

III-240 - PROPOSTA DE MODELAGEM PARA PREVISÃO DA COMPOSIÇÃO DOS RESÍDUOS SÓLIDOS URBANOS

Pedro Henrique do Valle Aguiar⁽¹⁾

Graduando em Engenharia Ambiental - UFMG, técnico em mecânica.

Raphael Tobias de Vasconcelos Barros⁽²⁾

Professor associado do Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental (UFMG)

Endereço⁽²⁾: Av. Antonio Carlos, 6.627 - Escola de Engenharia da UFMG - Bloco I - sala 4.624 - CEP 31.270.901 - Belo Horizonte (MG) – Brasil - tel 00 55 31 3409 1926 **email:** raphael@desa.ufmg.br

RESUMO

O desenvolvimento econômico, a urbanização e o aumento dos padrões de consumo apontam para o crescimento na quantidade e complexidade dos resíduos sólidos urbanos (RSU). A Lei nacional de resíduos sólidos tornou obrigatória a elaboração do Plano de Gestão Integrada de Resíduos Sólidos (PGIRS), que tem como primeiro passo a realização da gravimetria. No entanto, é notória a dificuldade dos municípios em realizar a caracterização dos resíduos, seja pelo seu orçamento limitado, complexidade geográfica do município ou falta de pessoal capacitado. Diante destas limitações e com a falta de dados sobre a geração de resíduos, torna-se difícil para o gestor elaborar um plano de gestão eficiente. As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são amplamente utilizadas para soluções de problemas ambientais complexos, onde o comportamento das variáveis não é rigorosamente conhecido e existe uma lacuna nos dados, como é o caso dos RSU.

Diante dessa problemática, este estudo tem como foco a proposição de uma solução que estabelece métodos indiretos – a partir de variáveis socioeconômicas – para determinação da composição qualitativa dos RSU, empregando as RNAs para aprender e simular a dinâmica da geração de resíduos a partir das características de uma população. A variável usada como entrada (*input*) neste estudo foi o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) por ser um indicador abrangente e periódico. Aplicaram-se arquiteturas de redes neurais para se avaliar a eficiência na determinação da composição dos RSU de um município de pequeno porte, São Joaquim de Bicas (MG) e dois municípios de grande porte em regiões distintas do Brasil Belo Horizonte (MG) e São Paulo (SP). Finalmente, discutiram-se cenários de geração de resíduos que se enquadram com a literatura analisada.

PALAVRAS-CHAVE: Composição dos resíduos sólidos urbanos, modelagem e previsão qualitativa, redes neurais artificiais.

INTRODUÇÃO

Diante da problemática dos resíduos sólidos (RS), a prioridade é a não geração – ou *zero waste* –, para o que devem ser mudados nossos hábitos. Mas o que mudar e como mudar esses hábitos? Em que escala a composição do resíduo está se modificando com o tempo? Buscar as respostas melhora o entendimento da situação dos RS de uma localidade, para assim caminhar em prol do desenvolvimento sustentável do planeta. Ter conhecimento sobre as quantidades e os tipos de material descartado torna possível definir melhor e acompanhar a política municipal de RS.

Qualquer que seja o tamanho dos agrupamentos populacionais urbanos e rurais, a inexistência destas informações, em quantidade e qualidade suficientes, tem sido um grande problema para a devida gestão dos RS, questionando os mecanismos de sua produção crescente e as consequências advindas deste processo (BRANDÃO, 2006; ASSIS e BARROS, 2013).

O crescimento da população e o aumento da urbanização implicam na expansão das atividades econômicas e, inevitavelmente, pode-se esperar que seja gerada uma quantidade cada vez maior de RS¹. Segundo a ABRELPE o Brasil já é o quinto maior gerador de resíduos no mundo: há preocupação que esse incremento de

¹ Segundo uma projeção realizada pela *Organisation for Economic Co-operation and Development* (OECD), por volta de 2025 estará sendo gerando cerca do dobro de resíduos sólidos em comparação com o nível de 2012 (HOORNWEG, BHADA-TATA, KENNEDY, 2013).

geração não venha acompanhado, na mesma proporção, por ações eficientes de gestão e gerenciamento (ABRELPE, 2016; IBGE, 2010; LIMA, 2004; SOARES, 2011).

Levando em conta que em meados de 2016 cerca de 85% dos brasileiros vivem em áreas urbanas, o resultado desse crescimento, muitas vezes desordenado, reflete a condição de grande parte das políticas urbanas no país estarem muito aquém das práticas consideradas sustentáveis. A implantação da Política Nacional de Resíduos Sólidos (PNRS), Lei 12.305 ressalva a ordem de prioridade da gestão (MMA, 2012; IBGE, 2010; PROGRAMA CIDADES SUSTENTÁVEIS, 2013).

Segundo o Panorama dos Resíduos Sólidos no Brasil 2016, relatório anual da ABRELPE, apenas 58,7% dos RSU coletados têm destinação final considerada adequada. Em Minas Gerais esse índice foi de 57,71% em 2015. Para o correto funcionamento do sistema de gestão de resíduos algumas ações prévias devem ser implementadas, como a coleta seletiva dos resíduos para viabilizar a reciclagem. Neste contexto, o estudo da composição do RSU é essencial para se propor ações, baseadas na redução da geração de RS, na reutilização, na reciclagem e no tratamento de seus múltiplos componentes (ABRELPE, 2016; FEAM 2016).

