente. Sendo, portanto, fator crucial para a formação de uma consciência coletiva.

Além disso, o estabelecimento de leis mais aplicáveis ao contexto de ELVs favorecem o controle de materiais e incentiva a logística reversa por parte dos fabricantes, bem como reduz a contaminação do solo e a disposição ilegal de peças.

4.3.6 Melhoria na infraestrutura das rodovias brasileiras

É fato que más condições na infraestrutura das rodovias refletem na redução da vida útil do automóvel, por conta do desgaste provocado no veículo, como também aumentam a incidência de acidentes, o que consequentemente, eleva a taxa de morte prematura de veículos. A infraestrutura das rodovias é apontada pelo o MTPA (2017) e pelo o CNT (2017), como uma das principais causadoras de acidentes no Brasil. De acordo com o CNT (2017), apenas 12,3% das rodovias brasileiras são pavimentadas, das quais, aproximadamente 58,2% são classificadas como regular, ruim ou péssimas, por apresentarem defeitos que comprometem a circulação e segurança dos veículos.

Goniewicz et al. (2016), buscaram identificar as principais causas de acidentes rodoviários que afetam a segurança no trânsito em nível local e global, por meio de uma análise comparativa da literatura. O estudo comprovou que, embora os acidentes de trânsito tenham antecedentes variados e frequentemente complexos, suas causas não mudaram significativamente ao longo dos anos. Dentre as causas de maior relevância apontadas pelos os autores, destacam-se: falta de controle e fiscalização das regulamentações de trânsito (como por exemplo, dirigir em velocidade excessiva e/ou dirigir sob a influência de álcool), falta de infraestrutura adequada e veículos em condições de uso pouco confiáveis.

Desta forma, possuir estradas em boas condições e ter planejamento urbano podem favorecer a conservação da vida útil do automóvel e reduzir o volume de ELVs descartados em ferros-velhos.

Além das alternativas supracitadas, a redução da carga tributária em cima do automóvel brasileiro, pode favorecer, assim como no Japão, o surgimento de órgãos específicos de apoio, que auxiliam no gerenciamento e atenuação do resíduo.

Por fim, com a implementação dessas iniciativas, será possível estabelecer as condições necessárias, para que o setor automotivo brasileiro se torne ainda mais eficiente, fortalecendo empreendimentos dedicados à recuperação e a manutenção da frota nacional de veículos em final de vida, o que poderá, eventualmente, resultar em um maior dinamismo econômico ao país.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Previsões relacionadas a veículos em final de vida são fundamentais para suportar a tomada de decisão na cadeia reversa automotiva, pois permitem construir cenários que melhor direcionam o planejamento estratégico da organização, favorecendo assim, uma atuação de forma mais pontual, preditiva e assertiva no alcance dos resultados desejados.

Partindo deste pressuposto, a análise cienciométrica realizada revelou um aumento considerável do número de registros bibliográficos nos últimos anos dentro da área de interesse, o que demonstra mais esforços e recursos dedicados à proposição de alternativas que auxiliam a tomada de decisão no sentido de se alcançar os objetivos de desempenho sustentável na cadeia automotiva.

Além disso, por meio da revisão, evidenciou-se a soberania da China e dos EUA, bem como de alguns países da União Européia, no desenvolvimento de pesquisas no campo de estudo. Essas nações procuraram veementemente melhorar suas políticas de gerenciamento de ELVs através de estratégias aplicáveis de apoio a decisão. Em contrapartida, países como Brasil, Argentina, México, Índia e África do Sul, considerados como emergentes, ainda estão se movendo lentamente na proposição de alternativas que visem a mitigação do descarte de veículos em fim de vida, sob a perspectiva dos modelos de decisão.

Os resultados alcançados demonstraram também que o modelo SARIMA (1, 1, 2) (1, 0, 0)¹², foi o que mais se adequou ao conjunto de dados, pois apresentou menores coeficientes de AIC (3515,31) e BIC (3531,67), denotando uma melhor generalidade e capacidade de maximização da função de verossimilhança. Além disso, os testes estatísticos realizados, bem como o diagnóstico dos resíduos e as medidas de acurácia, validaram o modelo SARIMA como o mais apropriado, dentre as metodologias ARIMA, para explicar o padrão gerador da série.

No que diz respeito a RNA, a arquitetura RNN com treinamento supervisionado, utilizando o algoritmo BPTT, apresentou um bom ajuste dos dados ao modelar a componente não linear da série temporal. A convergência da rede sem aumento significativo do *overfitting*, revelou a eficiência da RNN em lidar com o comportamento dinâmico.

Ademais, o foco da rede na previsão dos erros do ARIMA, assegurou o ganho de eficiência do modelo combinado. Isto é corroborado pelas métricas de avaliação de desempenho - especialmente MAPE, Índice de U-Theil e coeficiente de eficiência de NS -, onde em todos os parâmetros o modelo híbrido conseguiu obter desempenho superior ao modelo convencional ARIMA.

As previsões realizadas para os próximos períodos revelam que em 2030 teremos mais de 5,2 milhões de automóveis passageiros em final de vida no Brasil. Um número suficientemente grande para ser ignorado. Afinal, os automóveis são apenas uma parcela dos veículos, outras categorias também terão seu final de vida consolidado no mesmo período, o que poderá aumentar drasticamente o volume total de veículos acumulados na próxima década.

Não obstante, é importante salientar que todo modelo é uma representação imperfeita da realidade, portanto, existem incertezas associadas, inerentes a qualquer modelo. E considerando o cenário brasileiro, essa estimativa é razoável, uma vez que revela de forma implícita, que muito provavelmente existe uma informalidade na atividade de sucateamento de veículos, na qual o proprietário do automóvel, por vezes, não comunica as autoridades competentes a retirada do veículo de circulação. E isso, conseqüentemente, reflete também na incerteza dos dados trabalhados. Todavia, é preciso ter ciência que em uma perspectiva mais macro, isso não afeta avaliação global da dimensão do problema. Ao contrário, reforça a necessidade de se investir em políticas que atenuem o efeito do resíduo no meio ambiente.

