

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL**

ROBSON FELIPE DO VALLE

**AVALIAÇÃO DA UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS PARA
PREVISÃO DO RISCO DE INUNDAÇÃO EM ÁREAS URBANAS NA
CIDADE DE CURITIBA/PR**

DISSERTAÇÃO

CURITIBA

2021

ROBSON FELIPE DO VALLE

**AVALIAÇÃO DA UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAS PARA
PREVISÃO DO RISCO DE INUNDAÇÃO EM ÁREAS URBANAS NA
CIDADE DE CURITIBA/PR**

**EVALUATION OF THE USE OF NEURAL NETWORKS TO PREDICT
FLOOD RISK IN URBAN AREAS IN THE CITY OF CURITIBA / PR**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil, do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador(a): Prof. Dr. Flávio Bentes Freire

Coorientador(a): Prof. Dr. Fábio Bentes Freire

CURITIBA

2021



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

Esta licença permite que outros remixem, adaptem e criem a partir do trabalho licenciado para fins não comerciais, desde que atribuam ao autor o devido crédito. Os usuários não têm que licenciar os trabalhos derivados sob os mesmos termos estabelecidos pelo autor do trabalho original.



Ministério da Educação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Câmpus Curitiba



ROBSON FELIPE DO VALLE

**AVALIAÇÃO DA UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS PARA PREVISÃO DO RISCO DE INUNDAÇÃO EM
ÁREAS URBANAS NA CIDADE DE CURITIBA/PR**

Trabalho de pesquisa de mestrado apresentado como requisito para obtenção do título de Mestre Em Engenharia Civil da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Meio Ambiente.

Data de aprovação: 28 de Julho de 2021

Prof Flavio Bentes Freire, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Fernando Oliveira De Andrade, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Prof Vinicius Masquetti Da Conceicao, Doutorado - Universidade Federal do Rio de Janeiro (Ufrj)

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 28/07/2021.

Dedico este trabalho a minha esposa e
minha filha, que sempre me apoiaram em
todas as minhas escolhas.

“Não há saber mais ou saber menos: há
saberes diferentes.”
(Paulo Freire)

RESUMO

VALLE, Robson F. : **Avaliação da Utilização de Redes Neurais para Previsão do Risco de Inundação em Áreas Urbanas na Cidade de Curitiba/Pr** 2021.

Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba-PR, 2020.

A impermeabilização do solo, redução de áreas verdes, ausência de manutenção em redes de drenagem e medidas paliativas, relacionadas as altas precipitações, tem causado inúmeros casos de alagamentos. Portanto, a necessidade de conhecer os níveis de precipitação que podem gerar alagamentos é de suma importância para produzir planejamento urbano adequado. A cidade de Curitiba-PR, apresentou 13 alagamentos em março de 2021, ou seja, o problema ainda é recorrente. Ao observar os números de recorrências, utilizou a metodologia de redes neurais, aplicada no período de 2010 a 2020 da cidade de Curitiba-PR, com a intenção de prever os riscos de alagamentos, através das precipitações e dos números de ruas alagadas para os próximos períodos. A rede neural utilizada foi de *Feed Forward*, a qual o processamento ocorre da camada de entrada em direção a camada de saída, sem realimentação. E para treinar a rede, foi utilizado um algoritmo de regularização padrão *Bayesiano* de propagação reversa, que minimiza as combinações lineares. Para composição dos dados de precipitação foram utilizados dados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) e para os números de ruas alagadas foram utilizados os chamados da Defesa Civil de Curitiba. Observou-se que a utilização de sete (7) neurônios, produz o coeficiente de determinação (R^2) mais elevado, com 0,9829, para previsões de ruas alagadas. Foram testadas 12 redes neurais para prever ruas alagadas em um ano, com R^2 superior a 0,95 em todas as redes. Portanto, com a utilização das redes neurais é possível prever riscos de alagamentos em função dos níveis de precipitação.

Palavras-chave: Alagamento, Drenagem, Precipitação, Redes Neurais e Riscos.

ABSTRACT

VALLE, Robson F. : **Evaluation of the Use of Neural Networks to Predict Flood Risk in Urban Areas in the City of Curitiba / PR** 2021. Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba-PR, 2020.

Soil impermeabilization, the reduction of green areas, the absence of maintenance in sewers and the lack of palliative measures relating to high levels of precipitation have caused countless cases of floods. Therefore, It is of paramount importance to know the levels of precipitation in order to produce proper urban planning. The city of Curitiba-PR had 13 floods in March 2021, that is, the problem is still recurrent. Thus, a neural network method was applied from 2010 to 2020 in the city of Curitiba, Brazil with the intent of predicting the risk of floods by using precipitation data and numbers of flooded streets throughout the period. The neural network used was Feed Forward, in which the processing occurs from the input layer towards the output layer, without feedback. And to train the network, a standard Bayesian reverse propagation regularization algorithm was used, which minimizes the linear combinations. For the precipitation statistics it was used data from National Meteorological Institute (INMET) and for the flooded streets statistics it was used data from the Civil Defense of Curitiba. It was observed that by the use of seven neurons the coefficient of determination (R^2) was significantly higher, producing the number of 0,9829 as the prevision of flooded streets. Twelve neural networks were tested to predict flooded streets in one year, with R^2 greater than 0.95 in all networks. Therefore, with the use of neural networks it was possible to predict the risk of floods in relation to the precipitation levels.

Keywords: Flooding, Drainage, Rainfall, Neural Network and Risk.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Erosão por Salpicamento	21
Figura 2 – Novos loteamentos.....	24
Figura 3 – Hidrograma	25
Figura 4 – Danos Humanos Associados a Alagamentos do Período de 1991 a 2012.	27
Figura 5 – Exemplo de medida de canalização: Rio Belém na cidade de Curitiba-PR.	28
Figura 6 – Exemplo de Bacia de retenção: Parque São Lourenço em Curitiba-PR	29
Figura 7 – Folder de Educação Socioambiental do Projeto Águas de Curitiba	31
Figura 8 – Níveis de Infiltração de acordo com cada ocupação do solo.	31
Figura 9 – Estrutura do modelo SMAP.....	36
Figura 10 – Rede neural de três camadas.	38
Figura 11 – Pesquisa na Plataforma Science Direct.	41
Figura 12 – Mapa de Bacia Hidrográficas	44
Figura 13 – Número total de alagamentos nas bacias hidrográficas de Curitiba-PR	46
Figura 14 – Gráfico da relação entre o número estimado de ruas alagadas contra o número medido.	54
Figura 15 – Número de Ruas Alagadas x Número Estimado de Ruas Alagadas.....	55
Figura 16 – R ² das Redes.	57
Figura 17 – Valor estimado de ruas alagadas x valor medido de ruas alagadas.	58