Como afirmado por Silveira (1993), a composição dos RS varia segundo as influências das variáveis atuantes na origem dos resíduos; assim, a investigação sobre estes fatores fomenta uma amostragem consistente com o fenômeno gerador, o que torna possível a retratação coerente da realidade. É importante que a metodologia parta do conhecimento prévio dos aspectos que cercam a geração do resíduo que será caracterizado; na Tabela abaixo, demonstra-se como as características quali-quantitativas podem variar conforme a renda da população:

Tabela 1: Características dos RSU de acordo com a renda média

Características	(*) Países de baixa renda	(**) Países de renda média	Países industrializados
Produção <i>per capita</i> (kg/hab.d)	0,4 – 0,6	0,5 – 0,9	07 – 1,8
Densidade (peso seco em kg/m ³)	250 – 500	170 – 330	100 – 170
Umidade (% em peso no ponto de geração)	40 – 80	40 – 60	20 – 30
Composição (%)			
Papel	1 – 10	15 – 40	15 – 40
Vidro, cerâmicas	1 – 10	1 – 10	4 - 10
Metais	1 – 5	1 – 5	3 – 13
Plástico	1 – 5	2 – 6	2 – 10
Couro, Borracha	1 – 5	-	-
Madeira, osso	1 – 5	-	-
Panos e trapos	1 – 5	2 – 10	2 - 10
Vegetais Putrescíveis	40 – 85	20 – 65	20 – 50
Inertes	1 – 40	1 – 30	1 – 20
Particulados	5 – 35	-	10 - 85

Fonte: Barros (2012) (*) Renda abaixo de US\$ 360 (a preços de 1978); (**) Renda entre US\$ 360 e US\$ 3500 (a preços de 1978)

Neste sistema complexo sob influência de diversas variáveis, surgem tentativas para estudar a geração de RS nos meios urbanos. Neste caminho, as Redes Neurais Artificiais (RNA) são uma opção de modelagem que vem se tornando bastante popular nas últimas décadas. A principal vantagem das RNAs em relação a modelagens comuns é que elas não geram uma equação estática, mas à medida que novos experimentos são realizados o modelo se torna mais próximo à realidade do que se pretende estudar.

Diversos autores na literatura aplicam métodos de redes neurais para analisar a problemática dos RS. Modelos foram usados por ESBRI e colaboradores (2002), e também por Xu e colaboradores (2013), com o intuito de simular e prever a geração de RSU em séries temporais. Outros estudos por sua vez trataram a geração de RSU como sistemas complexos não lineares, como Zade (2008) e Noori (2010), visando a utilizar redes neurais para análises de geração dos RSU. No entanto, esses estudos abordam o problema da geração, não ressaltando a caracterização destes resíduos gerados. Além disso, os estudos encontrados tratam de locais com uma realidade diferente do Brasil (que também não é homogênea), seja em nível econômico, social, climático, etc.

REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

As redes neurais são algoritmos computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes tentando simular em computadores o funcionamento do cérebro humano, ainda que de maneira simplificada. Assim como o cérebro, as RNAs são capazes de aprender e tomar decisões baseadas em seu próprio aprendizado. Desta forma, as RNAs podem ser interpretadas como um esquema de processamento capaz de armazenar conhecimento baseado em aprendizagem (experiência) e disponibilizar este conhecimento para a aplicação em estudo.

As redes neurais são amplamente utilizadas para soluções de problemas complexos, onde o comportamento das variáveis não é rigorosamente conhecido (HAYKIN, 2001; AZEVEDO, 2000). Na Figura 2(A) e (B) pode-se observar os dois modelos:

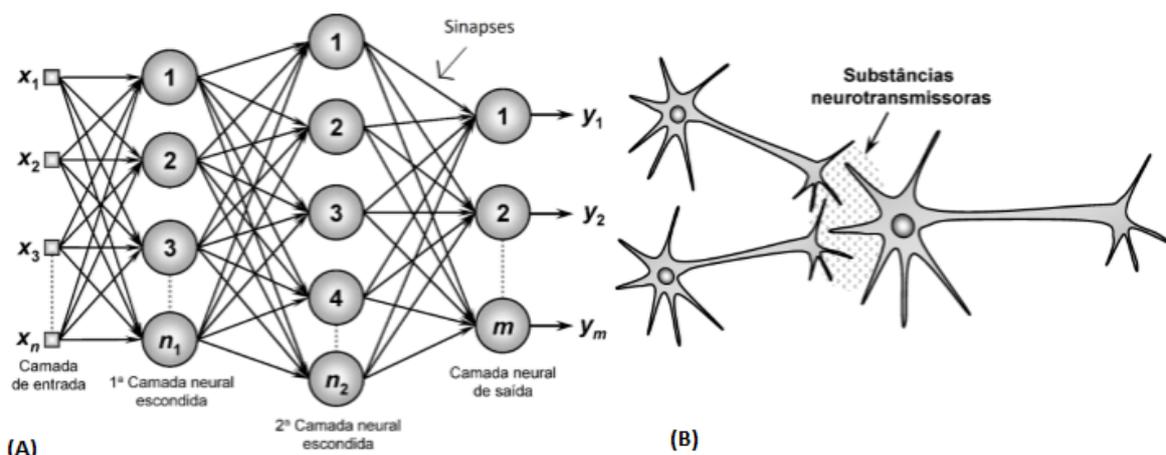


Figura. 1: (A) neurônio artificial com duas camadas ocultas; (B) Conexões do neurônio humano

A aprendizagem destas redes fornece muitos benefícios, pois sua capacidade de **interpolar e extrapolar** dados e prever padrões tem se mostrado muito eficiente em outros campos de estudo como a biologia, a economia e a própria engenharia (KOVÁCS, 2006; LUGER, 2004). Para Guimarães e autores (2008), “a metodologia de Redes Neurais Artificiais tem sido aplicada nas soluções de diversos problemas, dentre eles, nas aplicações voltadas a áreas específicas cujo objetivo geralmente é auxiliar na tomada de decisões”.