Algumas dessas políticas de mitigação são o aumento das taxas de reciclagem, reaproveitamento e valorização de veículos em final de vida, bem como, melhoria da infraestrutura rodoviária, redução do padrão de consumo e do peso do veículo, e o fomento a legislações específicas, para que assim, possamos melhor lidar com o volume de ELVs gerados no Brasil, sem comprometer as fontes de recursos naturais e futuro das próximas gerações. Por fim, constatou-se que a problemática de ELVs deve ser vista como um sistema sujeito a influências internas e externas que podem afetar na gestão do resíduo. Portanto, as previsões aqui realizadas, servem como base para a geração de *insights* e proposição de soluções voltadas ao gerenciamento adequado de ELVs, favorecendo assim, a conservação ambiental e a economia circular, bem como, agregando benefícios econômicos, técnicos e sociais ao desenvolvimento sustentável da cadeia automotiva de pós consumo.

5.1 Limitações e Sugestões para Trabalhos Futuros

A principal limitação do estudo foi a falta de registros associados a ELVs no Brasil. O ideal seria ter estimado a série temporal com base em registros do número de ELVs reciclados pelas empresas licenciadas juntamente com o número de ELVs coletados pelo mercado negro e o número de ELVs registrados por cancelamento prematuro. No entanto, no Brasil, não são encontrados registros dessas medidas, ficando a cargo de cada estado ou região realizar o

controle, o que raramente é feito. Além disso, existe ainda muita informalidade na baixa de propriedade de veículos no país.

Outra limitação é a falta de legislação específica mais bem direcionada a problemática de ELVs, como já estabelecida na UE e em diversos outros países, o que facilitaria não apenas o entendimento das particularidades dos ELVs, mas também o controle dos resíduos e o registro de informações.

No que diz respeito, às propostas para trabalhos futuros, recomenda-se a aplicação do modelo utilizado a outras categorias de ELVs e a outros modais de transporte, que igualmente necessitam ser bem gerenciados. Além disso, pode-se buscar estratégias que viabilizem os centros de reciclagem de ELVs no Brasil, por meio de pesquisas relacionadas a Resíduos de Trituradores de Automóveis (ASRs), gestão de sucatas e capacidade de ferros-velhos, bem como estudos para a minimização das substâncias restritivas presentes em alguns dos componentes dos veículos.

Nesta mesma ótica, estudos complementares associados a legislações pertinentes, análises socioeconômicas e de sensibilidade, Avaliação do Ciclo de Vida (ACV) e mercado ilegal de autopeças, também são úteis para a ampliação da discussão a respeito de ELVs no Brasil.

Outrossim, é o estímulo a utilização de inteligência artificial, com técnicas de *machine learning* e RNAs, no reconhecimento de padrões e processos, que auxiliem o gestor e, especialmente, o engenheiro de produção no processo decisório.

REFERÊNCIAS

- AGHABOZORGI, S.; SHIRKHORSHIDI, A. S.; WAH, T. Y. Time-series clustering—a decade review. *Information Systems*, v. 53, p. 16-38, 2015.
- AGRAWAL, S.; SINGH, R. K.; MURTAZA, Q. A literature review and perspectives in reverse logistics. *Resources, Conservation and Recycling*, v. 97, p. 76-92, 2015.
- AHMED, Shameem et al. A comparative decision-making model for sustainable end-of-life vehicle management alternative selection using AHP and extent analysis method on fuzzy AHP. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology*, v. 23, n. 1, p. 83-97, 2016a.
- AHMED, Shameem et al. Prioritizing strategies for sustainable end-of-life vehicle management using combinatorial multi-criteria decision making method. *International Journal of Fuzzy Systems*, v. 18, n. 3, p. 448-462, 2016b.
- ALMEIDA, D. M. *Modelos híbridos de séries temporais aplicados ao sistema automotivo On-Board Diagnostics*. Recife, 2018, p. 1-75. Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2018.
- ALTSHULER, Alan et al. *The Future of the Automobile*. Cambridge, MA: The MIT Press, 1984.
- ALVES, E. D. L.; VECCHIA, F. A. S. Análise de diferentes métodos de interpolação para a precipitação pluvial no Estado de Goiás. *Acta Scientiarum*, v. 33, n. 2, p. 193- 197, 2011.
- AMORIM, A. J.; MINUSSI, C. R.; LOPES, M. L. M. Previsão de carga multinodal a curto prazo utilizando redes neurais artificiais. In: XXXVII CONGRESSO NACIONAL DE MATEMÁTICA APLICADA E COMPUTACIONAL, São José dos Campos, 2018. *Anais...* São José dos Campos: CNMAC, v. 6, n. 1, 2018.
- ANDERSSON, M.; SÖDERMAN, M. L.; SANDÉN, B. A. Are scarce metals in cars functionally recycled?. *Waste management*, v. 60, p. 407-416, 2017.
- ANTUNES, J. L. F.; CARDOSO, M. R. A. Uso da análise de séries temporais em estudos epidemiológicos. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, v. 24, p. 565-576, 2015.
- ANFAVEA. Associação Nacional dos Fabricantes de Veículos Automotores. *Anuário da Indústria Automobilística Brasileira 2016*. São Paulo, p. 1-154, 2016.
- ANFAVEA. Associação Nacional dos Fabricantes de Veículos Automotores. *Anuário da Indústria Automobilística Brasileira 2019*. São Paulo, p. 1-152, 2019.
- BANDARA, K.; BERGMEIR, C.; SMYL, S. Forecasting across time series databases using recurrent neural networks on groups of similar series: A clustering approach. *Expert Systems with Applications*, v. 140, p. 112896, 2020.
- BARROS, D. C.; PEDRO, L. S. As mudanças estruturais do setor automotivo, os impactos da crise e as perspectivas para o Brasil. *BNDES Setorial*, n. 34, set. 2011, p. 173-202, 2011.