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 OBJETIVO GERAL	16
1.2 OBEJTIVOS ESPECÍFICOS	16
1.3 JUSTIFICATIVA	16
2 REVISÃO DA LITERATURA.....	18
2.1 CHUVAS INTENSAS	18
2.2 IMPACTOS DE CHUVAS INTENSAS.....	20
2.2.1 Erosões.....	20
2.2.2 Deslizamentos	21
2.2.3 Alagamentos	22
2.2.4 Danos Humanos	26
2.3 AÇÕES PREVENTIVAS	27
2.3.1 Medidas Estruturais	28
2.3.2 Medidas Não Estruturais.....	29
2.4 DEFINIÇÃO DE RISCO E PERIGO DE INUNDAÇÕES	32
2.4.1 Risco de Inundações	32
2.4.2 Perigo de Inundações	33
2.5 USO DE MODELOS MATEMÁTICOS NA ESTIMATIVA DE RISCO E PERIGO DE INUNDAÇÕES	34
2.6 FUNDAMENTOS DAS REDES NEURAS	37
2.7 APLICAÇÃO DE REDES NEURAS EM DRENAGEM URBANA	40
3 MATERIAIS E MÉTODOS.....	43
3.1 ÁREA DE ESTUDO	43
3.2 DADOS DE PRECIPITAÇÃO.....	46
3.3 DADOS DE RUAS ALAGADAS	48
3.4 REDES NEURAS.....	49
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	50
4.1 ANÁLISE ESTATÍSTICA DESCRITIVA	50
4.2 APLICAÇÃO DE REDES NEURAS	51
5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	59
5.1 CONCLUSÕES.....	59
5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	59
REFERÊNCIAS.....	61
ANEXO A – DADOS DE CHAMADOS DE ALAGAMENTOS DA DEFESA CIVIL DE CURITIBA	67

1 INTRODUÇÃO

Em 1950 o Brasil tinha uma população de 51.944.397 habitantes, e no censo mais recente do IBGE, realizado em 2010 essa população totalizou 190.755.799 habitantes. A partir de uma análise mais aprofundada dos resultados, constata-se de maneira clara que esse crescimento foi prioritariamente direcionado aos centros urbanos, pois proporcionalmente, de 1950 a 2010 a população urbana passou de 36% para 84%, respectivamente (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, [S.d.]).

Há razões sociais e econômicas bem complexas para o fenômeno que promoveu a transição do Brasil rural para o urbano, ainda na primeira metade do século XX. Sem entrar nesses méritos, nota-se que esse crescimento das cidades quase sempre foi desordenado, direcionado para as periferias, e sem atender as diretrizes urbanas mais básicas estabelecidas, tais como as proteções de encostas, várzeas de inundação, dentre outras. No já citado censo de 2010, levantou-se, por exemplo, que 3.224.529 de domicílios particulares, totalizando uma população de 11.425.644 pessoas, eram ocupados em “aglomerados subnormais”. Uma aglomerada subnormal pode ser definido como uma forma de ocupação irregular de terrenos de propriedade alheia – públicos ou privados – para fins de habitação em áreas urbanas e, em geral, caracterizados por um padrão urbanístico irregular, carência de serviços públicos essenciais e localização em áreas restritas à ocupação (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, [S.d.]).

Dentro dessa realidade imutável de ocupação civil dos espaços públicos, porém, nem sempre a qualidade de vida do cidadão, pagador de tributos, foi minimamente satisfatória. Problemas recorrentes de habitação, transporte, segurança, distribuição de energia elétrica, só para citar alguns, seguem sendo transtornos comuns, principalmente em grandes metrópoles. Aglomerações urbanas sofrem com as oscilações de funcionamento causadas, em grande parte, pela concentração de riscos e pelo acúmulo de contra tempos em espaço reduzido, extrapolando a capacidade de atendimento das administrações municipais.

Um dos setores mais impactados com o crescimento urbano desordenado certamente é o saneamento básico. E dentro desse contexto de enfrentamento dos problemas de uma cidade, a drenagem urbana e as inundações (e alagamentos)

tornaram-se não só rotineiros como também, fenômenos histórico-sociais que atingem uma parcela significativa da população.

A inundação de propriedades em um ambiente urbanizado, particularmente em áreas mais densamente povoadas, pode ser causada pela chuva que cai em quantidades crescentes sobre superfícies impermeáveis, sobrecarregando a capacidade dos sistemas de drenagem (TUCCI, PORTO, et al., 1995).

Há que se mencionar que historicamente o poder público contribuiu demasiadamente para esse cenário, a partir de uma série de diretrizes que, atualmente, são vistas como “grandes equívocos”, tais como a permissão da impermeabilização exagerada das cidades, a redução das áreas verdes, a ausência de controle sistemático e a preferência por medidas paliativas em detrimento das medidas de planejamento, notadamente muito mais eficazes. Outro aspecto recorrente no Brasil foram as iniciativas para aceleração dos escoamentos, dentre as quais podem se destacar a canalização dos rios e a incorporação destes à malha viária das cidades. Essa abordagem “higienista”, definida por Canholi (2005) acaba apenas transferindo a inundação de um lugar para outro na bacia (TUCCI, PORTO, et al., 1995), demandando novas canalizações, e repetindo-se um círculo vicioso.

Na cidade de Curitiba-PR, entre o período de 1886 a 1970, as obras de engenharia visavam a canalização dos rios, com a ressalva dos lagos para amortização dos escoamentos. Porém, não foram suficientes para reduzir as ocorrências de alagamentos na cidade (CURITIBA, 2007).

Uma abordagem mais moderna da drenagem urbana diminui a relevância de obras paliativas e leva em consideração muitos outros aspectos, tais como o retardamento dos escoamentos, a retenção na fonte e, sobretudo, as medidas de planejamento (CANHOLI, 2005, TUCCI, PORTO, et al., 1995). Dentro deste grande universo relacionado ao planejamento, a prevenção das chuvas intensas e os riscos consequentemente vinculados a essas chuvas se tornaram de grande protagonismo no meio científico.

O risco que isso aconteça é a combinação da probabilidade de ocorrência de uma inundação e de suas possíveis consequências negativas para a saúde humana, o meio ambiente, a propriedade, incluindo o patrimônio cultural e a atividade econômica (MIGUEZ, GREGÓRIO, et al., 2018). Mesmo nos casos em que as inundações não resultem em perdas humanas, a proliferação de doenças infecciosas e o estresse pós-traumático afetam pessoas que vivem em regiões problemáticas.

Soma-se a isso o bloqueio do tráfego e da circulação de gente, a consequente dificuldade de socorro, a interrupção no fornecimento de água potável e de energia elétrica, enfim, uma série de dificuldades adicionais que agravam a situação.

Na impossibilidade de evitar as adversidades causadas pelas chuvas através de medidas eficazes, o uso de sistemas que preveem e alertam sobre a possibilidade de inundações, e o levantamento das áreas onde haverá maiores riscos, seria uma forma de reduzir os efeitos mais nocivos e auxiliar a Defesa Civil a gerenciar o grau de perigo, em especial, à vida humana. Havendo um sistema mais eficaz de previsão e “alerta”, mais vidas podem ser preservadas, além da possibilidade de menores prejuízos materiais.

Na análise tradicional do risco inerente às inundações, o método estatístico é geralmente usado para estimar a intensidade, duração, frequência e distribuição das chuvas, que desta forma podem ser relacionadas com dados históricos de inundação (FENDRICH, 1998). Em termos gerais, o estudo estatístico envolve a coleta, a estruturação em planilhas, a análise e a interpretação de dados, sendo que cada etapa deve obedecer a critérios específicos. Existem problemas comuns na viabilidade e na confiabilidade dos resultados do método, especialmente quando o banco de dados é limitado devido à dificuldade de coletar dados históricos de inundações. Outra alternativa para previsão, são as ferramentas de modelagem numérica de base física.

