

## XXIV SIMPÓSIO BRASILEIRO DE RECURSOS HÍDRICOS

# MODELO DE ESTIMATIVA DE CARGA DE MATÉRIA ORGÂNICA EM RIOS: CONSIDERAÇÕES A PARTIR DA DINÂMICA DA COBERTURA DO SOLO

*Juliana Leithold<sup>1</sup> ; Cristóvão Vicente Scapulatempo Fernandes<sup>2</sup> & Júlio César Rodrigues de Azevedo<sup>3</sup>*

### RESUMO

Modelos matemáticos que relacionam a cobertura do solo da bacia hidrográfica à qualidade das águas são bastante explorados. Métodos estatísticos são amplamente utilizados devido à sua fácil aplicação, principalmente aqueles que contemplam a heterogeneidade espacial dos dados, como é o caso da Regressão Geograficamente Ponderada (RPG). Entretanto, a ausência de séries consistentes de dados torna-se, muitas vezes, um empecilho à aplicação da maioria dos modelos. Para contornar essa dificuldade, propõe-se um modelo simplificado para estimação de carga de matéria orgânica em rios a partir da cobertura do solo da bacia hidrográfica, inspirado no modelo Curva Número do *Soil Conservation Service* (CN-SCS), visando a redução de custos de monitoramento ambiental e a sua utilização no planejamento e gestão de recursos hídricos. Para tanto, é realizada a soma das cargas específicas geradas em cada cobertura ponderada por uma função peso baseada na distância entre o centroide de cada região geradora e o ponto de interesse no rio, incluindo assim, a não estacionariedade espacial ao modelo. Neste momento, a sua proposição é realizada a partir de cargas específicas hipotéticas, sendo que as cargas reais serão definidas em estudo futuro utilizando-se dados disponíveis de uma bacia hidrográfica real.

**Palavras-Chave** – Qualidade da água; gestão de recursos hídricos; monitoramento ambiental.

### INTRODUÇÃO

As características químicas, físicas e biológicas dos recursos hídricos estão intrinsicamente relacionadas à dinâmica do uso e cobertura do solo em bacias hidrográficas. As paisagens naturais, como florestas, campos ou regiões áridas, assim como as atividades humanas, como indústrias, residências, comércios, ou agropecuária, geram resíduos naturais ou antrópicos com diferentes composições que impactam a qualidade das águas naturais (Tong e Chen (2002); Tu (2011); Bateni *et al.* (2013)).

Diversos estudos buscam avaliar essas relações a partir de modelos estatísticos (Wang e Zhang (2018); Liberoff *et al.* (2019); Zhang *et al.* (2019); Asnake *et al.* (2021); Rimba *et al.* (2021)) ou determinísticos (Gong *et al.* (2019); Noori *et al.* (2020); Risal *et al.* (2020)), e a escolha do melhor

---

1) Universidade Federal do Paraná – UFPR - e-mail: juleithold@gmail.com

2) Universidade Federal do Paraná – UFPR

3) Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR

método é dependente da disponibilidade de dados e de sua adequação a cada situação. Modelos estatísticos geralmente são mais simples, porém dependem de uma longa e consistente série histórica para obter bons resultados e muitas vezes não incluem a variação espacial dos dados em sua análise. Por outro lado, modelos determinísticos tendem a apresentar maior complexidade em sua formulação e necessitam de maior número de parâmetros, pois procuram agregar todos os fatores envolvidos no processo a ser modelado, dificultando, algumas vezes, a sua aplicação (Giri e Qiu (2016); Delkash *et al.* (2018)).

Um método estatístico que inclui a não estacionariedade espacial é a Regressão Geograficamente Ponderada (RPG) que é a forma geral e espacializada de uma regressão linear (Wilson (2015); Zhao *et al.* (2015); Chen *et al.* (2016); Rimba *et al.* (2021)). Desta forma, particularmente, os coeficientes linear e angular são adaptáveis devido à incorporação da variabilidade espacial dos dados obtida a partir da inclusão de uma matriz peso na determinação destes parâmetros, gerada a partir de uma função Núcleo (Kernel). Esta função atribui pesos menores de influência quanto maior a distância entre a região de dados e o ponto de regressão. Uma função Núcleo pode assumir o formato de diversas distribuições, como normal (gaussiana), exponencial ou biquadrada (Almeida, 2012).

Quanto aos métodos determinísticos, ou fisicamente baseados, um dos mais amplamente utilizados na atualidade é o modelo SWAT (*Soil and Water Assessment Tool*), que utiliza uma séries de dados de entrada para relacionar cobertura do solo, hidrologia e parâmetros de qualidade da água (Noori *et al.* (2020); Risal *et al.* (2020)). Porém, o modelo SWAT, assim como os modelos estatísticos, necessita de uma expressiva entrada de dados, o que pode ser uma limitação dependendo do local a ser aplicado (Panagopoulos *et al.* (2011)).