- BARROS, M. *Processos Estocásticos*. 1 ed. Rio de Janeiro: Papel Virtual, 2004.
- BASHEER, I. A.; HAJMEER, M. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of microbiological methods*, v. 43, n. 1, p. 3-31, 2000.
- BATISTA, Luciano et al. In search of a circular supply chain archetype—a content-analysis-based literature review. *Production Planning & Control*, v. 29, n. 6, p. 438-451, 2018.
- BESSA, A. B. *Previsão de vendas no varejo de moda com modelos de redes neurais*. São Paulo, 2018, 256p. Dissertação (mestrado) - Escola de Economia de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2018.
- BISHOP, C. M. *Pattern recognition and machine learning*. New York: Springer, 2006.
- BITTENCOURT, Euclides Santos et al. Forecasting of the unknown end-of-life tire flow for control and decision making in urban solid waste management: A case study. *Waste Management & Research*, v. 38, n. 2, p. 193-201, 2020.
- BOX, George E. P. et al. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 15 ed. San Francisco: Wiley, 2015.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. C. P. L. F.; LUDERMIR, T. B. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. 2 ed. Rio de Janeiro: LTC Editora, 2007.
- BRASIL. Ministério da Economia: Indústria, Comércio Exterior e Serviços (MDIC). *Competitividade Industrial: setor automotivo*. Brasília-DF, 2019.
- BRASIL. Lei nº 12.305, de 02 de agosto de 2010. *Institui a Política Nacional de Resíduos Sólidos*. Brasília-DF: Constituição Federal, 2010. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2007-2010/2010/lei/112305.htm>. Acesso em: 15 ago. 2018.
- BURCHART-KOROL, Dorota et al. Environmental life cycle assessment of electric vehicles in Poland and the Czech Republic. *Journal of Cleaner Production*, v. 202, p. 476-487, 2018.
- BYRNE, R. F. Beyond Traditional Time-Series: Using Demand Sensing to Improve Forecasts in Volatile Times. *Journal of Business Forecasting*, v. 31, n. 2, 2012.
- CAMELO, H. Nascimento et al. Métodos de previsão de séries temporais e modelagem híbrida ambos aplicados em médias mensais de velocidade do vento para regiões do Nordeste do Brasil. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 32, n. 4, p. 565-574, 2017.
- CAMPOS, R. J. *Previsão de séries temporais com aplicações a séries de consumo de energia elétrica*. Belo Horizonte, 2008, 110p. Dissertação (mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.
- CAMPOS, J. C. C.; LEITE, H. G. *Mensuração florestal: perguntas e respostas*. 4.ed. Viçosa: UFV, 2013.
- CASOTTI, B. P.; GOLDENSTEIN, M. Panorama do setor automotivo: as mudanças estruturais da indústria e as perspectivas para o Brasil. *BNDES Setorial: setor automotivo*. Rio de Janeiro,

n. 28, p. 147-188, 2008.

CASTRO, D. E. *Reciclagem e sustentabilidade na indústria automobilística*. Belo Horizonte: Atlas, 2012.

CHAVES, A. O. P.; COSTA FILHO, N. B. Logística reversa de pós-consumo por meio da reutilização dos resíduos de concreto usinado nas obras de parque eólico administradas pela construtora Alfa. *Revista de Engenharia da UNI7*, v. 3, n. 1, p. 13-48, 2019.

CHE, Zhengping et al. Recurrent neural networks for multivariate time series with missing values. *Scientific reports*, v. 8, n. 1, p. 1-12, 2018.

CHEN, C. CiteSpace II: Detecting and visualizing emerging trends and transient patterns in scientific literature. *Journal of the American Society for information Science and Technology*, v. 57, n. 3, p. 359-377, 2006.

CHEN, C. CiteSpace: A practical guide for mapping scientific literature. *Nova Science Publishers, Incorporated*, 2016.

CHEN, C. Eugene Garfield's scholarly impact: A scientometric review. *Scientometrics*, v. 114, n. 2, p. 489-516, 2018.

CHEN, C.; SONG, M. Visualizing a field of research: A methodology of systematic scientometric reviews. *PloS one*, v. 14, n. 10, 2019.

CHEN, Xiaoxia et al. A hybrid time series prediction model based on recurrent neural network and double joint linear–nonlinear extreme learning network for prediction of carbon efficiency in iron ore sintering process. *Neurocomputing*, v. 249, p. 128-139, 2017.

CHEN, Zhiguo et al. Policies on end-of-life passenger cars in China: dynamic modeling and cost-benefit analysis. *Journal of Cleaner Production*, v. 108, p. 1140-1148, 2015.

CHOI, J. K.; STUART, J. A.; RAMANI, K. Modeling of automotive recycling planning in the United States. *International journal of automotive technology*, v. 6, n. 4, p. 413-419, 2005.

CNT. CONFEDERAÇÃO NACIONAL DO TRANSPORTE. *Transporte Rodoviário: desempenho do setor, infraestrutura e investimentos*. Brasília: CNT, p. 1-67, 2017.

COCHRANE HANDBOOK. *Cochrane Handbook for Systematic Reviews of Interventions*. Higgins JPT, ed. Green S. versão 5.1.0, Chapter 1.2.2, 2011. Disponível em: <https://handbook-5-1.cochrane.org/chapter_1/1_2_2_what_is_a_systematic_re-view.htm>. Acessado em: 22 de Ago. 2019.

COIMBRA, N. S. *Sistema de reciclagem de veículos em final de vida: uma proposta ambientalmente mais sustentável para o cenário brasileiro*. Porto Alegre, 2017. p. 1-102. Dissertação (mestrado profissional) - Programa de Pós-Graduação Mestrado Profissional em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Rio Grande do Sul, 2017.

COMISSÃO EUROPEIA. *Relatório da comissão ao parlamento europeu, ao conselho, ao comité económico e social europeu e ao comité das regiões*. Bruxelas, n. 98, p. 1-12, 2017.

CONTRAN. CONSELHO NACIONAL DE TRÂNSITO. Resolução nº 611, de 27 de Maio de 2016. Regulamenta a Lei nº 12.977, de 20 de maio de 2014, que regula e disciplina a atividade de desmontagem de veículos automotores terrestres. *Diário Oficial da União*. Brasília-DF, v. 100, n. 1, p. 1-95, 2016.

COSTA, C. G. M. *Contribuição à base de conhecimento sobre a logística reversa de veículos comerciais pesados*. Campinas, 2018, p. 1-125. Dissertação (mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 2018.

COWPERTWAIT, P. S. P.; METCALFE, A. V. *Introductory Time Series with R*. 1. ed. New York: Springer, 2009.

CTB. Código de Trânsito Brasileiro. *Conceitos e definições legais*. Brasília: Manual Básico de Segurança no Trânsito, anexo I, cap. 6, p. 53-56, 2019.

CUI, Yingzhi et al. Prediction Model and Principle of End-of-Life Threshold for Lithium Ion Batteries Based on Open Circuit Voltage Drifts. *Electrochimica Acta*, v. 255, p. 83-91, 2017.

DARJI, M. P.; DABHI, V. K.; PRAJAPATI, H. B. *Rainfall forecasting using neural network: A survey*. In: International Conference on Advances in Computer Engineering and Applications. India: IMS Engineering College, IEEE, 2015. p. 706-713.

DAUDT, G.; WILLCOX, L. D. Visão 2035: Brasil, país desenvolvido. Agendas setoriais para alcance da meta. *BNDES Setorial: Indústria Automotiva*, p. 183-208, 2018.