Uma possível alternativa para contornar esse tipo de obstáculo pode ser alcançada com o uso de ferramentas da inteligência artificial. Atualmente, a disponibilidade de computadores com boa capacidade de memória e de processamento, juntamente com programas mais baratos e de uso mais amigável, impulsionaram uma onda de inteligência artificial em aplicações das mais variadas, como *Chatbots*, revisão de documentos legais, organização de agendas e reuniões. Nesse campo do conhecimento tecnológico, as redes neurais são utilizadas para criar sistemas de inteligência artificial (TRAPPENBERG, 2018).

As redes neurais artificiais são estruturas de programação computacional que buscam imitar o funcionamento do cérebro humano em sua capacidade de aprender, usando para isso várias unidades de processamento chamadas de neurônios artificiais. Dentre as motivações para o uso de redes neurais artificiais destacam-se, a simplicidade teórica da técnica, o fácil uso de programas específicos e os bons resultados relatados. De acordo com Freire *et al.* (2018) redes podem ser usadas, com sucesso, para descobrir padrões, tendências e comportamento sem grandes

bancos de dados, refletindo o fato de (levando em consideração) que as cidades crescem, mudam, verticalizam. Uma aplicação interessante é em sistemas de previsão de enchentes e de alerta precedente fim de reduzir as perdas econômicas e os riscos para as pessoas (AGHBASHLO *et. al.*, 2018).

Assim, é possível usar redes neurais artificiais para prever enchentes em uma bacia urbana, estimando a evolução do nível da água. O objetivo dessa proposta de pesquisa foi desenvolver uma ferramenta computacional usando redes neurais artificiais treinadas a partir de um histórico hidráulico e pluviométrico da cidade de Curitiba, para prever as chances de haver alagamentos num determinado dia de chuva. A rede projetada pode ainda ser usada para estimar a precipitação, possibilitando que essa informação seja divulgada junto com a previsão do tempo

1.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral do trabalho foi utilizar a metodologia de redes neurais para prever o risco de inundação em áreas urbanas na cidade de Curitiba – PR.

1.2 OBEJTIVOS ESPECÍFICOS

Os objetivos específicos do trabalho estão descritos a seguir:

- a) Levantar dados de precipitação referentes às áreas urbanas de Curitiba;
- b) Desenvolver um modelo baseado em rede neural para prever a probabilidade de ocorrência de alagamento; e
- c) Aplicar um modelo preditivo para doze (12) meses.

1.3 JUSTIFICATIVA

A humanidade ao longo dos anos tem enfrentado diversos problemas relacionados a inundações e alagamentos, pois o impacto de um evento pode gerar danos ambientais e sociais. O crescimento exacerbado da população e ausência de dados históricos acaba resultando em planejamento urbano inconsistente, o que acaba maximizando os impactos quando ocorre um desastre.

De acordo com CEPED (2013), no período de 1991 a 2012 ocorreram 158 registros oficiais de inundações no estado do Paraná, com 39.193 construções e sistemas de infraestrutura atingida pelo desastre. No mesmo período, o CEPED (2013) contabilizou 109 registros oficiais de alagamentos excepcionais caracterizados como desastres, sendo 101.408 habitantes afetados, 26.823 desalojados e 8.050 desabrigados.

Na cidade de Curitiba, os alagamentos não são somente fatos do passado, infelizmente ocorrem até hoje. No mês de março de 2021, foram registradas 13 ocorrências relacionadas a alagamentos na cidade, com 156 casas e 624 pessoas afetadas (DEFESA CIVIL DE CURITIBA, 2021).

Apesar das medidas não estruturais e estruturais estejam sendo implantadas e planejadas na cidade de Curitiba, ainda são observados casos de alagamentos. Desta forma, o presente trabalho pretende dispor uma alternativa de avaliação do risco de inundação em áreas urbanas da cidade de Curitiba – PR, utilizando o método de redes neurais, o qual integra ausência de algumas informações, com dados existentes. A ideia central é buscar uma relação funcional entre o risco de chuvas críticas e a eventual alagamento.

Assim, as pessoas podem ser avisadas com antecedência para que se desloquem do local para não haver impactos humanos.

2 REVISÃO DA LITERATURA

2.1 CHUVAS INTENSAS

A precipitação é toda água proveniente do meio atmosférico que atinge a superfície terrestre, podendo ser neblina, chuva, saraiva, granizo, orvalho, geada e neve, sendo diferenciada apenas o estado físico.

O nível de precipitação em uma bacia hidrográfica (BH) é de suma importância para identificar a recarga das águas subterrâneas e superficiais. Pois através disto é possível verificar a disponibilidade do recurso para irrigação, abastecimento público e industrial.

As precipitações ocorrem quando as nuvens, formadas pela condensação do vapor d'água, são movimentadas pelo vento provocando a aglutinação de partículas, gerando massas d'água que por fim, precipitam.

No Brasil, de acordo com Villela & Mattos (1975), a forma mais comum de precipitação são as chuvas, que podem variar entre precipitações ciclônicas, precipitações orográficas e precipitações convectivas.

As precipitações ciclônicas estão associadas com as movimentações das massas de ar de diferentes pressões, causadas por aquecimento desigual da superfície (VILLELA & MATTOS, 1975). Ou seja, quando as massas de ar mais quente encontram com as massas de ar mais frio resultam em precipitação. Este tipo de precipitação apresenta intensidades de baixa a moderada, geralmente são de longas durações e espalham-se por grandes áreas.

As precipitações orográficas, de acordo com Villela & Mattos (1975), resultam de ascensão mecânicas de correntes de ar úmido horizontal sobre barreiras naturais, ou seja, quando a nuvem se aproxima de montanhas ou colinas e acabam precipitando. Este tipo de precipitação é muito comum em locais com serras.

Já a precipitação convectiva ocorre com o aquecimento desigual da superfície terrestre, resultando no surgimento de camadas de ar com densidades diferentes, o que deriva uma estratificação térmica da atmosfera em equilíbrio. Em caso de desequilíbrio (ventos ou aquecimento repentino), a precipitação ocorre de forma brusca. Estas precipitações possuem grandes intensidades, concentradas em

pequenas áreas e comumente são chamadas de “chuvas de verão” (VILLELA & MATTOS, 1975).

A realização de projetos de engenharia ou planejamento urbano voltados para drenagem urbana é baseada em série histórica de dados de precipitação. Para compor o banco de dados é necessário obter medidas pluviométricas. De acordo com Villela & Mattos (1975), a quantidade de chuva é medida pela altura da queda d'água e acumulada sobre uma superfície plana e impermeável, com o auxílio de um aparelho graduado, denominado por pluviômetro é possível saber o quanto se precipitou em um período. Com a automatização dos aparelhos de medidas, atualmente um pluviômetro pode medir intervalos de segundos, minutos e horas.