Alguns estudos utilizam-se de modelos de interpolação para avaliar a variação espacial dos dados de qualidade da água, como o método do Inverso da Potência das Distâncias (IPD) (Mir *et al.* (2017); Bostanmaneshrad *et al.* (2018)). A interpolação dos valores num ponto de interesse é obtida a partir da média dos dados ao seu redor ponderados por uma função peso baseada, como o próprio nome descreve, no inverso da distância entre estes pontos elevadas a uma determinada potência (de Mesnard (2013)). Neste ponto, há uma semelhança entre as estruturas dos modelos RPG e IPD ao utilizarem-se de funções peso obtidas a partir das distâncias entre os pontos de interesse e as fontes de dados para incorporação da não estacionariedade espacial aos modelos.

Diante do exposto, modelos determinísticos que apresentem simplicidade em seu uso possuem grande potencial, pois podem facilitar a modelagem da qualidade da água ao não exigir alto número de parâmetros, ou longas séries de dados. Na área hidrológica um modelo determinístico de fácil aplicação é o método chuva-vazão da Curva Número do *Soil Conservation Service* (CN-SCS) (USDA (1986)). O modelo CN-SCS, apesar de sua simplicidade, mostra-se ainda na atualidade como uma importante ferramenta para estimativa de vazão a partir de dados de precipitação (Gaglio *et al.* (2019); Walega *et al.* (2020)). Este modelo possui como premissa que a cobertura e o tipo de solo definem a fração da precipitação que se transforma em vazão e aquela que infiltra no solo (USDA (1986); Mishra e Singh (1999)). De forma análoga, é possível deduzir que o tipo de cobertura do solo de uma bacia hidrográfica interfira na quantidade de determinado poluente em corpos d'água.

Um modelo de estimação de poluição aquática a partir da cobertura do solo teria grande aplicabilidade, principalmente ao se utilizar imagens de satélite para a classificação das coberturas do solo, visto que seu uso poderia diminuir custos de monitoramento e servir de base na proposição de medidas de controle de poluição, gerando grande impacto positivo no planejamento e gestão de recursos hídricos. De acordo com Wang e Zhang (2018, p. 2), “O uso de imagens de sensoriamento remoto juntamente com técnicas de análise espacial para investigar a influência do uso/cobertura do solo na poluição das águas superficiais tornou-se um tópico de pesquisa crítico” (tradução nossa).

Para definir o modelo em questão, é possível utilizar como base modelos já existentes como a RPG e o IPD, pois incluem a não estacionariedade espacial em suas fórmulas. Porém, ao contrário da forma como estes dois métodos geralmente são utilizados, o interesse aqui não é a interpolação de dados de qualidade, mas sim agregar as contribuições de um determinado composto gerado em diversas regiões para um ponto de convergência no rio, levando-se em consideração o decaimento desta substância ao longo do trajeto percorrido. Assim, algumas modificações são necessárias a fim de adaptar os métodos anteriormente discutidos para atingir o objetivo proposto.

De forma semelhante ao método IPD, o modelo aqui proposto é determinístico, em razão de dados de qualidade da água serem muitas vezes mais escassos que dados hidrológicos. Além disso, define-se que cada cobertura do solo produz uma determinada carga de poluente por unidade de área ( $\text{kg m}^{-2}$ ,  $\text{ton km}^{-2}$ , etc) e que uma fração desta carga contribui para a totalidade deste composto em um determinado ponto de interesse no rio. A fração em questão será menor quanto maior a distância entre a cobertura do solo em análise e o ponto de interesse no rio, sendo a fração determinada por uma função peso. Essa função será obtida a partir de uma Função Núcleo, assim como no modelo RPG, visto que funções distribuição, principalmente a Gaussiana, são recorrentes em fenômenos naturais (Barros Neto et al. (2002)).

Quanto ao composto a ser modelado, entre os parâmetros mais frequentemente analisados em estudos que relacionam cobertura do solo e qualidade da água estão nitrogênio, fósforo, metais, sólidos (suspensos, dissolvidos ou totais), e matéria orgânica (Zhang *et al.* (2019); Noori *et al.* (2020); Risal *et al.* (2020); Asnake *et al.* (2021); Rimba *et al.* (2021)). Entre eles, um dos mais comuns às várias fontes, tanto naturais, quanto antrópicas, está a matéria orgânica, que pode ser resultante da decomposição de folhas e galhos, fezes animais, mas também está presente em efluentes industriais e urbanos. A sua entrada em cursos d'água pode ocorrer tanto pelo arraste pela água da chuva de resíduos, naturais ou antrópicos, ocorrendo de forma não pontual, ou devido a lançamentos diretos de efluentes, ou seja, de forma pontual (Leenheer e Croué (2003); Carstea (2012)).

A matéria orgânica pode ser dividida pela sua origem (autóctone, originada no interior do sistema aquático, ou alóctone, externa ao sistema aquático) e pela sua característica de degradação (lábil ou refratária). A matéria orgânica autóctone tende a ser mais facilmente degradável, ou seja, de característica lábil, enquanto a alóctone se for natural ou em alguns casos de origem industrial possui características predominantemente refratárias, e a matéria orgânica presente em efluentes domésticos tende a ser mais lábil (Wilkinson *et al.* (1997); Carstea (2012)).