DEB, Chirag et al. A review on time series forecasting techniques for building energy consumption. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 74, p. 902-924, 2017.

DEMIREL, E.; DEMIREL, N.; GÖKÇEN, H. A mixed integer linear programming model to optimize reverse logistics activities of end-of-life vehicles in Turkey. *Journal of Cleaner Production*, v. 112, p. 2101-2113, 2016.

DENATRAN. DEPARTAMENTO NACIONAL DE TRÂNSITO. *Anuário Estatístico de Transportes 2010 - 2016*. Brasília-DF, p. 1-57, 2017.

DONATO, H.; DONATO, M. Stages for Undertaking a Systematic Review. *Acta Médica Portuguesa*, v. 32, n. 3, p. 227-235, 2019.

ELMAN, J. L. Distributed representations, simple recurrent networks, and grammatical structure. *Machine learning*, v. 7, n. 2-3, p. 195-225, 1991.

EUROSTAT. European Statistical Office. End-of-life vehicle statistics: Specific weight of end-of-life vehicles, 2018. Disponível em: <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/End-of-life_vehicle_statistics#Specific_weight_of_end-of-life_vehicles>. Acessado em 22 dez. 2018.

FANG, Sheng et al. Evaluation on end-of-life LEDs by understanding the criticality and recyclability for metals recycling. *Journal of Cleaner Production*, v. 182, p. 624-633, 2018.

FARREL, P. J. STEWART, K. R. Comprehensive Study Of Tests For Normality And Symmetry: Extending The Spiegelhalter Test. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, v. 76, n. 9, pp. 803–816, 2006.

FEI, M.; YEUNG, D. Y. Temporal models for predicting student dropout in massive open online courses. In: *2015 IEEE International Conference on Data Mining Workshop (ICDMW)*. IEEE, p. 256-263, 2015.

FERNANDES, M. A. M. A. R. *Processamento de Veículos em Fim de Vida e análise da viabilidade da reciclagem dos resíduos resultantes da sua fragmentação*. Lisboa, 2009, p. 1-97. Dissertação (mestrado) – Departamento de Ciências e Tecnologias do Ambiente, Universidade de Lisboa, Portugal, 2009.

FERNEDA, E. Redes neurais e sua aplicação em sistemas de recuperação de informação. *Ciência da Informação*, v. 35, n. 1, p. 25-30, 2006.

FLORIANO, Eduardo Pagel et al. Ajuste e seleção de modelos tradicionais para série temporal de dados de altura de árvores. *Ciência Florestal*, v. 16, n. 2, p. 177-199, 2006.

GAN, J.; LUO, L. Using DEMATEL and intuitionistic fuzzy sets to identify critical factors influencing the recycling rate of end-of-life vehicles in China. *Sustainability*, v. 9, n. 10, p. 1873, 2017.

GARCÍA-PÉREZ, Javier et al. Cancer mortality in towns in the vicinity of incinerators and installations for the recovery or disposal of hazardous waste. *Environment international*, v. 51, p. 31-44, 2013.

GHINEA, Cristina et al. Forecasting municipal solid waste generation using prognostic tools and regression analysis. *Journal of environmental management*, v. 182, p. 80-93, 2016.

GOECKS, L. S.; TELLES, E.; GOMES, I. B. O sistema toyota de produção e a indústria 4.0: suas interações e diferenças. In: *III Simpósio Gaúcho de Engenharia de Produção*, Porto Alegre, 2018. *Anais...* Porto Alegre-RS: Even3, SIGEPRO, 2018, p. 1-13.

GONIEWICZ, Krzysztof et al. Road accident rates: strategies and programmes for improving road traffic safety. *European journal of trauma and emergency surgery*, v. 42, n. 4, p. 433-438, 2016.

GOVINDAN, Kannan et al. Big data analytics and application for logistics and supply chain management. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, v. 114, p. 343-349, 2018.

GUJARATI, D. A.; PORTER, D. C. *Econometria Básica*. 5ª ed. São Paulo: Mc Graw Hill/Bookman, 2011.

HAO, Hao et al. Fifth profit source: commercial value and mode of reverse logistics in China. *Logist Technol*, v. 36, n. 8, p. 47-50, 2017.

HAO, Hao et al. Forecasting the number of end-of-life vehicles using a hybrid model based on grey model and artificial neural network. *Journal of cleaner production*, v. 202, p. 684-696, 2018.

- HARTMAN, H. Increased Re-used of components form ELVs, a sign of consumer and environmental care. *Automotive Engineering Association*, p. 1-1513, 2000.
- HAYKIN, S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. 2 ed. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1999.
- HAYKIN, S. *Redes neurais: princípios e prática*. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- HAYKIN, S. *Neural Networks and Learning Machines*. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 2009.
- HAZEN, Benjamin T. et al. Perceived quality of remanufactured products: construct and measure development. *Journal of Cleaner Production*, v. 142, p. 716-726, 2017.
- HELD, Maximilian et al. Current challenges for sustainable product development in the German automotive sector: A survey based status assessment. *Journal of cleaner production*, v. 195, p. 869-889, 2018.
- HERNÁNDEZ, C. T.; MARINS, F. A. S.; CASTRO, R. C. Modelo de gerenciamento da logística reversa. *Gestão & Produção*, v. 19, n. 3, p. 445-456, 2012.
- HEWAMALAGE, H.; BERGMEIR, C.; BANDARA, K. Recurrent neural networks for time series forecasting: Current status and future directions. *arXiv preprint arXiv:1909.00590*, 2019.
- HORNIK, Kurt et al. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural networks*, v. 2, n. 5, p. 359-366, 1989.
- HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. *International journal of forecasting*, v. 22, n. 4, p. 679-688, 2006.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Censo demográfico 2010*. Características gerais da população, religião e pessoas com deficiência. Rio de Janeiro, p.1-215, 2010. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/periodicos/94/cd_2010_religiao_deficiencia.pdf>. Acesso em: 21 abr. 2019.
- IPCC. Intergovernmental Panel on Climate Change. *Climate Change 2014: Synthesis Report*. Geneva, p. 1-151, 2014. Disponível em: <<https://www.ipcc.ch/report/ar5/syr/>>. Acesso em: 26 ago. 2019.
- JARDIM, A.; YOSHIDA, C. Y. M.; MACHADO FILHO, J. V. *Política nacional, gestão e gerenciamento de resíduos sólidos*. São Paulo: Manole, 2012.
- JOAQUIM FILHO, J. *Tratamento dos Veículos em Final do Ciclo de Vida no Brasil: Desafios e Oportunidades*. São Caetano do Sul, 2012. 80p. Monografia (especialização) – MBA em Gestão Ambiental e Práticas de Sustentabilidade, Centro Universitário do Instituto Mauá de Tecnologia, São Paulo, 2012.
- JURAS, I. A. G. M. *Legislação sobre resíduos sólidos: comparação da lei 12.305/2010 com a legislação de países desenvolvidos*. Consultoria Legislativa da Área XI. Meio Ambiente e Direito Ambiental, Organização Territorial, Desenvolvimento Urbano e Regional. Brasília: Consultoria Legislativa, Câmara dos Deputados, p. 1-56, 2012.