Além da quantidade de chuva, expressa em milímetros (mm), são utilizadas as grandezas de: duração, que é o período de tempo contado desde o início até o fim da chuva, pode ser medido em horas ou minutos; e a intensidade da precipitação, que é a relação entre a quantidade de chuva e a duração, expressa em milímetros por hora ou milímetros por minuto.

Os projetos e planejamentos específicos de drenagem urbana necessitam das grandezas supracitadas para resolução de problemas ou tomadas de decisões. Pois com eles é possível obter a relação de intensidade, duração e frequência (IDF).

Diversos autores publicaram sobre as relações IDF, destacando-se o trabalho do Fendrich (1989), relacionado com equações de chuvas Intensas para obras de drenagem no estado do Paraná.

O controle do escoamento superficial é de extrema importância para evitar ou minimizar os prejuízos vinculados às inundações, e para a realização do controle é indispensável caracterizar a intensidade das chuvas.

Diversos autores baseados em equacionamento de precipitação colaboraram para que Chen (1983) caracterizasse as chuvas intensas por intensidade, tempo de duração e frequência de precipitação, e constituísse a equação 1,

$$i_m = \frac{KT_R^a}{(t + b)^c} \quad (1)$$

Onde, i_m representa a intensidade da chuva média de precipitação em mm.h⁻¹, T_r o tempo de retorno em anos, t é o tempo de duração da chuva em minutos e K , a , b , c são parâmetros específicos de cada região.

De acordo com Souza (1959), a estação de Curitiba do bairro Rebouças, com um período de observação de 30 anos (1921 a 1951), é representada pela equação 2:

$$i = \frac{5950,00 \cdot T_R^{0,217}}{(t + 26)^{1,15}} \quad (2)$$

A estação de Curitiba Prado Velho, desenvolvida por Fendrich (1989), pode ser representada pela equação:

$$i = \frac{3.221,07 T_R^{0,258}}{(t + 26)^{1,010}} \quad (3)$$

2.2 IMPACTOS DE CHUVAS INTENSAS

Os impactos das precipitações intensas são diversos, nos quais podem se destacar a erosão, deslizamentos, alagamentos, assoreamento e danos humanos.

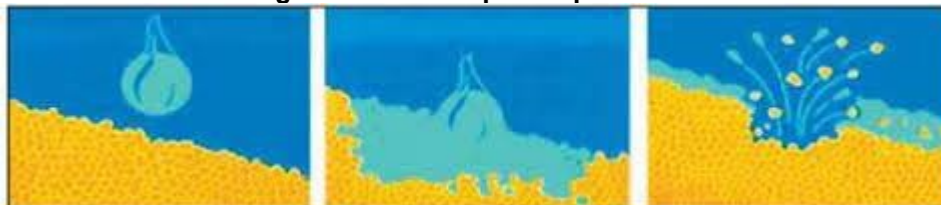
2.2.1 Erosões

As erosões acontecem principalmente em lugares próximos aos corpos hídricos ou em encostas muito acentuadas.

Os processos erosivos ocorrem de forma natural, lenta e gradual (Bertoni & Lombardi Neto, 1993), porém, com as mudanças do uso do solo, com a retirada de vegetação e alteração no relevo, a chuva atinge a superfície do terreno com impacto maior. O material solto, composto por matéria orgânica e nutrientes, acaba sendo carregado para os rios, provocando o assoreamento dos leitos e erosão do solo.

Este solo exposto acaba sofrendo a erosão por salpicamento, como ilustra a Figura 1, que por consequência sela a superfície (Duley, 1939), ocasionando o aumento de escoamento da água. O escoamento acentuado proporciona o acúmulo de águas no corpo hídrico de forma mais rápida, que por sua vez transborda o leito menor e atinge o leito maior que é o limite da enchente.

Figura 1 – Erosão por Salpicamento



Fonte: Santos (2007)

Os impactos ambientais, quando ocorre uma enchente, são em grande parte a destruição do habitat dos ecossistemas que sobrevivem entre a zona do leito menor e o leito maior, movimentos de massa de solo, assoreamento e aumento de nutrientes do corpo hídrico.

Dentro das consequências do processo erosivo, podemos citar o assoreamento de corpos hídricos, que com o desprendimento ou lavagem do solo, os sólidos são carregados até o corpo d'água ou até o sistema de drenagem.

A redução da calha do rio ou a redução do espaço de escoamento em redes de drenagem, podem favorecer a aparição de alagamentos e acelerar o processo de enchentes. Portanto, a necessidade de manutenção contínua em redes de drenagem e a preservação cobertura do solo com vegetação, reduz a probabilidade de ocorrer alagamentos (STEVAUX & LATRUBESSE, 2017).

2.2.2 Deslizamentos

De acordo com Santos (2007) os deslizamentos englobam uma variedade de tipos de movimento de massa de solo, rocha ou detritos, encosta abaixo, gerada pela ação da gravidade, em terrenos inclinados. Como supracitado, os deslizamentos também ocorrem naturalmente, de forma lenta e gradual, mas quando tem interferência humana, as características naturais do terreno sofrem alterações, gerando novas formas de relevo e conseqüentemente um desequilíbrio natural.

O deslizamento pode ocorrer de diversas formas, no Brasil, de acordo com Augusto Filho (1992), as características mais comuns dos processos de deslizamentos são: rastejo, escorregamento, quedas e corridas.

O deslizamento tipo rastejo são movimentos graduais e lentos que em sua maioria atinge o solo e horizontes de transição, entre o solo e as rochas subjacente.

Entretanto podem atingir também níveis de rochas alteradas e fraturadas e depósitos detríticos em regiões de talvegue e sopé das encostas.

Estes tipos de deslizamentos podem provocar danos a obras e estruturas humanas situadas nas encostas, inclusive tendendo a evoluir para escorregamentos.

O escorregamento é definido como o deslocamento de um determinado volume de solo de forma induzida. De acordo com Santos (2007), o escorregamento pode ser rotacional profundo ou translacional raso.

O escorregamento rotacional profundo é o escorregamento de grandes massas de solo, devido especialmente a escavação na base do talude, sobrepeso, alterações de drenagem, desmatamento, entre outros.

O escorregamento translacional raso ou planar ocorre por cortes no terreno, concentração de águas, desmatamento, sobrepeso de aterros ou resíduos, entre outros.

Os deslizamentos tipo queda, estão associados aos movimentos de materiais rochosos, com geometria variável e em velocidades normalmente altas (SANTOS, 2004), os tipos de quedas mais comuns, são quedas de blocos, tombamentos de blocos, rolamento de blocos e deslocamento de lascas e blocos de rochas.

De acordo com Santos (2007), o deslizamento de corridas constitui no movimento de massas de solos e rochas em volume e proporções elevadas. Em sua grande maioria a ocorrência deste tipo de deslizamento estão associados a drenagem, com velocidades médias e altas, com características líquida e viscosa.

A ocupação desordenada, obras de corte e aterro de terrenos amplificam os processos erosivos (CHAVES, 2016), portanto, é importante incluir no planejamento urbano do município o uso e ocupação do solo de acordo com as fragilidades do ambiente. O sobrepeso de habitações em locais de encosta agrava a existência de uma ruptura, favorecendo deslizamento, como também o corte no talude ou aterro de terreno, sem proteção vegetal, contenção de massas ou rede de drenagem.