Cada fração pode impactar a qualidade das águas de forma diferente, sendo que a fração lábil gera a depleção de oxigênio em cursos d'água devido à sua biodegradação aeróbia, enquanto a fração refratária pode alterar a penetrância de luz solar devido à sua cor escura e a formação de organoclorados devido à adição de cloro para desinfecção no tratamento de água para consumo (Tran *et al.* (2015); Sepp *et al.* (2018)). Todavia, o foco deste artigo é definir o modelo a ser utilizado, sem promover, por ora, a separação entre as duas frações.

A poluição por lançamentos pontuais conhecidos é mais facilmente avaliada, porém as fontes não pontuais são de difícil análise e monitoramento, como no caso de emissões agrícolas, ou provenientes de lançamentos irregulares de esgoto em redes pluviais, por exemplo, e afetam de forma direta a qualidade dos cursos d'água (Delkash *et al.* (2018); Batbayar *et al.* (2019)).

Desta forma, poder avaliar o risco de poluição de uma bacia hidrográfica de forma não pontual denota o potencial do modelo a ser proposto, o qual irá, a partir de experimentos futuros, definir uma estimativa da carga de matéria orgânica produzida pelas diversas coberturas do solo de uma bacia hidrográfica, que será traduzida e tabelada num termo semelhante ao fator CN do modelo CN-SCS, denominado daqui em diante Índice de Contribuição de Poluentes (ICP).

Com base em todo o exposto, o objetivo deste estudo é delinear um novo modelo de estimação de matéria orgânica em rios, construído a partir do somatório das cargas de matéria orgânica geradas pelas diferentes coberturas do solo ponderadas por pesos, os quais serão obtidos em função da distância entre as regiões produtoras e o ponto de interesse. As seguintes premissas são definidas para tanto: (i) uma fração da carga de matéria orgânica gerada no interior da bacia hidrográfica é carregada até os cursos d'água; (ii) esta fração é menor quanto maior a distância entre o ponto de interesse e a cobertura do solo que lhe deu origem; e (iii) a redução da carga segue aproximadamente um padrão, podendo ser exponencial, potencial ou outra função distribuição similar.

## MATERIAIS E MÉTODOS

O método CN-SCS define que a capacidade de escoamento de uma determinada região na bacia hidrográfica é função do tipo hidrológico do solo (A, B, C ou D, dependendo da sua permeabilidade, sendo que a permeabilidade diminui de A para D) e do seu uso e cobertura. Uma tabela foi construída com os valores de CN para cada combinação de cobertura e tipo hidrológico do solo e, posteriormente, adaptada e simplificada para coberturas do solo obtidas a partir de imagens de satélite.

A partir do CN é calculado o potencial de armazenamento do solo (S), Equação 1, que juntamente aos dados de precipitação (P) permitem a estimação da vazão (Q) do rio em estudo, Equação 2 (para precipitação em mm) (Ragan e Jackson (1980); USDA (1986)).

$$S = \frac{25400}{CN} - 254 \quad (1)$$

$$Q = \frac{(P-0,2S)^2}{P+0,8S} \quad (2)$$

O modelo CN-SCS avalia qual a parcela de água precipitada que escoar ao longo da bacia hidrográfica até chegar ao corpo d'água em estudo (USDA (1986)). No entanto, ao desenhar um modelo semelhante para poluentes, deve-se considerar que cada tipo de cobertura do solo (urbano, florestas, agropecuária) produz uma quantidade diferente de poluentes e que a distância de cada região produtora ao ponto de interesse (ponto de monitoramento de qualidade da água em um rio, por exemplo) irá afetar a massa de poluente que chega a este ponto, devido tanto à sua retenção (pelo solo, vegetação, ou sua decantação), quanto à sua degradação ao longo do caminho.

Em resumo, o modelo deve incluir não apenas a massa de poluente gerada em cada cobertura, mas também sua redução conforme aumenta a distância entre as regiões produtoras e os pontos de interesse. Quanto ao poluente a ser analisado, devido à sua grande abundância tanto em fontes naturais, quanto antropogênicas, a matéria orgânica aquática possui grande potencial de indicação de risco ambiental, principalmente ao se considerar sua fração lábil.

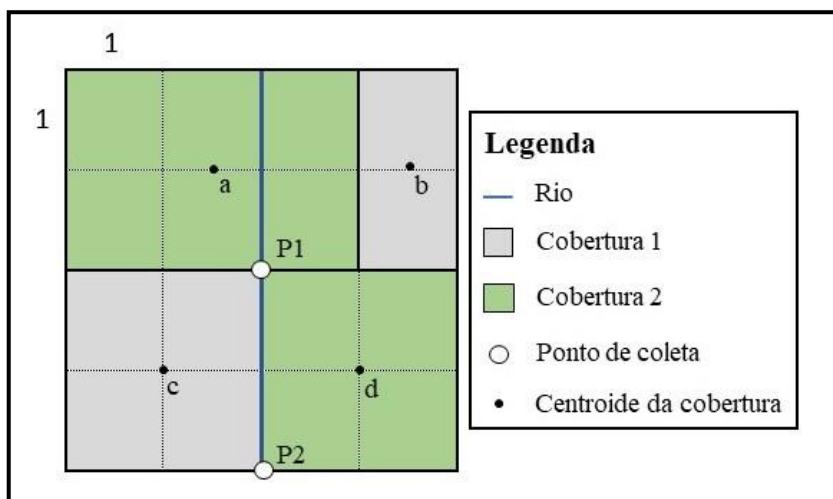
Fundamentando-se nessas ideias, a proposição de um modelo, seja ele determinístico ou estatístico, pode seguir a existência de outros já existentes. Pesquisas anteriores utilizaram o modelo de Regressão Geograficamente Ponderado (RPG) e o método do Inverso da Potência das Distâncias (IPD) para relacionar a qualidade da água à cobertura do solo de suas bacias hidrográficas, incluindo a heterogeneidade espacial que outros modelos não levam em consideração.