- KANNAN, D. Role of multiple stakeholders and the critical success factor theory for the sustainable supplier selection process. *International Journal of Production Economics*, v. 195, p. 391-418, 2018.
- KARTALOPOULOS, S. V. *Understanding neural networks and fuzzy logic: basic concepts and applications*. New York: Wiley, 1996. 205 p.
- KIM, S.; KIM, H. A new metric of absolute percentage error for intermittent demand forecasts. *International Journal of Forecasting*, v. 32, n. 3, p. 669-679, 2016.
- KOLEKAR, K. A.; HAZRA, T.; CHAKRABARTY, S. N. A review on prediction of municipal solid waste generation models. *Procedia Environmental Sciences*, v. 35, p. 238-244, 2016.
- KONUR, O. The evaluation of the global research on the education: A scientometric approach. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, v. 47, p. 1363-1367, 2012.
- KROSE, B.; SMAGT, P. V. *An introduction to neural networks*. 8. ed. Amsterdam: University of Amsterdam, 1996. 135 p.
- KRUPP, R.; SILVA, R. M.; VIEIRA, G. B. B. A Logística reversa de pós-consumo: um estudo de caso na Cooperativa Cootre de Esteio-RS. *Revista de Gestão Ambiental e Sustentabilidade*, v. 6, n. 1, p. 72-86, 2017.
- KUŞAKCI, Ali Osman et al. Optimization of reverse logistics network of End of Life Vehicles under fuzzy supply: A case study for Istanbul Metropolitan Area. *Journal of cleaner production*, v. 215, p. 1036-1051, 2019.
- LAGARINHOS, C. A. F.; TENÓRIO, J. A. S. Logística reversa dos pneus usados no Brasil. *Polímeros*, v. 23, n. 1, p. 49-58, 2013.
- LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. *Fundamentos de metodologia científica: Técnicas de pesquisa*. 7 ed. São Paulo: Atlas, 2010.
- LEE, J. W.; TAN, W. N. Global Corporate Citizenship: Cross-cultural Comparison of Best Practices in the Global Automotive Industry. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, v. 6, n. 1, p. 261-271, 2019.
- LEITE, P. R. *Logística reversa: Meio ambiente e competitividade*. 2 ed. São Paulo: Pearson, 2009.
- LI, Wenchao et al. Life cycle assessment of end-of-life vehicle recycling processes in China — take Corolla taxis for example. *Journal of cleaner production*, v. 117, p. 176-187, 2016.
- LI, Jun-Qing et al. A hybrid artificial bee colony for optimizing a reverse logistics network system. *Soft Computing*, v. 21, n. 20, p. 6001-6018, 2017.
- LIMA, U. M. *O Brasil e a cadeia automobilística: uma avaliação das políticas públicas para maior produtividade e integração internacional entre os anos 1990 e 2014*. Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), Texto para Discussão n. 2167, p. 1-115, 2016.

LIMA, J. E. C.; CASTRO, L. F.; CARTAXO, G. A. A. Aplicação do Modelo SARIMA na Previsão de Demanda no Setor Calçadista. *ID on line: Revista Multidisciplinar e de Psicologia*, v. 13, n. 46, p. 892-913, 2019.

LÜTKEPOHL, H.; KRÄTZIG, M. *Applied time series econometrics*. Cambridge: Cambridge university press, 2004.

MACHADO, G. B. Reciclagem de automóveis. *Portal Resíduos Sólidos*, 2014. Disponível em: <<https://portalresiduosolidos.com/reciclagem-de-automoveis/>>. Acessado em 27 set. 2018.

MAHMOUDZADEH, M.; MANSOUR, S.; KARIMI, B. To develop a third-party reverse logistics network for end-of-life vehicles in Iran. *Resources, Conservation and Recycling*, v. 78, p. 1-14, 2013.

MAKRIDAKIS, S. WHEELWRIGHT, S. C.; HYDMAN, J. R. *Forecasting methods and applications*. 3a. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 1998.

MAMALIS, A. G.; SPENTZAS, K. N.; MAMALI, A. A. The impact of automotive industry and its supply chain to climate change: Some techno-economic aspects. *European Transport Research Review*, v. 5, n. 1, p. 1-10, 2013.

MANTOVANI, W. A. Utilização de redes neurais recorrentes na caracterização de cargas não lineares em sistemas elétricos. Ilha Solteira, 2011, 73p. Dissertação (mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira-SP, 2011.

MANZAN, J. R. G. *Análise de desempenho de redes neurais artificiais do tipo multilayer perceptron por meio do distanciamento dos pontos do espaço de saída*. Uberlândia, 2016, 129p. Tese (doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia-MG, 2016.

MARCY, M. C. A. *Metodologia baseada em Redes Neurais Artificiais para a detecção de Danos Estruturais*. Brasília, 2017, 203p. Tese (doutorado em Estruturas e Construção Civil) - Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília-DF, 2017.

MARQUES, F. O.; MEIRELLES, L. A. *Tendências da reciclagem de materiais na indústria automobilística*. Rio de Janeiro: CETEM/MCT, Série Estudos e Documentos, n. 71, p. 1-98, 2006.

MARTIN, Amanda Caroline et al. Análise de séries temporais para previsão da evolução do número de automóveis no Município de Joinville. *Revista Espacios*, v. 37, n. 6, 2016.

MARTINS, G. G. *Gestão de resíduos provenientes de veículos em fim de vida-análise da situação no Brasil e em Portugal*. Lisboa, 2011, p. 1-89. Dissertação (mestrado) – Departamento de Engenharia Ambiental, Universidade Técnica de Lisboa, Portugal, 2011.

MARTINS, C. N. Condicionantes da difusão do carro elétrico no Brasil: análise dos fatores institucionais, econômicos e técnicos. *Rio de Janeiro: UFRJ*, 2015.