2.2.3 Alagamentos

O alagamento é comumente confundido com enxurrada, inundação e enchente. Mas cada termo possui a sua particularidade e sua diferenciação na hidrologia.

Enxurrada, de acordo com Brasil (2013), são os escoamentos superficiais de alta velocidade e energia, provocado por chuvas intensas e concentrado, normalmente em pequenas bacias de relevo acidentado. Caracteriza-se pela elevação súbita das vazões de determinada drenagem e transbordamento brusco da calha fluvial.

A inundação é a submersão de áreas fora dos limites normais de um curso de água em zonas que normalmente não se encontram submersas. O transbordamento ocorre de modo gradual, geralmente ocasionado por chuvas prolongadas em áreas de planície. (BRASIL, 2012)

De acordo com Stevaux & Latrubesse (2017), enchente é o processo natural do corpo hídrico, que consiste na elevação do nível do curso de água da calha principal para o leito maior. A inundação supracitada é um tipo particular de enchente, no qual o nível de água ultrapassa calha natural de enchente.

O alagamento já é um termo urbano, pois é a extrapolação da capacidade de escoamento de sistemas de drenagem urbana e conseqüente acúmulo de água em ruas, calçadas ou outras infraestruturas urbanas, em decorrência de precipitações intensas.

Desta forma, o alagamento pode ser advindo da enchente do corpo d'água, de uma enxurrada ou inundação, por falta ou falha no planejamento urbano, que engloba o uso e ocupação do solo, sistemas de drenagem e saneamento ambiental em geral.

Os impactos associados às precipitações intensas e alagamentos, podem ser diversos, de escalas múltiplas. Os impactos econômicos e sociais, são os com maior visibilidade na mídia. Mas para entender os impactos, é necessário conhecer as condicionantes para formação das enchentes.

Para condicionantes naturais, que favorecem a existência de alagamentos em maiores frequências, são:

- formas de bacia hidrográfica;
- formas do vale;
- topografia da várzea;
- presença de estrangulamento de drenagem;
- vegetação na área da bacia hidrográfica;
- permeabilidade do solo na área da bacia; e

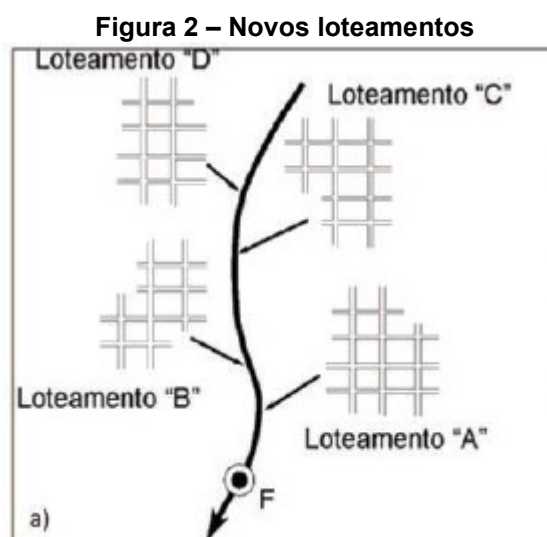
- clima (pluviosidade, principalmente).

Para as condicionantes antrópicas, com interferência da população, podem-se destacar:

- assoreamento no canal de drenagem;
- interceptação estrangulamento da drenagem (barramentos);
- desmatamento;
- impermeabilização dos terrenos da bacia;
- lançamento de águas servidas e de esgoto na drenagem;
- águas pluviais rapidamente conduzidas para a drenagem; e
- elevada densidade de edificação (fenômeno ilha de calor).

Ao verificar as condicionantes naturais e antrópicas para as enchentes é necessário, para o planejamento urbano de qualquer município, conhecer todas as características supracitadas para estabelecer a lei de zoneamento, relacionadas com cada tipo de atividade.

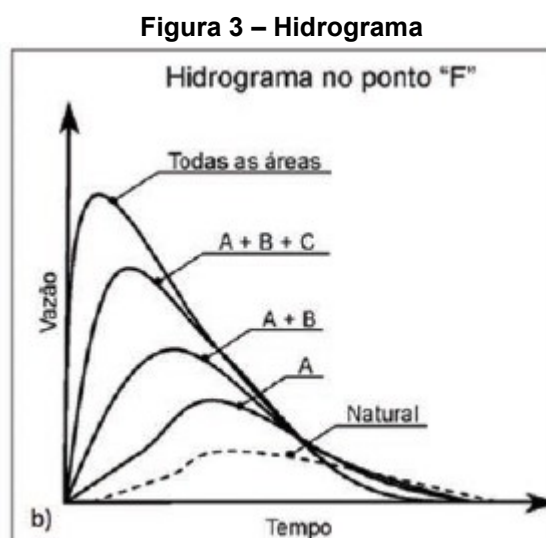
Importante destacar que o planejamento urbano contemple ações futuras, para que os sistemas de drenagem e a própria bacia hidrográfica sustente a quantidade de água. Na Figura 2 está representada a criação de novos loteamentos em um município, com interligação do sistema de drenagem de cada loteamento no corpo hídrico.



Fonte: Tucci (2007)

Na Figura 3, está presente o hidrograma (vazão x tempo) dos novos loteamentos, no qual é possível observar o comportamento natural do corpo hídrico quando ocorre uma precipitação, como também, na medida em que vai aumentando

os loteamentos à vazão que era distribuída nas condições naturais, sobe rapidamente com o aumento dos loteamentos. Isto ocorre pelo aumento da área impermeabilizada.



Fonte: Tucci (2007)

Os municípios sem planejamento urbano ou sem controle de uso e ocupação do solo possuem maior vulnerabilidade se ser impactado por alagamentos ou enchentes, pois algumas comunidades ocupam o local de enchente do corpo hídrico, nas proximidades do leito ou em local com maior risco de inundação. Quando ocorre uma enchente, essas edificações acabam sendo danificadas, gerando problemas sociais, psicológicos, ambientais e econômicos.

De acordo com Atlas Brasileiro de Desastres Naturais (ABDN), desenvolvido por CEPED & UFSC (2013), o estado do Paraná registrou, no período de 1991 a 2012, 109 alagamentos excepcionais, caracterizados como desastrosos. Importante destacar que a maioria, 45% dos casos, aconteceu na mesorregião metropolitana de Curitiba.

No período de publicação do ABDN, Curitiba apresentou cinco (5) desastres relacionados aos alagamentos, um registrado em 1992, dois em 2009, um em 2010 e um em 2011, só perdem para o município de Araucária com nove (9) registros oficiais.

Em 2012, apesar de não ter sido considerado um desastre, registrou elevado acúmulo de chuvas no mês de julho, no qual choveu duas vezes a média prevista, totalizando 225,5mm (INMET, 2012).

Em 2019, distante do período de composição do ABDN, Curitiba teve 80% do volume de chuvas previsto no mês em apenas duas (2) horas, choveu um total de 118mm (INMET, 2019). Casas foram alagadas, aulas foram suspensas, danos no

serviço de energia elétrica, formaturas foram canceladas entre outros impactos relacionados com a enchente.