Por ser um indicador conjuntural abrangente, o IDH foi utilizado como *input* (entrada do sistema) para obter a previsão da composição qualitativa dos RSU através do cruzamento de dados em uma arquitetura de rede neural. O IDH é composto por 3 componentes: **longevidade, educação e renda** – assim, conta um pouco da história dos municípios em três importantes dimensões do desenvolvimento humano durante duas décadas da história brasileira. O índice varia de 0 a 1: quanto mais próximo de 1, maior o desenvolvimento humano.

Segundo o Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), o cálculo do índice leva em conta os seguintes aspectos mostrados na Figura 2:

COMPONENTES DO IDH		
<p>Padrão de vida: que é medido pela renda municipal <i>per capita</i>, ou seja, a renda média de cada residente de determinado município</p>	<p>Vida longa e saudável: mostra o número médio de anos que as pessoas viveriam a partir do nascimento, mantidos os mesmos padrões de mortalidade observados no ano de referência</p>	<p>Acesso ao conhecimento: que é medido pela composição de indicadores de escolaridade da população adulta e do fluxo escolar da população jovem</p>

Figura 2: Quadro com informações sobre o IDH

Os três componentes acima são agrupados por meio da média geométrica, resultando no IDH. Uma vez que o principal objetivo da criação do sistema de indicadores como IDH é fornecer elementos para a elaboração e o acompanhamento do planejamento social, torna-se uma boa estratégia sua utilização como fonte de dados para o desenvolvimento de modelos visando a uma gestão mais eficiente na área do saneamento.

Para possibilitar a criação do modelo elaborou-se um banco de dados para o cruzamento das informações, relacionou-se o IDH dos municípios com os respectivos dados qualitativos de RS, essas informações formam os pares **entrada-saída**, ou seja, a fonte de conhecimento da rede. Em seguida, analisou-se a capacidade das RNAs como método para estimar a composição dos RS e, assim, com uma composição mais precisa, contribuir para elaboração do PGIRS.

A Lei 12.305 preconiza a realização de um diagnóstico da situação dos RS gerados que contenha sua **origem, volume e caracterização**. Sendo assim, identificar as relações socioeconômicas com a composição do RSU e fazer comparações com as amostragens coletadas *in loco*, juntamente com previsões de cenários futuros, são o foco central deste estudo.

METODOLOGIA

A metodologia utilizada emprega o cruzamento de dados gravimétricos recolhidos em diversas publicações científicas com suas respectivas informações socioeconômicas disponibilizadas por órgãos oficiais. Este banco de dados engloba municipalidades de vários estados brasileiros.

Para se chegar aos parâmetros utilizados no modelo, primeiramente foi realizado um levantamento de métodos estatísticos, nacionais e internacionais, através de uma busca bibliográfica em artigos, normas científicas e livros, que fornecessem a identificação de múltiplas variáveis socioeconômicas que possivelmente influenciam na composição dos resíduos, e o IDH foi escolhido por ser um indicador conjuntural abrangente e periódico.

O levantamento de dados pode ser dividido em duas fases:

1. Desenvolveu-se um banco de dados com os dados das caracterizações gravimétricas de cerca de 130 municípios do Brasil encontrados na literatura. Utilizaram-se dados referentes ao período de 1996 a 2010 de todas as cinco regiões do país.
2. Foram levantados também seus respectivos IDHs referentes aos anos disponíveis, ou seja, nos censos de 1991, 2000 e 2010. Em seguida, através do polinômio de *Lagrange* realizou-se uma interpolação do IDH, uma vez que a maioria das caracterizações dos RS foi realizada em anos diferentes dos IDH disponíveis como referência, para, então, obtêm-se o valor de acordo com as datas da realização destas gravimetrias.

De posse dessas informações sistematizadas foram conduzidos testes com várias arquiteturas de RNA no *Software Matlab 2015a*. Depois dessa análise, verificou-se que a arquitetura de rede neural chamada *Bayesian regulation back propagation* apresentou os melhores resultados. Ela atualiza os pesos das variáveis através da otimização de *Levenberg-Marquardt*, representada na Equação (1), para avaliar a eficiência na determinação da composição dos RSU, em que as entradas da RNA foram compostas pelo IDH que, *a priori*, é considerado por especialistas como referência na aferição do estágio de avanço econômico e social de uma sociedade que, por sua vez, impacta nas características dos resíduos.

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^m [y_i - f(x_i, \beta)]^2 \quad \text{equação(1)}$$

onde:

x_i, y_i são as variáveis da equação;

β é um parâmetro da curva $f(x, \beta)$ para que a soma dos quadrados do desvio seja mínimo.

Para realização do processo de aprendizagem e previsões da composição dos RS, foi utilizada a metodologia apresentada no fluxograma abaixo (Figura 3):