Desta forma, inspirado nesses dois casos e sob as hipóteses de que: (a) a matéria orgânica produzida em cada tipo de cobertura do solo tem sua massa reduzida ao longo da distância ( $d_{ij}$ ) entre o centroide da região produtora (j) e o ponto de interesse (i) e, (b) que esta redução possui um comportamento equivalente a uma função Núcleo, na qual seu peso ( $w_j$ ) é inversamente proporcional à distância ( $d_{ij}$ ), o Modelo de Contribuição de Poluentes pela Cobertura do Solo (CPCS) pode ser descrito pela Equação 3:

$$\text{Carga}_{P_i} = \sum_j w_j \text{ICP}_j A_j \quad (3)$$

onde  $w_j$  é o peso relativo à região  $j$ , o índice  $\text{ICP}_j$  é a carga específica de matéria orgânica produzida pela região  $j$ , e  $A_j$  é a área desta região. Para verificar a aplicabilidade do método proposto, duas bacias hipotéticas são descritas a seguir. Inicialmente uma mais simplificada (Bacia A) a fim de facilitar a compreensão do modelo CPCS, representada na Figura 1.

Figura 1 - Bacia A: modelo hipotético simplificado



A bacia hipotética (Bacia A) possui 16 km<sup>2</sup> dois pontos de monitoramento (P1 e P2) e dois tipos de cobertura do solo (1 e 2) em quatro regiões diferentes distribuídas na bacia. Arbitrou-se que a cobertura 1 (verde) produz uma carga específica de 1 kg (km<sup>2</sup> dia)<sup>-1</sup> e a cobertura 2 (cinza) de 2 kg (km<sup>2</sup> dia)<sup>-1</sup> e que a carga de poluente no ponto P1 é de 7 kg dia<sup>-1</sup> e no P2 de 13 kg dia<sup>-1</sup>. A região  $a$  possui área de 6 km<sup>2</sup> e seu centroide encontra-se a 1,12 km do ponto P1 e de 3,04 km do P2. A região  $b$  apresenta área de 2 km<sup>2</sup> e seu centroide encontra-se a 1,80 km de P1 e 3,35 km de P2. As regiões  $c$  e  $d$  possuem área de 4 km<sup>2</sup> cada e centroides distantes 1,44 km de P2.

A função Núcleo pode ser definida por diferentes funções distribuição. A principal função utilizada nos diversos estudo analisados é a distribuição Gaussiana (Equação 4) (Huang *et al.* (2015); Zhao *et al.* (2015); Chen *et al.* (2016); Rimba *et al.* (2021)). Porém as funções biquadrada (Equação 5) (Yu *et al.* (2013); Wilson (2015)) e exponencial simples (Equação 6) (Almeida (2012)), todas com largura de banda ( $b$ ) fixa, também são utilizadas.

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right) \quad (4)$$

$$w_{ij} = \begin{cases} (1 - d_{ij}^2/b^2)^2, & \text{se } d_{ij} \leq b \\ 0, & \text{se } d_{ij} > b \end{cases} \quad (5)$$

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{d_{ij}}{b}\right) \quad (6)$$

A partir dos dados arbitrados para o ponto P1 foi implementada uma rotina de cálculo no software Microsoft Excel com as funções Núcleo em análise e a Equação 3 (CPCS) para cálculo da carga total estimada no ponto em questão. Em seguida, com a ferramenta atingir meta, a largura de banda ( $b$ ) ideal para cada função Núcleo foi obtida, e estas foram então aplicadas sobre os dados do ponto P2. Os resultados foram então comparados ao valor inicialmente arbitrado de carga para o P2