No ano de 1992, o ano com os danos mais severos, foi afetado 4.098 habitantes, sendo 3.942 desabrigados e 313 desalojados. Estes impactos geram custos elevados para o governo, pois necessitam remanejar, proporcionar tratamento psicológico aos afetados e gerenciar os danos ambientais causados pelos alagamentos.

Portanto, é importante que os governantes atualizem o planejamento urbano e contemple ações preventivas para controle de enchentes.

2.2.4 Danos Humanos

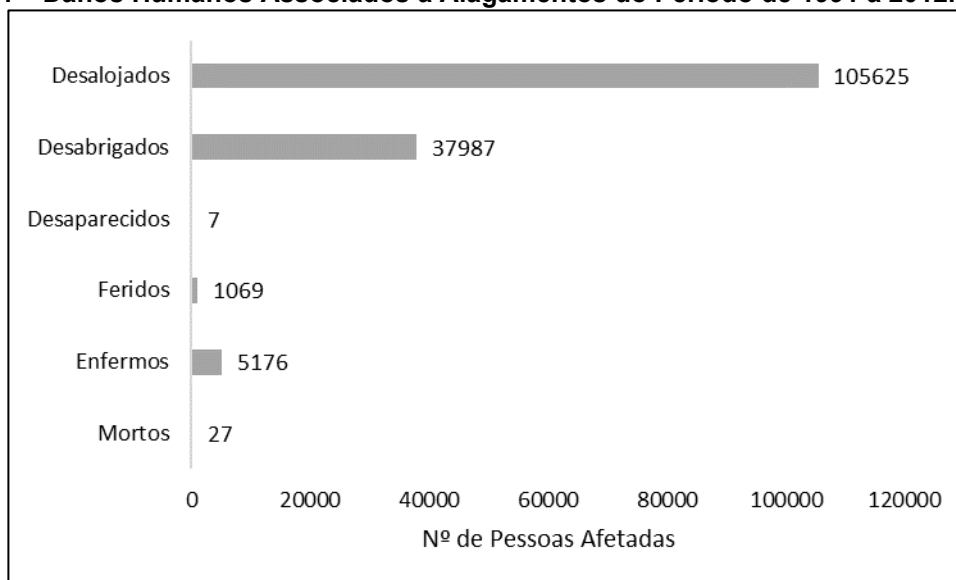
Os danos humanos, podem ser perdas irreversíveis para a sociedade. Quando ocorre uma inundação, diversos problemas podem ser associados a vida humana, como por exemplo, doenças de veiculação hídrica, que podem levar a óbito dependendo da gravidade, mortes por afogamentos ou soterramento, desalojamentos, desaparecimento e ferimentos.

De acordo com Motta (2003), a cólera, febre tifóide, febre paratífóide, desintéria bacilar, salmoneloses, hepatite infecciosa, poliomielite, febre amarela, dengue, sarampo, rubéola, gripe, amebíase, malária, giardíase, ascaridíase, esquistossomose e ancilostomose são doenças que podem ser transmitidas através da água.

Quando ocorre a inundação o contato com as bactérias, vírus, protozoários e helmintos aumentam drasticamente, pois a veiculação ocorre de forma rápida, devido a correnteza e o meio aquoso ideal para a proliferação dos indivíduos (MENDES *Et al.*, 2000). O Brasil, apesar de obter uma evolução, ainda apresenta problemas graves de gestão de resíduos e tratamento de esgoto sanitário. De acordo com SNIS (2019), 575 municípios apresentam um índice de no máximo 40% da população atendida pela coleta de esgoto, ou seja 60% da população, dos 575 municípios, não possui coleta de esgoto. A coleta de resíduos, embora esteja aumentando anualmente, estima-se que 2.329.051 habitantes não possuem coleta de resíduos (SNIS, 2019). Portanto, quando ocorre a inundação o contato com estes agentes, acaba facilitando o contágio das doenças.

Na Figura 4 estão apresentados os danos causados por alagamentos em parâmetro nacional, no período de 1991 a 2012. Destaca-se o número de desalojados, que apresentou 105.625 habitantes afetados.

Figura 4 – Danos Humanos Associados a Alagamentos do Período de 1991 a 2012.



Fonte: Autoria própria. Adaptado de Brasil (2013).

Os danos humanos, apresentados de forma sucinta, porém representativos, poderiam ser minimizados com políticas públicas de planejamento urbano, talvez com a inclusão de ferramentas de previsões de inundações, melhorias no sistema de drenagem, entre outras alternativas que serão abordadas no item a seguir.

2.3 AÇÕES PREVENTIVAS

De acordo com Canholi (2014), a urbanização caótica e o uso desordenado do solo provocam a redução de capacidade de armazenamento natural dos deflúvios e estes por sua vez, demandarão outros locais para ocupar. Por tanto, é necessário que os gestores federais, estaduais e municipais, incorporem em seus planejamentos medidas de controle.

As medidas de correção e/ou controle são caracterizadas como medidas estruturais e medidas não estruturais. De acordo com Augusto Filho (1992) as medida estruturais e não estruturais permite que a população ribeirinha minimize suas perdas e favoreça a relação harmônica com o corpo hídrico.

2.3.1 Medidas Estruturais

As medidas estruturais são obras que podem ser implantadas visando à prevenção ou correção de problemas relacionados a enchentes de corpos hídricos, ou seja, são obras de engenharia com medidas intensivas e extensivas.

As medidas intensivas podem ser divididas em quatro grupos (CANHOLI, 2014): de aceleração de escoamento: canalização (Figura 5) ou obras correlatas; retardamento de fluxo: bacias de retenção (Figura 6); desvio de escoamento: canais ou derivações; e ações individuais de edificações.

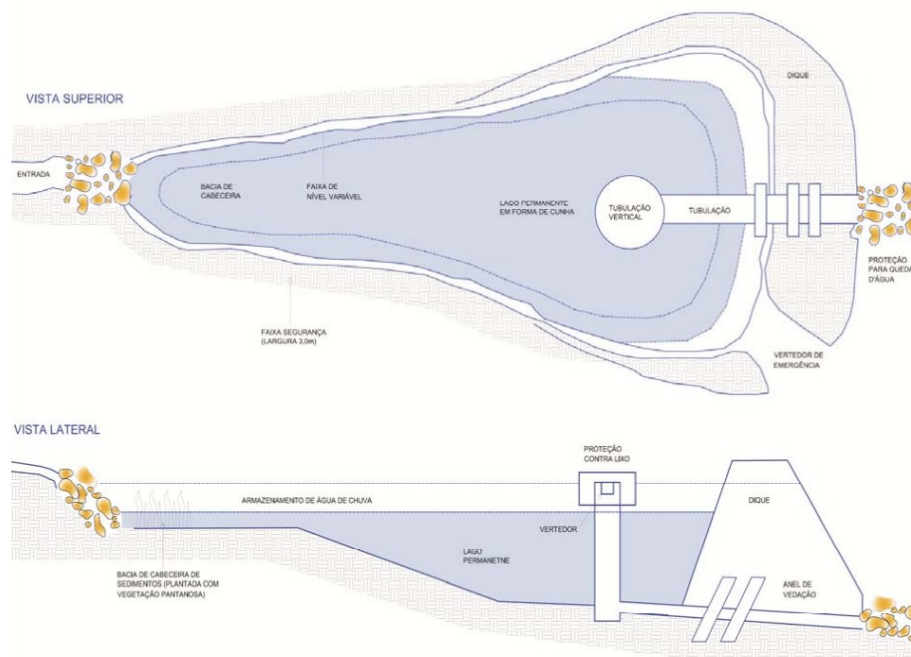
Na cidade de Curitiba existem diversas medidas estruturais para ajudar na contenção de cheias,

Figura 5 – Exemplo de medida de canalização: Rio Belém na cidade de Curitiba-PR.