MARTINS, Emília dos Reis et al. Configuração de redes neurais artificiais para estimação da altura total de árvores de eucalipto. *Revista brasileira de ciências agrárias*, v. 11, n. 2, p. 117-123, 2016.

MAT SAMAN, M. Z.; BLOUNT, G. N. End of life vehicles recovery: process description, its impact and direction of research. *Jurnal mekanikal*, v. 21, n. 1, p. 40-52, 2006.

MAYYAS, Ahmad et al. Design for sustainability in automotive industry: A comprehensive review. *Renewable and sustainable energy reviews*, v. 16, n. 4, p. 1845-1862, 2012.

MERGIAS, I. et al. Multi-criteria decision aid approach for the selection of the best compromise management scheme for ELVs: The case of Cyprus. *Journal of hazardous materials*, v. 147, n. 3, p. 706-717, 2007.

MILLER, Lindsay et al. Challenges and alternatives to plastics recycling in the automotive sector. *Materials*, v. 7, n. 8, p. 5883-5902, 2014.

MORAIS, E. C. *Reconhecimento de padrões e redes neurais artificiais em predição de estruturas secundárias de proteínas*. Rio de Janeiro, 2010, 148p. Tese (doutorado) – Programa de Pós-graduação em Engenharia de Sistemas e Computação, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2010.

MTPA. Ministério dos Transportes, Portos e Aviação Civil. *Anuário estatístico de segurança rodoviária 2010-2017*. Brasília-DF, p. 1-75, 2018.

NASH, J. E.; SUTCLIFFE, J. V. River flow forecasting through conceptual models: a discussion of principles. *Journal of Hydrology*, v. 10, p. 282–290, 1970.

NAVARRO-ESBRI, J.; DIAMADOPOULOS, E.; GINESTAR, D. Time series analysis and forecasting techniques for municipal solid waste management. *Resources, Conservation and Recycling*, v. 35, n. 3, p. 201-214, 2002.

NEVES, P. H. F. *Previsão de séries temporais utilizando uma combinação não-linear entre ARIMA e Redes Neurais Artificiais*. Recife, 2017, 50p. Monografia (graduação) – Centro de Informática, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2017.

NIED, A. *Treinamento de redes neurais artificiais baseado em sistemas de estrutura variável com taxa de aprendizado adaptativa*. Belo Horizonte, 2007, 128p. Tese (doutorado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2007.

NOGUEIRA, J. G. *Destinação final ambientalmente adequada de automóveis em fim de vida no brasil: perspectivas atuais e desafios para a reciclagem automotiva - estudo de caso em belo horizonte*. Belo Horizonte, 2017, 109p. Monografia (Graduação em Engenharia Ambiental e Sanitária) – Departamento de Ciência e Tecnologia Ambiental, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2017.

NOVAES, A. G. *Logística e gerenciamento da cadeia de distribuição*. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.

OICA. Organisation Internationale des Constructeurs d'Automobiles. *Economic Contributions*. Paris, 2019. Disponível em: <<http://www.oica.net/category/economic-contributions/>>. Acessado em 21 Ago. 2019.

OLAWUMI, T. O.; CHAN, D. W. M. A scientometric review of global research on sustainability and sustainable development. *Journal of cleaner production*, v. 183, p. 231-250, 2018.

OLIVEIRA, A. R. *Redes Neurais Artificiais aplicadas na detecção, classificação e localização de defeitos em linhas de transmissão*. Juiz de Fora, 2005. p. 1-132. Dissertação (mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Juiz de Fora, Minas Gerais, 2005.

OLIVEIRA, U. Rébula et al. A systematic literature review on green supply chain management: Research implications and future perspectives. *Journal of cleaner production*, v. 187, p. 537-561, 2018.

OWUSU-SEKYERE, E.; HARRIS, E.; BONYAH, E. Forecasting and planning for solid waste generation in the Kumasi metropolitan area of Ghana: An ARIMA time series approach. *International Journal of Sciences*, v. 4, p.69–83, 2013.

PALAZZO, J.; GEYER, R. Consequential life cycle assessment of automotive material substitution: replacing steel with aluminum in production of north American vehicles. *Environmental Impact Assessment Review*, v. 75, p. 47-58, 2019.

PAMPLONA, Mateus Wieser et al. Práticas de logística reversa de automóveis em fim de vida: estudo comparativo com o modelo alemão de destino de veículos em fim de vida. *Revista E-Tech: Tecnologias para Competitividade Industrial-ISSN-1983-1838*, v. 9, n. 1, p. 70-87, 2016.

PASCANU, R.; MIKOLOV, T.; BENGIO, Y. On the difficulty of training recurrent neural networks. In: *International conference on machine learning*. 2013. p. 1310-1318.

PASSARINI, Fabrizio et al. Auto shredder residue LCA: implications of ASR composition evolution. *Journal of Cleaner Production*, v. 23, n. 1, p. 28-36, 2012.

PEIXOTO, M. G. M. et al. Logística reversa no setor automobilístico: um estudo em empresas multinacionais do Sul de Minas Gerais. In: XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção, São Carlos, 2010. *Anais...* São Paulo: ENEGEP, 2010, v. 30, p. 1-14.

PETRONI, A. H.; MARANHO, G. R.; SANTIAGO, M. S. A. Estudo dos processos de tratamento de veículos em fim de vida no Brasil e no mundo. Santo André, 2018. p. 1-46. Monografia (graduação) – Departamento de Tecnologia em Mecânica Automobilística, Faculdade de Tecnologia de Mecânica Automobilística, São Paulo, 2018.

PORFÍRIO, C. P. C. *Veículos em fim de vida: dos veículos abandonados à circularidade do setor automóvel*. Lisboa, 2018, p. 1-134. Dissertação (mestrado) – Departamento de Engenharia de Sistemas Ambientais, Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2018.

PORTAL ACTION. *Testes de normalidade: teste de Kolmogorov-Smirnov*. São Carlos, cap. 6.2, 2019. Disponível em: <<http://www.portalaction.com.br/inferencia/62-teste-de-kolmogorov-smirnov>>. Acessado em: 30 set. 2019.

PORTUGAL, N. D. S. et al. Contribuição da Logística Reversa ao Método de Valorização Ambiental dos Custos Evitados: um Estudo de Caso em uma Indústria de Autopeças. In:

XXXVI Encontro da Associação Nacional de Pós-graduação e Pesquisas em Administração, Rio de Janeiro, 2012. *Anais...* Rio de Janeiro: ENANPAD, 2012, p. 1-15.