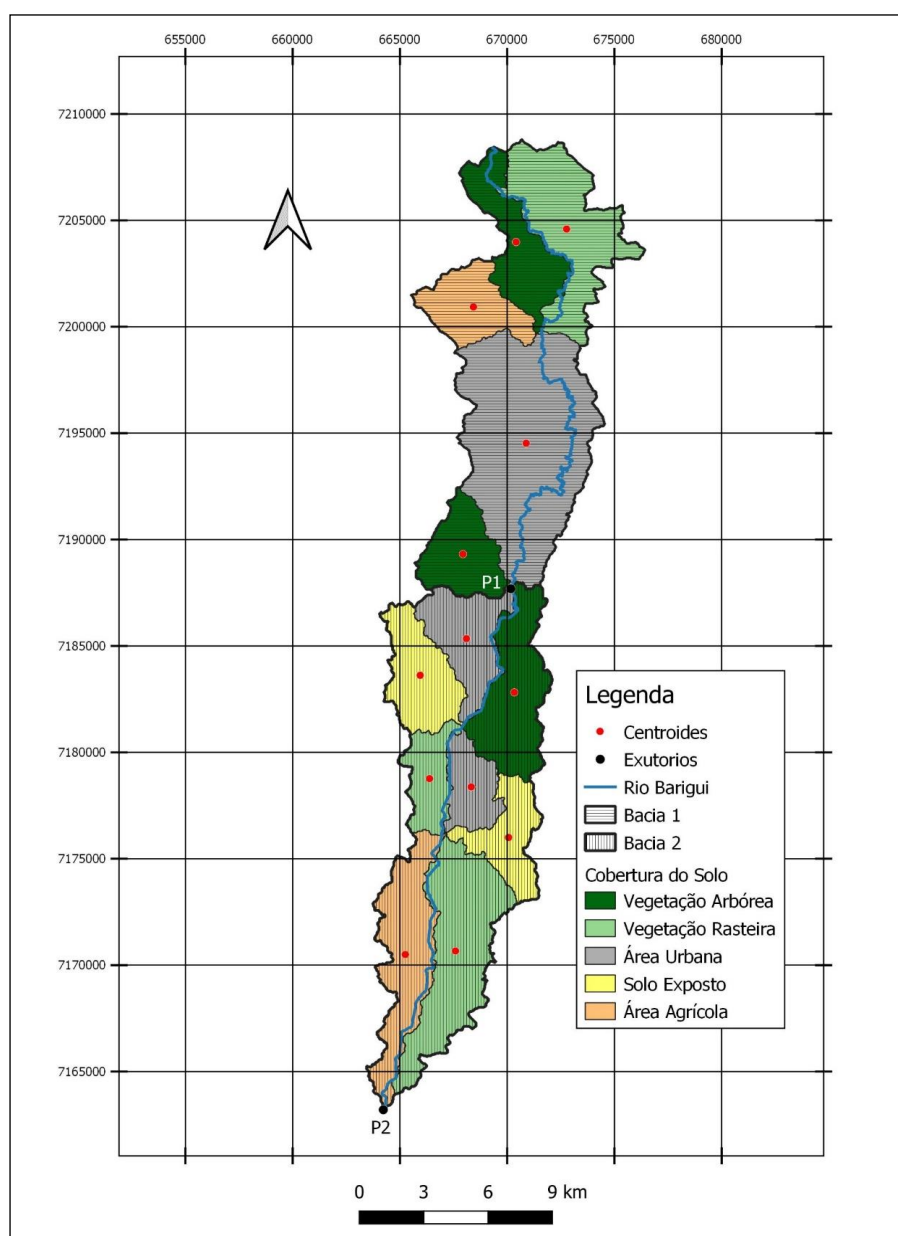


para avaliar qual a melhor função Núcleo para este caso em estudo, ou seja, aquela que apresentou o menor erro.

Definida a metodologia a ser utilizada, propõe-se a seguir um segundo estudo de caso hipotético, porém de maior complexidade e baseado em uma Bacia Hidrográfica real, a bacia do Rio Barigui (Bacia B), localizada na Região Metropolitana de Curitiba, Paraná. A Bacia em questão possui uma área de aproximadamente 267 km<sup>2</sup> (SUDERHSA, 2002).

Novamente, uma classificação arbitrária da cobertura do solo foi realizada, conforme disposto na Figura 2. As coberturas e seus respectivos ICP<sub>j</sub> foram definidos como: Vegetação Arbórea – 2,5 kg (km<sup>2</sup> dia)<sup>-1</sup>, Vegetação Rasteira – 3,8 kg (km<sup>2</sup> dia)<sup>-1</sup>, Área Urbana – 12,5 kg (km<sup>2</sup> dia)<sup>-1</sup>, Solo Exposto – 10,0 kg (km<sup>2</sup> dia)<sup>-1</sup>, e Área Agrícola – 5,0 kg (km<sup>2</sup> dia)<sup>-1</sup>. A Bacia B foi dividida em duas sub-bacias, e as cargas nos exutórios de cada sub-bacia definidos como 900 kg dia<sup>-1</sup>, no ponto P1, e 1.650 kg dia<sup>-1</sup>, no ponto P2. Da mesma forma que no caso simplificado, três funções Núcleo foram aplicadas nos dados e a partir do mesmo cálculo realizado para a Bacia A, foi definida a melhor função peso para a Bacia B.

Figura 2 - Bacia B: Barigui com cobertura do solo hipotética



## RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Tabela 1 apresenta os resultados do cálculo realizado para obtenção das funções Núcleo para a Bacia A e a comparação de seus erros na estimação de matéria orgânica para o Ponto 2. O menor erro encontrado entre as três funções para a carga calculada no ponto 2 foi obtido pela função exponencial simples, utilizando-se um valor de banda de 3,86 km, com um erro relativo inferior a 2,5%. As demais funções utilizadas encontraram erros muito superiores, sendo mais de 24% na função Gaussiana e mais de 33% para a biquadrada.