Fonte: Gazeta do Povo (2017)

Figura 6 – Exemplo de Bacia de retenção: Parque São Lourenço em Curitiba-PR



Fonte: Curitiba (2018) *apud* Schueler (1987)

Já as medidas extensivas são pequenos armazenamentos ao longo da bacia, recomposição da cobertura vegetal (para auxiliar na amortização das chuvas) e controle de erosão do solo. No Plano Diretor de Drenagem de Curitiba de 2017, alguns elementos estruturais de medidas extensivas são apontados como alternativas de minimização dos impactos, como por exemplo: pavimento poroso; trincheira de retenção e infiltração; poço de infiltração/injeção; microrreservatório poroso; telhado reservatório; e manta de infiltração.

2.3.2 Medidas Não Estruturais

As medidas não estruturais visam ordenar o uso e ocupação do solo, o comportamento de consumo e as atividades econômicas envolvidas na bacia. Em comparação com as medidas estruturais, as não estruturais podem ser mais eficazes a custos mais baixos e com horizontes mais longos de atuação (CANHOLI, 2014).

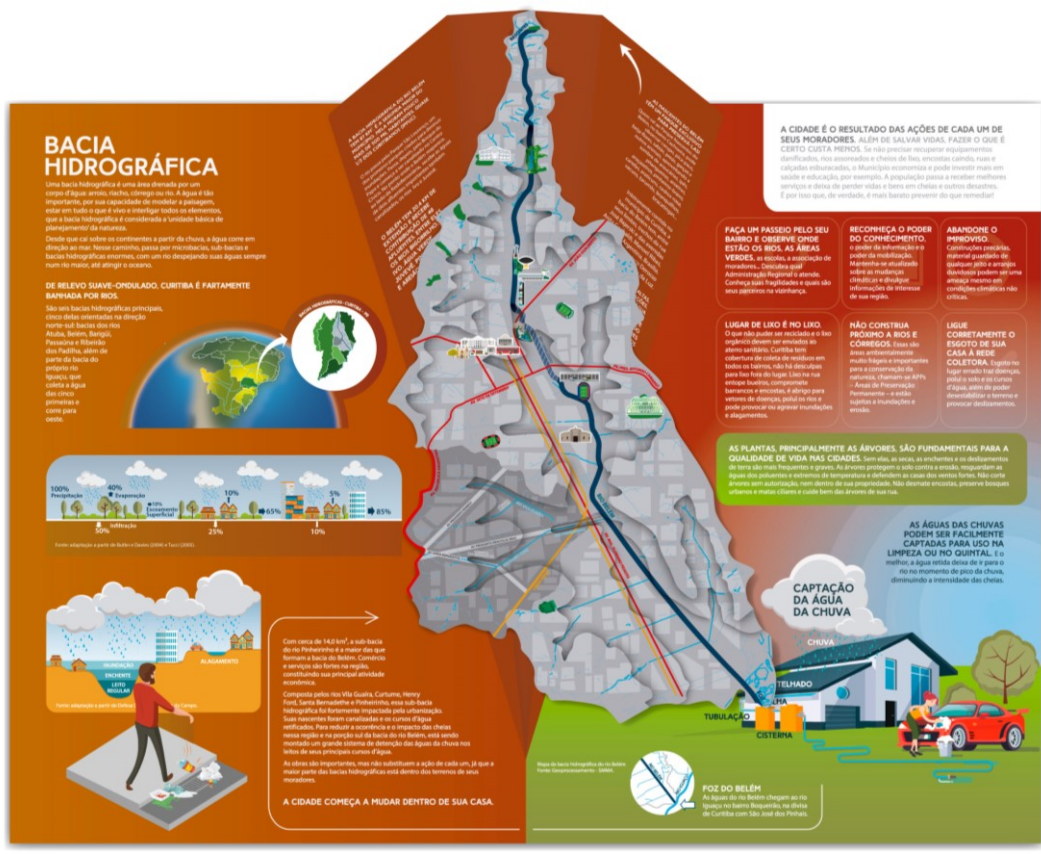
As medidas não estruturais mais comuns podem ser agrupadas em quatro grupos: ações de regulamentação do uso e ocupação do solo; educação ambiental; seguro-enchente; e sistemas de alerta e previsão.

Curitiba atualmente conta com o Plano Diretor de Drenagem Urbana, o qual contempla diversas medidas não estruturais em execuções. Um deles é o projeto “Viva Barigui”, que tem como objetivo reverter às situações de degradação; preservar ambientes naturais, a paisagem regional e suas áreas vegetadas; reordenar as ocupações ilegais próximas às margens do rio; melhorar a qualidade da água; e ainda preservar nascentes e conservar os sistemas naturais ainda existentes, através da Reserva Particular do Patrimônio Natural Municipal (RPPNM).

Nesse mesmo projeto, as ações que já estão sendo executadas promoveram melhorias no sistema de drenagem da bacia, como por exemplo, as realocações de famílias que viviam em casas próximas a margem, que ajudou a reduzir danos psicológicos, sociais e econômicos. Outro programa com eficácia é o preenchimento das Áreas de Preservação Permanente (APP) com vegetação nativa. Também estão sendo executados o programa de educação ambiental (relacionado com o corpo hídrico) e o programa de avaliação da qualidade da água.

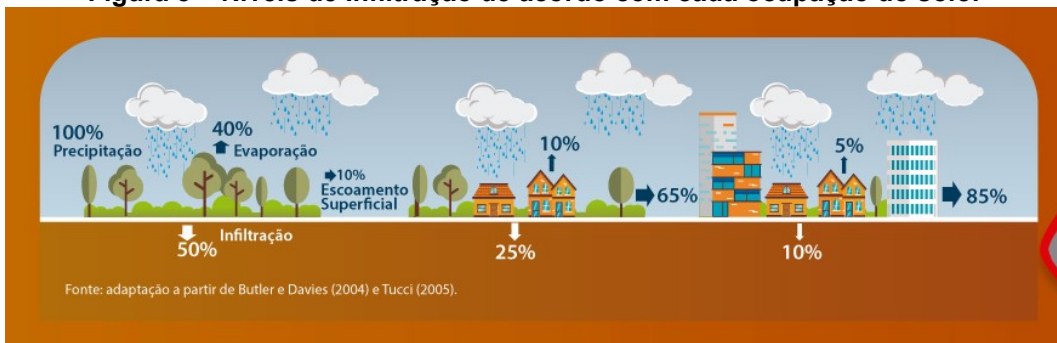
Outro projeto que está em execução é o de educação socioambiental “Águas de Curitiba”, que inclui as principais bacias hidrográficas de Curitiba, Águas do Pinheirinho; Águas do Atuba; Águas do Padilha; Águas do Belém e Águas do Barigui. Na Figura 7 é apresentado o folder utilizado pelo projeto, e nele constam uma série de informações relacionadas à bacia hidrográfica, destaca-se a representação dos níveis de infiltração das precipitações, referente a cada tipo de ocupação, representado pela Figura 8.