PRAJAPATI, H.; KANT, R.; SHANKAR, R. Bequeath life to death: State-of-art review on reverse logistics. *Journal of cleaner production*, v. 211, p. 503-520, 2019.

PRESTON, F. *A global redesign? Shaping the circular economy*. London: Chatham House, 2012.

PRINCIPE, J. C.; EULIANO, N. R.; LEFEBVRE, W. C. *Neural and adaptive systems: fundamentals through simulations*. New York: Wiley, 2000.

QIN, Yao et al. A dual-stage attention-based recurrent neural network for time series prediction. *arXiv preprint arXiv:1704.02971*, 2017.

QIU, Xueheng et al. Empirical mode decomposition based ensemble deep learning for load demand time series forecasting. *Applied Soft Computing*, v. 54, p. 246-255, 2017.

RAZIN, M. R. G.; VOOSOGHI, B. Ionosphere time series modeling using adaptive neuro-fuzzy inference system and principal component analysis. *GPS Solutions*, v. 24, n. 2, p. 1-13, 2020.

REVISTA CESVI. Centro de Experimentação e Segurança Viária. *Reciclagem de Veículos: Brasil ainda está no 3º mundo quanto ao aproveitamento de veículos fora de uso*. São Paulo, v. 12, n. 63, 2009.

RIBEIRO, M. P. *Aspectos relacionados à logística reversa e à política nacional dos resíduos sólidos: um estudo de caso sobre a reciclagem automotiva no Brasil*. Uberlândia, 2018, p. 1-24. Monografia (graduação em administração) – Departamento de Gestão e Negócios, Universidade Federal de Uberlândia, Minas Gerais, 2018.

ROESCH, S. M. *Projetos de estágio e de pesquisa em administração: guia para estágios, trabalhos de conclusão de curso, dissertações e estudos de caso*. 3. Ed. São Paulo: Atlas, 2010.

ROGERS, D. S.; TIBBEN-LEMBKE, R. S. *Going backwards: reverse logistics trends and practices*. Pittsburgh, PA: Reverse Logistics Executive Council, 1999.

ROSA, P.; TERZI, S. Improving end of life vehicle's management practices: An economic assessment through system dynamics. *Journal of Cleaner Production*, v. 184, p. 520-536, 2018.

ROSE, R. E. *Reciclagem na indústria automotiva*. Portal SustentaHabilidade: gestão da Inovação Social, 2016. Disponível em: <<http://sustentahabilidade.com/reciclagem-na-industria-automotiva>>. Acessado em 19 Ago. 2019.

ROSSI, D. J. *Previsão da velocidade dos ventos por redes neurais artificiais e ARIMA de Box & Jenkins*. Ilha Solteira, 2013, 76p. Dissertação (mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2013.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, v. 323, n. 6088, p. 533-536, 1986.

SAAVEDRA, Y. M. B. *Práticas de estratégias de fim de vida focadas no processo de desenvolvimento de produtos e suas aplicações em empresas que realizam a recuperação de produtos pós-consumo*. São Carlos, 2010, 235p. Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.

SALAME, C. Wadih et al. Um estudo comparativo dos modelos box-jenkins e redes neurais artificiais na previsão de vazões e precipitações pluviométricas da Bacia Araguaia, Tocantins, Brasil. *Revista Brasileira de Ciências Ambientais (Online)*, n. 52, p. 28-43, 2019.

SALLES, A. A.; ARANTES, P. E.; TAVARES, C. C. Um Estudo da Série de Vendas de Automóveis no Brasil através de Métodos Clássicos de Previsão de Demanda. In: XXXIV Encontro da Associação Nacional de Pós-graduação e Pesquisas em Administração, Rio de Janeiro, 2010. *Anais...* Rio de Janeiro: ENANPAD, 2010, p. 1-13.

SÁNCHEZ, J. E. R. *Sistema de Monitoramento de Múltiplos Sensores por Redes Neurais Auto-Associativas e Lógica Fuzzy*. Rio de Janeiro, 2011, 131p. Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2011.

SANTINI, Alessandro et al. Auto shredder residue recycling: mechanical separation and pyrolysis. *Waste Management*, v. 32, n. 5, p. 852-858, 2012.

SANTOS, S. C. *Inovações tecnológicas na indústria automobilística: características intrínsecas, estratégias tecnológicas e enquadramento do setor na lógica da COP 21*. Salvador, 2017, 71p. Monografia (graduação) – Departamento de Ciências Econômicas, Universidade Federal da Bahia, Bahia, 2017.

SAÚDE, L. M. S. *Análise comparativa entre os métodos auto-regressivo, integrado de médias móveis e rede neural artificial para previsão de séries temporais*. Itajubá, 2018, 116p. Dissertação (mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá-MG, 2018.

SCHALKOFF, R. J. *Artificial neural networks*. 1 ed. New York: McGraw-Hill, 1997.

SLACK, N.; JONES, B. A.; JOHNSTON, R. *Operations Management*. 7 ed. London: Pearson, 2013.

SILVA, I. E.; SANTOS, L. N.; ALMEIDA, J. C. M. M. A reciclagem de veículos em fim de vida no Brasil. In: CONGRESSO INTERNACIONAL DE TECNOLOGIA E GESTÃO, Santos, 2018. *Anais...* Santos: CITEG, 2018, p. 1-12.

SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. *Redes Neurais Artificiais para engenharia e ciências aplicadas curso prático*. São Paulo: Artliber, 2010.

SILVA, P. M. O. et al. Modelagem da hidrógrafa de cheia em uma bacia hidrográfica da região Alto Rio Grande. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, v. 12, n. 3, p. 258-265, 2008.

SILVA, J. R. B. *Tratamento de veículos em fim de vida: modelos de gestão internacionais e brasileiro*. Florianópolis, 2016, p. 1-116. Dissertação (mestrado profissional) – Programa de

Pós-Graduação em Engenharia Ambiental, Universidade Federal de Santa Catarina, Santa Catarina, 2016.

SILVA, V. Pereira et al. Redes neurais artificiais x regressão com dados em painel: Prevendo o Valor de Mercado das Empresas. *Pensamento & Realidade*, v. 33, n. 2, p. 133-146, 2018.

SIMIC, V.; DIMITRIJEVIC, B. Risk explicit interval linear programming model for long-term planning of vehicle recycling in the EU legislative context under uncertainty. *Resources, conservation and recycling*, v. 73, p. 197-210, 2013.