Tabela 1 - Resultados para a bacia hipotética A

Pto	Região	d (km)	Função Núcleo			Área (km <sup>2</sup> )	ICP <sub>j</sub> (kg (dia km <sup>2</sup> ) <sup>-1</sup> )	Carga (kg dia <sup>-1</sup> )		
			w (Gauss)	w (Biquad.)	w (Exp.)			Gauss	Biquad.	Exp.
P1	a	1,12	0,7963	0,8058	0,7483	6	1	4,78	4,83	4,49
	b	1,8	0,5553	0,5413	0,6275	2	2	2,22	2,17	2,51
								7,00	7,00	7,00
P2	a	3,04	0,1868	0,0606	0,4552	6	1	1,12	0,36	2,73
	b	3,35	0,1304	0,0071	0,4201	2	2	0,52	0,03	1,68
	c	1,44	0,6863	0,6903	0,6888	4	2	5,49	5,52	5,51
	d	1,44	0,6863	0,6903	0,6888	4	1	2,75	2,76	2,76
								9,88	8,68	12,68
		Banda (km)	1,66	3,50	3,86		"Erro"	24,02%	33,26%	2,48%

No mesmo sentido, o cálculo foi realizado agora para a Bacia B, que possui maior número de coberturas do solo, além de maior complexidade. Os resultados obtidos encontram-se descritos na Tabela 2. Novamente uma função Núcleo exponencial simples obteve um menor erro ao comparar-se a carga estimada pelo modelo para o ponto 2 com a carga arbitrada para o ponto inicialmente, com um erro de apenas 3,48%, comparados aos 21,87% do modelo Gaussiano.

Tabela 2 - Resultados para a Bacia B: Barigui com cobertura do solo hipotética

Pto	Cobertura do Solo	Distância (km)	ICP <sub>j</sub> (kg(dia km <sup>2</sup> ) <sup>-1</sup> )	Área (km <sup>2</sup> )	Função Núcleo			Carga		
					Gauss	Biquad	Expon	Gauss	Biquad	Expon
P1	Rasteira	17,11	3,75	27,04	0,8639	0,8620	0,9157	87,59	87,39	92,84
	Arbórea	16,30	2,50	16,39	0,8756	0,8743	0,9195	35,88	35,83	37,68
	Agricultura	13,36	5,00	13,37	0,9146	0,9146	0,9335	61,14	61,14	62,41
	Urbana	6,88	12,50	55,93	0,9766	0,9770	0,9652	682,74	683,00	674,77
	Arbórea	2,77	2,50	13,11	0,9962	0,9963	0,9859	32,64	32,65	32,31
							900,00	900,00	900,00	
P2	Rasteira	42,27	3,75	27,04	0,4094	0,3170	0,8045	41,50	32,13	81,56
	Arbórea	41,25	2,50	16,39	0,4271	0,3407	0,8087	17,50	13,96	33,14
	Agricultura	37,97	5,00	13,37	0,4864	0,4191	0,8225	32,52	28,02	54,98
	Urbana	32,03	12,50	55,93	0,5988	0,5611	0,8480	418,62	392,28	592,83
	Arbórea	26,38	2,50	13,11	0,7062	0,6886	0,8730	23,14	22,56	28,61
	Urbana	22,48	12,50	14,84	0,7767	0,7680	0,8907	144,10	142,48	165,25
	Solo Exposto	20,50	10,00	14,83	0,8106	0,8050	0,8999	120,22	119,40	133,47
	Arbórea	20,55	2,50	21,02	0,8097	0,8041	0,8996	42,55	42,25	47,27
	Rasteira	15,71	3,75	9,01	0,8839	0,8829	0,9223	29,87	29,83	31,17
	Urbana	15,72	12,50	9,17	0,8838	0,8828	0,9223	101,32	101,20	105,73
	Rasteiro	8,19	3,75	29,03	0,9671	0,9675	0,9587	105,28	105,33	104,38
	Solo Exposto	14,07	10,00	11,68	0,9058	0,9055	0,9302	105,76	105,73	108,60
	Agricultura	7,37	5,00	21,94	0,9732	0,9736	0,9628	106,77	106,81	105,63
			banda	31,62	63,93	194,28	1289,14	1241,99	1592,63	
						"Erro"	21,87%	24,73%	3,48%	

Com base nas duas bacias hipotéticas propostas, verificou-se a viabilidade do método CPCS para estimativa de carga de matéria orgânica em rios. Assim, o presente modelo, que apresenta fácil aplicação e levantamento de dados (imagens de satélite e ferramentas de classificação da cobertura do solo são abundantes e muitas vezes gratuitas), pode impactar de forma significativa a gestão de recursos hídricos ao complementar, ou até mesmo substituir, o monitoramento de qualidade da água tradicional.

O levantamento das cargas específicas geradas em cada cobertura do solo ( $ICP_j$ ) deverá ser realizado a partir de dados reais de matéria orgânica no rio e da cobertura de solo da sua respectiva bacia hidrográfica.

## CONSIDERAÇÕES FINAIS

A utilização do modelo CPCS para avaliar o risco de poluição de águas naturais por matéria orgânica baseado na contribuição produzida no interior de sua bacia hidrográfica estimada a partir dos tipos de cobertura do solo pode trazer significativa redução nos custos de monitoramento da qualidade da água e auxiliar no planejamento e gestão de recursos hídricos.