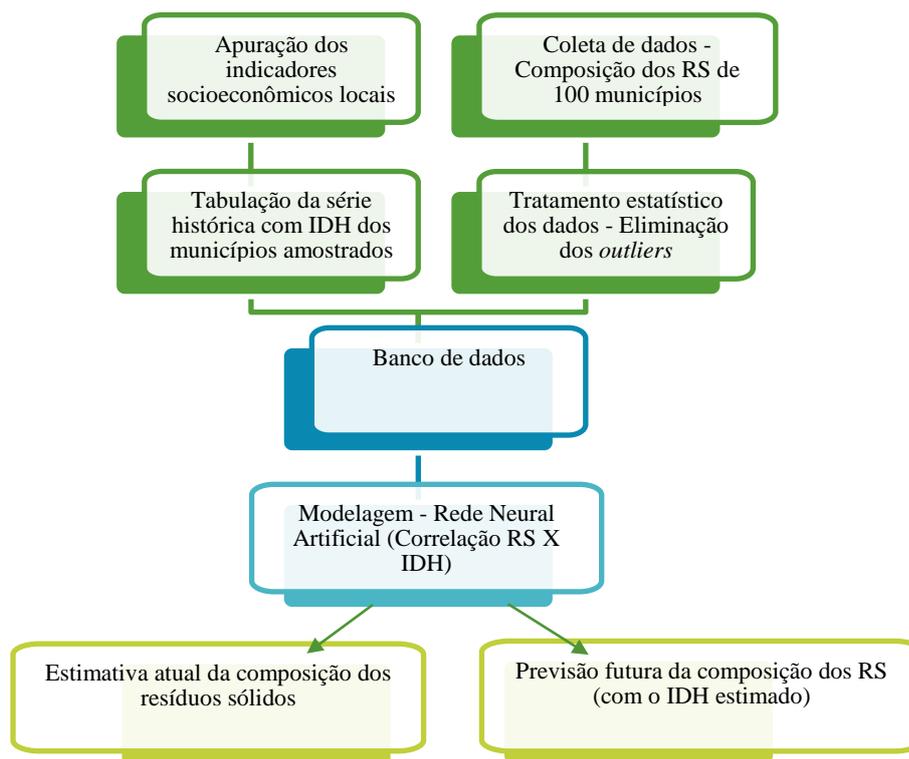


Figura 3: Fluxograma da metodologia empregada

O processo de modelagem das RNAs foi realizado em quatro etapas:

- Inserção dos pares entrada-saída no *Software Matlab*;
- Repetição do processo de aprendizagem e observação do resultado;
- Obtenção de um modelo;
- Confrontação com dados empíricos para validação do modelo.

Este artigo traz resultados da validação do modelo para 3 municípios brasileiros: Belo Horizonte, São Joaquim de Bicas (MG) e São Paulo (SP). Através do modelo elaboraram-se projeções e cenários futuros da composição dos RS nestes municípios. Na fase final, realizaram-se comparações com as gravimetrias publicadas pelas empresas de limpeza urbana e prefeituras.

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Foram analisados os resultados obtidos por uma rede neural supervisionada para a previsão da composição dos RSU. Em uma rede supervisionada, pode-se considerar o professor ou treinador como tendo conhecimento sobre o ambiente, com este conhecimento sendo representado por um conjunto de exemplos de **entrada-saída** (MEDEIROS, 2006).

ETAPA I – O banco de dados foi formado com informações de artigos e estudos publicados na literatura. Antes de realizar o processo de aprendizagem, foi necessário um extenso pré-tratamento dos dados no qual foi apurada a consistência dos valores informados através da eliminação de *outliers*.

Durante a pesquisa, foram encontradas cerca 130 gravimetrias realizadas no Brasil, grande parte disponibilizada pelo Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA). Estes dados sofreram um processo de pré-tratamento estatístico no qual foram eliminadas as amostras que foram consideradas com *outliers*, seguindo critérios de coerência dos valores apresentados e cálculos estatísticos. Por fim, retiveram-se 99 municípios ou amostras.

A partir disto, os dados foram tabulados e padronizados em seis classificações de componentes do RSU: orgânicos, metal, papel (incluindo papelão e embalagens cartonadas), plástico, vidro e outros materiais. Como a tabela completa é extensa para ser apresentada na íntegra neste artigo extraiu-se apenas uma amostra na Tabela 2.

Tabela 2: Composição gravimétrica de alguns municípios do acervo da pesquisa

Municípios	COMPONENTES (%)						Fontes das gravimetrias	IDH (no ano da gravimetria)
	Metal	Papel	Plástico	Vidro	Orgânico	Outros		
Betim (MG)	3,7	15,6	10,2	1,1	55,3	14,1	(Ribeiro, 1997)	0,562
Caxias do Sul (RS)	2,5	13,1	15,3	2,4	46	20,7	(Bianchi <i>et al.</i> , 2003)	0,733
Criciúma (SC)	3,3	21,1	17,1	2,1	45,2	11,2	(Guadagnin <i>et al.</i> , 2001)	0,714
João Pessoa (PB)	1,9	8,8	10,3	2,9	62,3	13,8	(Seixas <i>et al.</i> , 2006)	0,713
Maceió (AL)	1,7	8,9	13,6	1,3	56,6	17,9	(J. C. L. Tavares, 2008)	0,689
Palmas (TO)	5,9	10,7	11,4	2,4	62,5	7,1	(Naval & Gondim, 2001)	0,672
Porto Alegre (RS)	4	11,4	12,3	3,4	43,8	25,1	(Reis & <i>et al.</i> , 2003)	0,766
Presidente Prudente (SP)	5,4	21	8,9	2,6	55	7,1	(Borges, 2002)	0,764
Rio de Janeiro	1,6	14,6	17,2	3	56,7	6,9	(COMLURB, 2007)	0,774

*recorte do banco de dados

ETAPA II – Foi realizada uma pesquisa do histórico de desenvolvimento dos municípios selecionados na primeira etapa. Tabularam-se os índices existentes, publicados nos censos realizados em 1991, 2000 e 2010. Em seguida, foi realizada uma interpolação dos respectivos dados do IDH em relação ao ano em que a gravimetria foi realizada para estimar o grau de desenvolvimento do município naquele período da gravimetria. Na Tabela 3 e Figura 4 mostram-se as características dos dados no banco através de uma análise descritiva.