SIQUEIRA, F. Zacche et al. Uma análise das estratégias do setor automobilístico e investimentos das quatro maiores montadoras brasileiras até 2020: aplicação da matriz insumo-produto. *Práticas em Contabilidade e Gestão*, v. 7, n. 1, 2019.

SOARES FILHO, M. M. Redes neurais artificiais: do neurônio artificial à convolução. Niterói, 2018, 84p. Monografia (graduação) – Departamento de Tecnologia em Sistemas de Computação, Universidade Federal Fluminense, Niterói-RJ, 2018.

SOUZA, G. S. *Introdução aos modelos de regressão linear e não linear*. Brasília: EMBRAPA, 1998. 489p.

SOUZA, G. P.; SAMOHYL, R. W.; MIRANDA, R. G. *Métodos simplificados de previsão empresarial*. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, p. 1-181, 2008.

SURHONE, L. M.; TENNOE, M.T.; HENSSONOW, S. F. *Waste Framework Directive*. Mishawaka: Betascript Publishing, 2011, 84p.

TIAN, Guangdong et al. Operation patterns analysis of automotive components remanufacturing industry development in China. *Journal of cleaner production*, v. 164, p. 1363-1375, 2017.

TIAN, J.; CHEN, M. Sustainable design for automotive products: Dismantling and recycling of end-of-life vehicles. *Waste management*, v. 34, n. 2, p. 458-467, 2014.

TOGAWA, Kenichi. *Japan's automotive recycling system: Evaluation three years after implementation. Promoting 3Rs in developing countries—Lessons from the Japanese Experience*. Chiba: IDE-JETRO; 2008.

VALORCAR. Sociedade de Gestão de Veículos em Fim de Vida Lda. *Guia de desmantelamento de VFFV*. Lisboa, 2015.

VAN SCHAİK, A.; REUTER, M. A. The optimization of end-of-life vehicle recycling in the European Union. *JOM*, v. 56, n. 8, p. 39-43, 2004.

VERMEULEN, Isabel et al. Automotive shredder residue (ASR): reviewing its production from end-of-life vehicles (ELVs) and its recycling, energy or chemicals' valorisation. *Journal of hazardous materials*, v. 190, n. 1-3, p. 8-27, 2011.

VIEIRA, J. L. *A história do automóvel: a evolução da mobilidade*. São Paulo: Alaúde, 2008.

VIEIRA, F. J. C. *O desafio dos veículos em fim de vida (VFFV): da problemática à solução*. Leiria, 2013, p. 1-86. Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Energia e do Ambiente, Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Instituto Politécnico de Leiria, Portugal, 2013.

VILELA JUNIOR, G. B.; FILENI, C. H. P.; PASSOS, R. P. Redes neurais recorrentes: aplicabilidade na análise do movimento humano e na saúde. *Revista CPAQV-Centro de Pesquisas Avançadas em Qualidade de Vida-CPAQV Journal*, v. 12, n. 1, 2020.

XIAO, Zhongdong et al. Location-allocation problem of reverse logistics for end-of-life vehicles based on the measurement of carbon emissions. *Computers & Industrial Engineering*, v. 127, p. 169-181, 2019.

WASSERMAN, P. D. *Neural computing: theory and practice*. New York: Van Nostrand Reinhold, 1989. 230 p.

WEB OF SCIENCE. Distribuição do número de citações referentes a ELVs no contexto da decisão por ano, conforme o corpus de pesquisa indexado de 2004 a 2019. *Banco de dados*, 2019. Disponível em: <http://appswebofknowledge.ez-16.periodicos.capes.gov.br/CitationReport.do?product=WOS&search_mode=CitationReport&SID=8EyCuGJYr7tz5QoY1MR&page=1&cr_pqid=2&viewType=summary>. Acessado em: 14 set. 2019.

WEB OF SCIENCE. Relatório do número de citações sobre ELVs por ano. *Banco de dados*, 2020. Disponível em: <http://apps.webofknowledge.com/summary.do?product=WOS&parentProduct=WOS&search_mode=CitationReport&qid=7&SID=8ELT1esW7kuF3zLXuBv&page=1&action=sort&sortBy=PY.D;LD.D;SO.A.en;VL.D;PG.A;AU.A.en&showFirstPage=1&isCRHidden=false>. Acessado em: 2 jan. 2020.

WENZEL, T.; BRETT, C. S.; ROBERT, S. Some issues in the statistical analysis of vehicle emissions. *J. Transp. Stat.*, v. 3, p. 1-14, 2001.

WERBOS, P. J. Backpropagation through time: what it does and how to do it. *Proceedings of the IEEE*, v. 78, n. 10, p. 1550-1560, 1990.

YANG, Yan et al. Alternative selection of end-of-life vehicle management in China: A group decision-making approach based on picture hesitant fuzzy measurements. *Journal of cleaner production*, v. 206, p. 631-645, 2019.

YU, H.; SOLVANG, W. D. Incorporating flexible capacity in the planning of a multi-product multi-echelon sustainable reverse logistics network under uncertainty. *Journal of cleaner production*, v. 198, p. 285-303, 2018.

YU, L.; CHEN, M.; YANG, B. Recycling policy and statistical model of end-of-life vehicles in China. *Waste Management & Research*, v. 37, n. 4, p. 347-356, 2019.

ZARBAKHSHNIA, N.; JAGHDANI, T. J. Sustainable supplier evaluation and selection with a novel two-stage DEA model in the presence of uncontrollable inputs and undesirable outputs: A plastic case study. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 97, n. 5-8, p. 2933-2945, 2018.

ZHANG, G. P. Time series forecasting using a hybrid arima and neural network model. *Neurocomputing*, v. 50, p. 159–175, 2003.

ZHANG, G. P. *Neural Networks in Business Forecasting*. Hershey: IRM Press, 2004.

ZHAO, X. A scientometric review of global BIM research: Analysis and visualization. *Automation in Construction*, v. 80, p. 37-47, 2017.

ZHOU, Fuli et al. Sustainable recycling partner selection using fuzzy DEMATEL-AEW-FVIKOR: A case study in small-and-medium enterprises (SMEs). *Journal of cleaner production*, v. 196, p. 489-504, 2018.

ZHOU, Fuli et al. End-of-life vehicle (ELV) recycling management: Improving performance using an ISM approach. *Journal of cleaner production*, v. 228, p. 231-243, 2019.

ZOBOLI, Roberto et al. *Regulation and innovation in the area of end-of-life vehicles*. The impact of EU regulation on innovation of European industry. Milan: The European Commission, p. 428, 2000.