Ao utilizar o modelo em dados reais, as frações lábil e refratária da matéria orgânica deverão ter valores de  $ICP_j$  diferentes para cada tipo de cobertura, ou seja, um  $ICP_{jL}$ , lábil, e um  $ICP_{jR}$ , refratário, visto que os diferentes tipos de atividades irão gerar variadas cargas de destas frações. Além disso, o modelo em si para cada fração também será diferente, com distribuição da função Núcleo e largura de banda independentes, visto que a fração lábil irá sofrer retenção e degradação ao longo do trajeto, enquanto a fração refratária será principalmente retida, sem sofrer degradação relevante até chegar ao ponto de interesse.

Da forma como o modelo CPCS foi delineado, sua aplicação, por enquanto, é restrita a rios, visto que a geração de matéria orgânica no interior de seu sistema, matéria orgânica autóctone, é em muito inferior àquela trazida pelo ambiente em seu entorno (alóctone). Para ambientes com alta geração de matéria orgânica aquagênica (ou autóctone), como reservatórios, lagos e lagoas, o modelo deverá sofrer modificações que agreguem esta maior carga. Além disso, em bacias que possuam fontes pontuais de lançamento de efluentes, tais entradas deverão ser agregadas ao modelo.

A avaliação de um caso real, na Bacia do Rio Barigui, com sua cobertura de solo atual encontra-se em desenvolvimento visando definir os valores de  $ICP_j$ , tanto lábil, quanto refratário, para os tipos de cobertura presentes na bacia em estudo, os quais serão posteriormente aplicados a uma bacia de características similares para verificação de sua efetividade. Ainda, outros parâmetros além da matéria orgânica, como macro ou micronutrientes, metais, compostos emergentes, entre outros, podem ser avaliados para o modelo apresentado, sendo necessários mais estudos para tanto.

## AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

## REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, E. (2012). *Econometria espacial*. Alínea, Campinas-SP, 498 p.
- ASNAKE, K.; WORKU, H.; ARGAW, M. (2021). "Assessing the impact of watershed land use on Kebena river water quality in Addis Ababa, Ethiopia". *Environmental Systems Research*, 10(1), pp. 1 – 14.
- BATBAYAR, G.; PFEIFFER, M.; KAPPAS, M.; KARTHE, D. (2019). "Development and application of GIS-based assessment of land-use impacts on water quality: A case study of the Kharaa



*River Basin*". *Ambio*, 48(10), pp.1154 – 1168.

BATENI, F.; FAKHERAN, S.; SOFFIANIAN, A. (2013). "Assessment of land cover changes and water quality changes in the Zayandehroud River Basin between 1997-2008". *Environmental Monitoring and Assessment*, 185(12), pp.10511 – 10519.

BARROS NETO, B.; SCARMINIO, I. S.; BRUNS, R. E. (2002). *Como fazer experimentos*. 2ª edição. Unicamp, Campinas. 405 p.

BOSTANMANESHRADE, F.; PARTANI, S.; NOORI, R.; NACHTNEBEL, H. P.; BERNDTSSON, R.; ADAMOWSKI, J. F. (2018). "Relationship between water quality and macro-scale parameters (land use, erosion, geology, and population density) in the Siminehroud River Basin". *Science of the Total Environment*, 639, pp. 1588 – 1600.

CARSTEA, E. M. (2012). *Fluorescence Spectroscopy as a Potential Tool for In-Situ Monitoring of Dissolved Organic Matter in Surface Water Systems*. In: BALKIS, N. (Ed.). *Water Pollution*. InTech, pp. 47 – 68.

CHEN, Q.; MEI, K.; DAHLGREN, R. A.; WANG, T.; GONG, J.; ZHANG, M. (2016). "Impacts of land use and population density on seasonal surface water quality using a modified geographically weighted regression". *Science of the Total Environment*, 572, pp. 450 – 466.

DE MESNARD, L. (2013). "Pollution models and inverse distance weighting: Some critical remarks". *Computers and Geosciences*, 52, pp. 459 – 469.

DELKASH, M.; AL-FARAJ, F. A. M.; SCHOLZ, M. (2018). "Impacts of Anthropogenic Land Use Changes on Nutrient Concentrations in Surface Waterbodies: A Review". *Clean - Soil, Air, Water*, 46(5), pp. 1800051(1 – 10).

GAGLIO, M.; ASCHONITIS, V.; PIERETTI, L.; SANTOS, L.; GISSI, E.; CASTALDELLI, G.; FANO, E. A. (2019). "Modelling past, present and future Ecosystem Services supply in a protected floodplain under land use and climate changes". *Ecological Modelling*, 403, pp. 23 – 34.

GIRI, S.; QIU, Z. (2016). "Understanding the relationship of land uses and water quality in Twenty First Century: A review". *Journal of Environmental Management*, 173, pp. 41 – 48.

GONG, X.; BIAN, J.; WANG, Y.; JIA, Z.; WAN, H. (2019). "Evaluating and Predicting the Effects of Land Use Changes on Water Quality Using SWAT and CA-Markov Models". *Water Resources Management*, 33(14), pp. 4923 – 4938.

HUANG, J.; HUANG, Y.; PONTIUS, R. G.; ZHANG, Z. (2015). "Geographically weighted regression to measure spatial variations in correlations between water pollution versus land use in a coastal watershed". *Ocean and Coastal Management*, 103, pp. 14 – 24.