Tabela 3: Estatística descritiva dos dados – resultados obtidos através do *Statistical Package for the Social Sciences 22.0 (SPSS)*

	núm. de amostras	mínimo	máximo	média	desvio padrão	variância
Metal	99	0,30	6,60	2,9117	1,31647	1,733
Papel	99	1,20	21,10	12,3485	5,15107	26,534
Plástico	99	3,92	21,50	13,2154	4,37429	19,134
Vidro	99	0,00	17,90	3,3143	3,11850	9,725
Orgânico	99	33,30	76,20	53,6293	10,09890	101,988
Outros	99	2,40	28,00	14,5838	6,65015	44,224

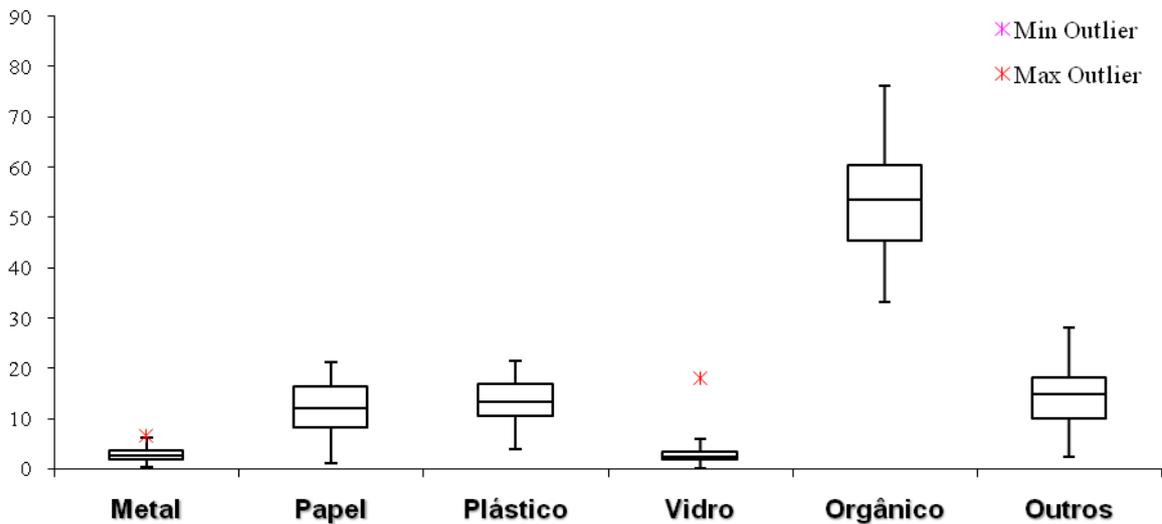


Figura 4: O Gráfico *Box Whisker* dos grupos de materiais analisados mostra maior variação ou diferença interquartil da parcela orgânica dos resíduos domésticos

PROCESSO DE APRENDIZAGEM DA REDE NEURAL

Existem muitos algoritmos de aprendizado específicos para determinados modelos de redes neurais, diferindo entre si principalmente pelo modo como os pesos são modificados. Nesta pesquisa, foram realizados vários testes com diferentes tipos de redes neurais e funções de aprendizado para determinar qual obteve mais êxito. Neste artigo são expostos apenas os resultados da rede que mais se adaptou ao processo.

O processo de aprendizagem foi acompanhado através de gráficos e imagens geradas pelo *Matlab*, na qual podem ser observados inúmeros aspectos, dentre eles o número total de iterações para atingir ponto de parada do treinamento. Foram necessários testes separados para cada elemento do RSU. Imagens da interface do *Software Matlab* durante dois treinamentos podem ser vistos na Figura 5a e 5b:



Figura 5 (a): Rede com término do treinamento em 42 iterações; (B) Rede com término do treinamento em 1.000 iterações

Ao final, foi gerado um modelo que pode ser usado para previsões de diversas escalas temporais. Esse modelo pode ser empregado na geração de panoramas da composição do RSU.

VALIDAÇÕES E DISCUSSÕES

Para este artigo foram realizados três experimentos e validações com municípios de diferentes portes e de acordo com a disponibilidade de dados e a sua importância.

I - São Joaquim de Bicas (MG)

Na região metropolitana de BH, apresentou, pelo Censo Demográfico de 2010, uma população de 25.573 habitantes com um nível de urbanização de 72,83% e uma renda *per capita* de R\$ 14.458,01. O valor mais recente do IDH calculado para São Joaquim de Bicas pelo PNUD foi de 0,662 (2010), que é considerado médio grau de desenvolvimento. Foram feitas duas simulações para o município, uma para o momento de então (ano da gravimetria) e outra num cenário futuro para o ano de 2030.

A primeira simulação/validação consistiu na inserção do valor de IDH (para 2013) no sistema, cujo valor é 0,699. Após o processo de treinamento e aprendizagem da rede neural, o sistema indicou, em sua saída (*output*), a composição anual média dos RSU para este município.

A gravimetria foi realizada em 2013 pela secretaria municipal de meio ambiente e visava a levantar dados da composição dos RS da região central para analisar questões relacionadas aos programas de coleta seletiva. Os resultados obtidos pelo município e os resultados obtidos pela modelagem podem ser comparados na Figura 6:

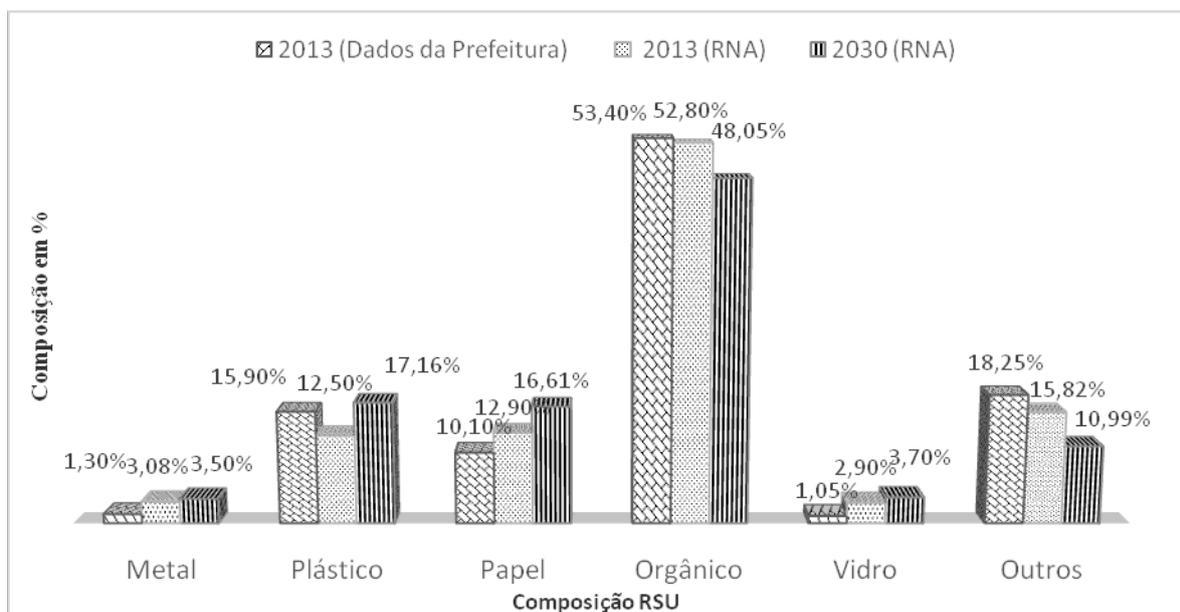


Figura 6: Comparação dos resultados obtidos *in loco* com os da rede neural

Identifica-se um aumento expressivo das embalagens, principalmente de papel e plástico, o que explicita a importância da implantação de sistemas de coleta seletiva eficientes e do estímulo à multidestinação dos resíduos deste município, à implantação de unidades de triagem, mais pontos de entrega voluntária, entre outros.

A respeito da comparação dos resultados apresentados pelo município e a projeção realizada para o mesmo ano, em todos os 6 componentes analisados os valores obtidos na previsão são coerentes com a realidade encontrada em campo. A pequena variação já era esperada, uma vez que o estudo da prefeitura ocorreu num único mês, não abrangendo variações causadas por fatores como tempo, local de coleta, dia da semana, dentre outros aspectos intervenientes.

II - Belo Horizonte (MG)

Capital do Estado de Minas Gerais e fronteira entre o tropical com estação seca e o tropical de altitude, tem 2.513.451, com uma densidade demográfica de 7561,74 hab./km².

Infelizmente, a última gravimetria *in situ* feita no município data de 2003; além disso, segundo o relatório apresentado foram adicionados à categoria de “outros materiais” fezes ou excrementos. Devido à divergência de metodologia aplicada neste estudo de 2003, torna-se difícil fazer a comparação dos resultados para o ano de 2003. Neste caso, usa-se o IDH de 2010 para fazer as estimativas. Observa-se na Figura 4 que o valor da prefeitura de Belo Horizonte referente a “outros materiais” é de 27,7% que é bastante incoerente com a observada em outras análises gravimétricas.

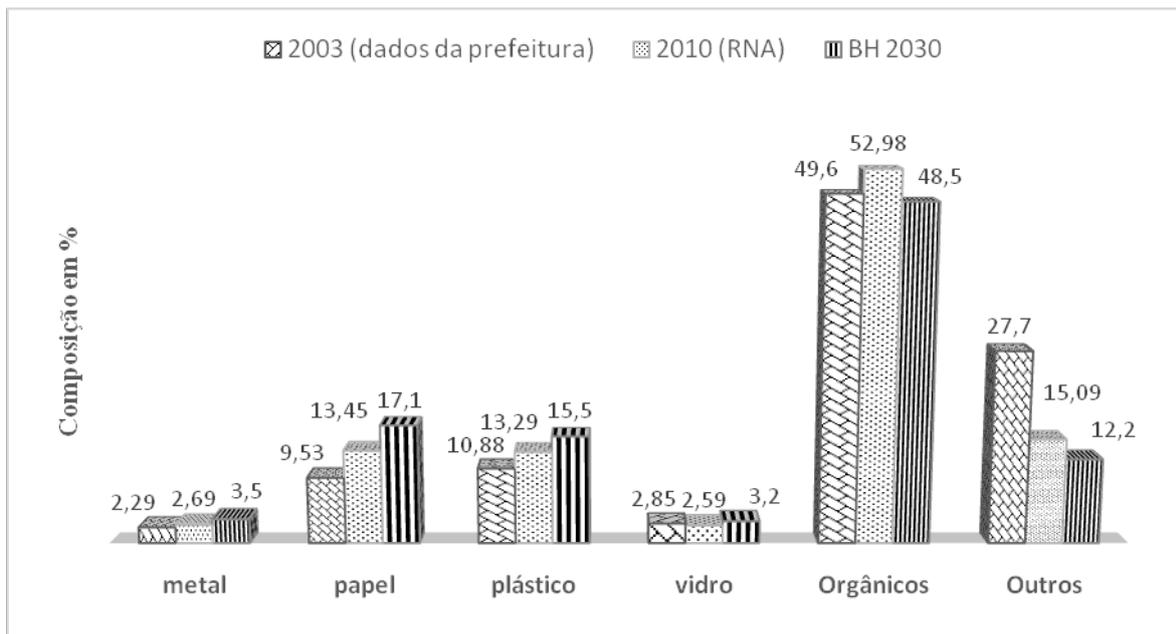


Figura 7: Comparação dos resultados obtidos *in loco* pela Prefeitura de Belo Horizonte com a RNA

III - São Paulo (SP)

Intensamente urbanizada e industrializada, com 11.967.825 (2016) habitantes e densidade de 7.858,13 hab./km², a capital paulista possui IDH de 0,805. Segundo dados da Prefeitura de São Paulo (meados de 2016), somente relativo a resíduos domiciliares são coletadas cerca de 12.000 T de RSU por dia.

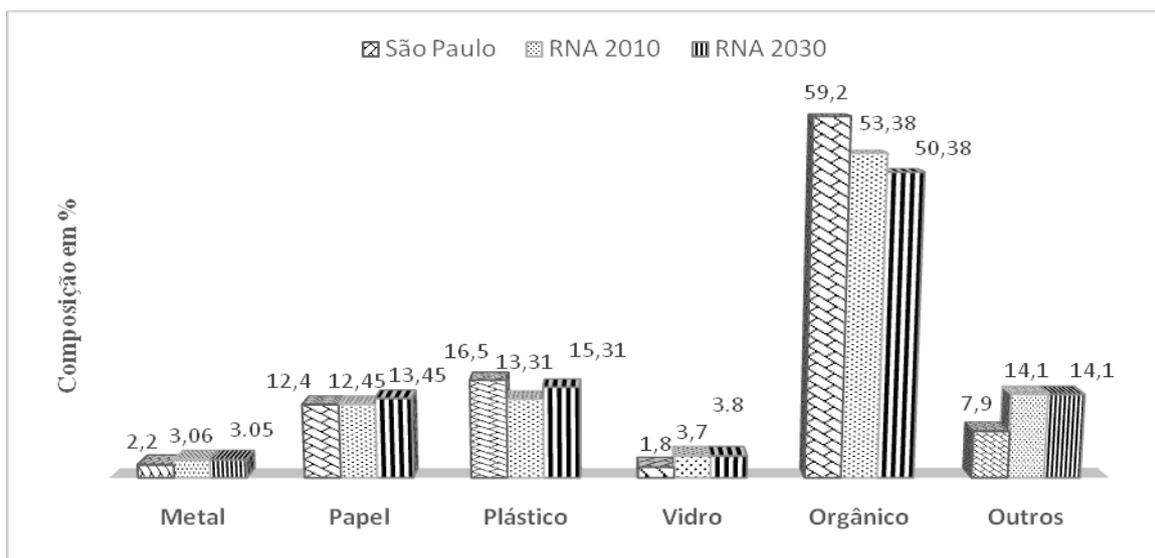


Figura 8: Comparação dos resultados obtidos *in loco* pela LIMPURB em 2003 e pelo modelo

Os dados obtidos através das simulações no *Software* são mostrados na Figura 8 e mostram uma tendência de redução proporcional do componente orgânico do RSU.

As previsões obtidas mostram um aumento da parcela de papel e plástico possivelmente devido a tendência do uso e descarte de embalagens. De posse dessas e outras informações que podem ser replicadas através modelo proposto, o gestor encara questionamentos para implementar ou elaborar o PGIRS. Há mercado para a venda de todo este material reciclável? O(s) pátio(s) de compostagem comporta(m) toda a matéria orgânica? Que tecnologia pode atender? Qual a demanda pelo composto produzido? Qual a melhor forma de contrato com a empresa do aterro sanitário?

No seu plano municipal (publicado em 2014), S. Paulo declara metas de pretender fazer aderir, no mínimo, 70% dos domicílios (individuais ou em condomínios) à coleta seletiva de resíduos secos, o que representa um grande desafio e se não forem feitos grandes investimentos em infraestrutura e educação visando a segregação dos materiais na origem.

CONCLUSÕES

Face ao exposto, acredita-se que esta modelagem possa auxiliar a elaboração do PGIRS ou sua revisão, principalmente em municípios nos quais as informações são mais difíceis de serem apuradas com confiabilidade.

Através de uma comparação entre a previsão do modelo e a modelagem atual e também com dados fornecidos pelas prefeituras e companhias de limpeza urbana foi possível identificar:

- aumento expressivo de papel e plástico originário de embalagens, como demonstrado pelas previsões, o que explicita a importância da implantação de sistemas de coleta seletiva eficientes, mais pontos de entrega voluntária, esforço na conscientização da população e adequação dos processos produtivos.

Destaca-se que neste cenário de previsão, os resíduos sólidos tipicamente fruto das atividades industriais e de consumo são os que mostraram maior aumento de produção, como já era esperado, uma vez que o desenvolvimento econômico e a urbanização impactam diretamente nessas características. Cabe destacar os seguintes aspectos:

- em relação à estimativa de 2030, ainda observa-se uma preponderância da parcela orgânica do resíduo; no entanto, há uma tendência de sua redução proporcional (uma tendência mundial observada em muitos países);
- o acervo da pesquisa é fruto de observações empíricas; logo, estão sujeitas a uma margem de erro, devido a diferentes metodologias de caracterização dos RSU;
- o IDH é um importante fator conjuntural, no entanto, não é o único. Existem, por exemplo, influências culturais que não foram consideradas neste momento de estudo (outros índices poderiam ser usados nesta abordagem com o índice de felicidade e o índice de desigualdade social).

Diante do exposto, todavia, pode-se afirmar que o modelo proposto dá indicativos importantes sobre a composição dos RS gerados naqueles municípios, constituindo-se numa aproximação bastante útil da realidade.

Constata-se que, no decorrer dos anos, a composição se modifica, tornando necessárias caracterizações periódicas em função da evolução do número de habitantes e do grau de desenvolvimento dos municípios. Os resultados demonstram boa aplicabilidade do método para realizar a atualização da composição dos RSU, tendo em vista o horizonte de planejamento de 20 anos previsto nos PGIRS.

Finalmente, recomenda-se a utilização deste método de redes neurais concomitantemente à realização da gravimetria, complementando-a. Com o passar dos anos, a alimentação do método com os dados das gravimetrias subsequentes gerará um modelo de previsão mais acurado e aperfeiçoado quando, então, se poderá avaliar a possibilidade de não ser mais requerida à realização da gravimetria em alguns casos. O modelo terá chegado num nível clímax de previsão da composição dos resíduos dos municípios.