LEENHEER, J. A.; CROUÉ, J.-P. (2003). "Peer reviewed: characterizing aquatic dissolved organic matter". *Environmental Science & Technology*, 37(1), pp. 18A – 26A

LIBEROFF, A. L.; FLAHERTY, S.; HUALDE, P.; GARCÍA ASOREY, M. I.; FOGEL, M. L.; PASCUAL, M. A. (2019). "Assessing land use and land cover influence on surface water quality using a parametric weighted distance function". *Limnologia*, 74, pp. 28 – 37.

MIR, A.; PIRI, J.; KISI, O. (2017). "Spatial monitoring and zoning water quality of Sistan River in the wet and dry years using GIS and geostatistics". *Computers and Electronics in Agriculture*, 135, pp. 38 – 50.

MISHRA, S. K.; SINGH, V. P. (1999). "Another Look at SCS-CN Method". *Journal of Hydrologic Engineering*, 4(3), pp. 257 – 264.

NOORI, N.; KALIN, L.; ISIK, S. (2020). "Water quality prediction using SWAT-ANN coupled approach". *Journal of Hydrology*, 590, pp. 125220.

PANAGOPOULOS, Y.; MAKROPOULOS, C.; BALTAS, E.; MIMIKOU, M. (2011). "SWAT

- parameterization for the identification of critical diffuse pollution source areas under data limitations". *Ecological Modelling*, 222(19), pp. 3500 – 3512.
- RAGAN, R. M.; JACKSON, T. J. (1980). "Runoff synthesis using Landsat and SCS model". *Journal of the Hydraulics Division*, 106(ASCE 15387).
- RIMBA, A. B.; MOHAN, G.; CHAPAGAIN, S. K.; ARUMANSAWANG, A.; PAYUS, C.; FUKUSHI, K.; HUSNAYAEN; OSAWA, T.; AVTAR, R. (2021). "Impact of population growth and land use and land cover (LULC) changes on water quality in tourism-dependent economies using a geographically weighted regression approach". *Environmental Science and Pollution Research*, pp. 1 – 19.
- RISAL, A.; PARAJULI, P. B.; DASH, P.; OUYANG, Y.; LINHOSS, A. (2020). "Sensitivity of hydrology and water quality to variation in land use and land cover data". *Agricultural Water Management*, 241, pp. 106366
- SEPP, M.; KÕIV, T.; NÕGES, P.; NÕGES, T. (2018). "Do organic matter metrics included in lake surveillance monitoring in Europe provide a broad picture of brownification and enrichment with oxygen consuming substances?". *Science of the Total Environment*, 610–611, pp. 1288 – 1297.
- TONG, S. T. Y.; CHEN, W. (2002). "Modeling the relationship between land use and surface water quality". 66(4), pp. 377 – 393.
- TRAN, N. H. AN; NGO, H. H. AO; URASE, T.; GIN, K. Y. EW H. (2015). "A critical review on characterization strategies of organic matter for wastewater and water treatment processes". *Bioresource technology*, 193, pp. 523 – 533.
- TU, J. (2011). "Spatially varying relationships between land use and water quality across an urbanization gradient explored by geographically weighted regression". *Applied Geography*, 31(1), pp. 376 – 392.
- USDA. (1986). *Technical Release 55, Urban Hydrology for Small Watersheds*.
- WALEGA, A.; AMATYA, D. M.; CALDWELL, P.; MARION, D.; PANDA, S. (2020). "Assessment of storm direct runoff and peak flow rates using improved SCS-CN models for selected forested watersheds in the Southeastern United States". *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 27, pp. 100645.
- WANG, X.; ZHANG, F. (2018). "Effects of land use/cover on surface water pollution based on remote sensing and 3D-EEM fluorescence data in the Jinghe Oasis". *Scientific Reports*, 8(1), pp. 1 –13.
- WILKINSON, K. J.; JOZ-ROLAND, A.; BUFFLE, J. (1997). "Different roles of pedogenic fulvic acids and aquagenic biopolymers on colloid aggregation and stability in freshwaters". *Limnology and Oceanography*, 42, pp. 1714 – 1724.
- WILSON, C. O. (2015). "Land use/land cover water quality nexus: quantifying anthropogenic influences on surface water quality". *Environmental Monitoring and Assessment*, 187(7), pp. 1 – 23.
- YU, D.; SHI, P.; LIU, Y.; XUN, B. (2013). "Detecting land use-water quality relationships from the viewpoint of ecological restoration in an urban area". *Ecological Engineering*, 53, pp. 205 – 216.
- ZHANG, J.; LI, S.; DONG, R.; JIANG, C.; NI, M. (2019). "Influences of land use metrics at multi-spatial scales on seasonal water quality: A case study of river systems in the Three Gorges Reservoir Area, China". *Journal of Cleaner Production*, 206, pp. 76 – 85.
- ZHAO, W.; ZHU, X.; SUN, X.; SHU, Y.; LI, Y. (2015). "Water quality changes in response to urban expansion: spatially varying relations and determinants". *Environmental Science and Pollution Research*, 22(21), pp. 16997 – 17011.