AGRADECIMENTOS:

à FAPEMIG pela ajuda financeira à participação em congresso.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ABRELPE - Associação Brasileira de Empresas de Limpeza Pública e Resíduos Especiais. *Panorama dos Resíduos Sólidos no Brasil* - 2015. São Paulo. ABRELPE, 31 p.
2. ALOUEIMINE, S. O. *Méthodologie de caractérisation des déchets ménagers à Nouakchott (Mauritanie): contribution à la gestion des déchets et outils d'aide à la décision*. 2006.
3. ASSIS, C. M.; BARROS, R. T. V. *Indicadores quali-quantitativos da avaliação da gestão de resíduos sólidos na Região Metropolitana de Belo Horizonte (MG)*. Anais... 27º Congresso Brasileiro de Engenharia Sanitária e Ambiental, 2013.
4. AZEVEDO, F. M.; BRASIL, L. M. e OLIVEIRA, R. C. L. *Redes neurais com aplicações em controle e em sistemas especialistas*. Florianópolis: Visual Books Editora, 2000, 401p.
5. BARROS, R. T. V. *Elementos de gestão de resíduos sólidos*. Belo Horizonte (MG): Tessitura, 2012. 423 p.
6. BRANDÃO, J. R. *Análise de sistemas de valorização de resíduos via compostagem e reciclagem e sua aplicabilidade nos municípios mineiros de pequeno porte*. Belo Horizonte - MG. Programa de Pós-graduação em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos da UFMG. 2006. 90 p. Dissertação (Mestrado).
7. FUNDAÇÃO ESTADUAL DO MEIO AMBIENTE. *Panorama da destinação dos resíduos sólidos urbanos no Estado de Minas Gerais em 2015*. Fundação Estadual do Meio Ambiente. Belo Horizonte: FEAM, 2016.45 p.
8. GUIMARÃES, A. M. *et al. Módulo de validação cruzada para treinamento de redes neurais artificiais com algoritmos back propagation e resilient propagation*. Publicatio UEPG – Ciências exatas e da terra, ciências agrárias e engenharias, 1:17–24, 2008.
9. ESBRI, J. N. E.; DIAMADOPOULOS, E.; GINESTAR, D. *Time series analysis and forecasting techniques for municipal solid waste management*. Resources, Conservation and Recycling, vol.35, no. 3, p. 201–214, 2002.
10. HAYKIN, S. *Redes Neurais: Princípios e prática*. Porto Alegre (RS): Editora Brookman, 2001. 900p.
11. HOORNWEG, D.; BHADA-TAT, P.; KENNEDY, C. *Waste Production Must Peak this Century*. Journal Nature: Comment. Vol. 502. oct. 2013. p. 615-617.
12. INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Censo Demográfico 2010*. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2010. Disponível em < www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/censo2010 > Acesso em mar. 2015.
13. MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). ICLEI – *Governos Locais pela Sustentabilidade. Planos de gestão de resíduos sólidos: manual de orientação*. Brasília: MMA, 2012. 156 p.
14. ZADE, M. J. G.; NOORI, R. *Prediction of municipal solid waste generation by use of artificial neural network: a case study of Mashhad, International Journal of Environmental Research*, vol. 2, no. 1, p. 13–22, 2008.
15. KOVÁCS, Z. L. *Redes neurais artificiais: fundamentos e aplicações: um texto básico*. São Paulo: Livraria da Física, 2006.
16. LIMA, L. M. Q. *Lixo: tratamento e biorremediação*. 3. ed. São Paulo (SP): Hemus Ed., 2004. 265 p.
17. LUGER, G. F. *Inteligência Artificial: estruturas e estratégias para a resolução de problemas complexos*. Porto Alegre: Bookman. 2004. Xvi, 774p.
18. MEDEIROS, L. F.; *Redes neurais em Delphi*. 2. ed. Florianópolis: Visual Books, 2006.
19. PAULA, W. C. F. *Análise de superfície de peças retificadas com o uso de redes neurais artificiais*. Bauru: Universidade Estadual Paulista, 2007. 151 p. (Dissertação de Mestrado).
20. PROGRAMA CIDADES SUSTENTÁVEIS. *Guia para a implantação da Política Nacional de Resíduos Sólidos nos municípios brasileiros de forma efetiva e inclusiva*. Conteúdo e Diagramação: Secretaria Executiva da Rede Nossa São Paulo, 2013.
21. PROGRAMA DAS NAÇÕES UNIDAS PARA O DESENVOLVIMENTO. *Atlas do desenvolvimento humano no Brasil*. Disponível em: <<http://www.pnud.org.br/atlas/>>. Acesso em: mar. 2015.
22. NOORI, R.; KARBASSI, A.; SABAHI, M. *Evaluation of PCA and Gamma test techniques on ANN operation for weekly solid waste prediction, Journal of Environmental Management*, vol. 91, no. 3, pp. 767–771, 2010.

23. SARTORI, H. J. F. *Discussão sobre a caracterização física de resíduos sólidos domiciliares*. 1995. 102 f. Dissertação (Mestrado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
24. SILVEIRA, G. T. R. *Metodologia de Caracterização de Resíduos Sólidos com base para uma Gestão Ambiental. Estudo de caso: Entulhos de Construção Civil em Campinas – São Paulo*. Faculdade de Engenharia Civil, UNICAMP – Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 1993. 196 p.
25. SOARES, E. L. S. F. 2011. *Estudo da Caracterização Gravimétrica e Poder Calorífico dos Resíduos Sólidos Urbano*. Dissertação de Mestrado. UFRJ, Rio de Janeiro. 150p.
26. XU, L.; GAOS, P.; CUI, S.; LIU, C. *A hybrid procedure for MSW generation forecasting at multiple time scales in Xiamen City, China*, Waste Management, vol. 33, no. 6, p. 1324–1331, 2013.