Figura 7 – Folder de Educação Socioambiental do Projeto Águas de Curitiba



Fonte: Curitiba (2020)

Figura 8 – Níveis de Infiltração de acordo com cada ocupação do solo.



Fonte: Curitiba (2020)

2.4 DEFINIÇÃO DE RISCO E PERIGO DE INUNDAÇÕES

2.4.1 Risco de Inundações

A defesa civil do estado de Santa Catarina desenvolveu em conjunto com o Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres (CEPED) da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), um curso voltado à capacitação em defesa civil de prevenção e redução de desastres. Dentre as diversas definições, risco foi definido como a relação entre a probabilidade de que uma ameaça de evento adverso ou acidente se concretize, com o grau de vulnerabilidade do sistema receptor e seus efeitos (CEPED, 2012).

Outro conceito, muito utilizado para definição de riscos em desastres é o do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), 2004, no qual risco é a probabilidade de ocorrer consequências danosas ou perdas esperadas (mortos, feridos, edificações destruídas e danificadas, etc.), como resultado de interações entre um perigo natural e as condições de vulnerabilidade local.

De acordo com Brasil (2013), o risco de desastre pode ser abordado de cinco (5) tipos diferentes: risco instalado, risco aceitável, risco tolerável, risco intolerável e o risco residual. A seguir estão descritos os conceitos por Brasil (2013).

O risco instalado pode ser compreendido como o risco efetivo, atual ou visível existente e percebido em áreas ocupadas. A identificação do risco instalado é realizada com base na avaliação de evidências do terreno, ou seja, condições “visíveis” de que eventos adversos podem se repetir ou estão em andamento.

O risco aceitável é aquele que uma determinada sociedade ou população aceita como admissível, após considerar todas as consequências associadas ao mesmo. Em outras palavras, é o risco que a população exposta a um evento está preparada para aceitar sem se preocupar com a sua gestão.

O risco tolerável é aquele com que a sociedade tolera conviver, mesmo tendo que suportar alguns prejuízos ou danos, porque isto permite que usufrua de certos benefícios, como por exemplo, a proximidade do local de trabalho ou a determinados serviços.

O risco intolerável é o que não pode ser tolerado ou aceito pela sociedade, uma vez que os benefícios ou vantagens proporcionadas pela convivência não compensam os danos e prejuízos potenciais.

E por fim, o risco residual é que ainda permanece num local mesmo após a implantação de programas de redução de risco. De uma maneira geral, é preciso entender que sempre existirá um risco residual, uma vez que o risco pode ser gerenciado e/ou reduzido com medidas de mitigação.

Portanto, para este trabalho será considerado o conceito descrito pela PNUD, no qual o risco é a probabilidade de ocorrer consequências danosas ou perdas esperadas, como resultado de interações entre um perigo natural e as condições de vulnerabilidade local.

2.4.2 Perigo de Inundações

No meio jornalístico, o risco e o perigo são comumente utilizados para a mesma finalidade, mas, apesar das definições terem similaridades, elas são tecnicamente diferentes. O perigo pode ser definido como uma condição ou um conjunto de circunstâncias que tem o potencial de causar ou contribuir para um dano seja humano, material ou ambiental (RUPPENTHAL, 2013).

Outro conceito muito semelhante ao supracitado é o da CETESB (2003), que define o perigo como uma situação que tem potencial para causar danos e ameaça a existência ou aos interesses de pessoas, propriedades ou meio ambiente

No Plano Nacional de Defesa Civil (BRASIL, 2000) o perigo pode ser a estimativa de ocorrência e magnitude de um evento adverso, expresso em termos de probabilidade estatística de concretização do evento e da provável magnitude de sua manifestação

Portanto, quando identificado um perigo de inundação, significa que as circunstâncias favorecem a inundação, ou seja, um fenômeno físico ou um processo natural potencialmente prejudicial, que pode causar sérios danos socioeconômicos as comunidades expostas.

2.5 USO DE MODELOS MATEMÁTICOS NA ESTIMATIVA DE RISCO E PERIGO DE INUNDAÇÕES

Os modelos matemáticos relacionados aos riscos e perigos de inundações possuem grande relação com a ocupação do solo, declive do terreno, cobertura vegetal, níveis pluviométricos, tempo de retorno de chuvas intensas, ordenamento geográfico, entre outras variáveis que inferem na composição do modelo.

A hidrologia, que estuda os fenômenos hídricos, baseia-se em séries históricas, tal qual necessita de observação de dados para obter uma análise concisa (GARCEZ, 1967). Em função da amostragem das precipitações, níveis de corpos hídricos e as demais variáveis mencionadas, os modelos matemáticos corroboram para padronizar os comportamentos das chuvas intensas, que por sua vez pode ser relacionada com as inundações.

As chuvas intensas são comumente modeladas pelos métodos de Gumbel, Log-Pearson III, Log-Normal, Pearson III, *ven te Chow* e a GEV (Generalizada de eventos extremos, na qual relaciona Gumbel, Fréchet, Weibull) (LAURA & FILHO, 1997; SARMENTO, 1997; MENDONÇA *et al.*, 1997).

O método de distribuição de Gumbel, também conhecido como método de eventos extremos, foi desenvolvido por Emil Julius Gumbel. O objetivo da distribuição é estudar a frequência das vazões máximas, com a série anual, ou seja, a maior vazão durante o ano.

O método largamente usado no Brasil é o *ven te Chow*, devido à ausência de dados fluviométricos. O modelo matemático hidrológico tem o objetivo de transformar chuvas em vazões. O modelo utiliza a área, relações de intensidade das chuvas, tempo de duração da precipitação, o fator de redução do pico e o fator climático.

O método baseia-se em hidrogramas unitários, porém ele resulta na vazão de pico. Ou seja, a vazão máxima que bacia ou área de estudo, irá suportar.

A equação 4 apresenta a relação utilizada pelo método.

$$Q_{Max} = \frac{A \cdot X \cdot Y \cdot Z}{3,6} \quad (4)$$

Aonde:

Q_{max} = vazão máxima em m³/s;

A = área da bacia, em km²;

X = fator de deflúvio, sendo igual a razão da precipitação excedente pela duração ($X = Re/td$);

Y = o fator climático (que varia dependendo da área de estudo);

Z = fator de redução do tempo de pico;

Importante destacar que a área da bacia é possível obter através de programas computacionais ou bibliografias. O fator de deflúvio é o resultado da razão entre a precipitação excedente e a duração. O fator climático é variável de acordo com cada localidade.

O fator de redução do tempo de pico é relacionado a razão entre o tempo de duração da chuva (t) sobre o tempo de ascensão (t_p). O t_p é estabelecido pela correlação do comprimento com a declividade do curso d'água. A partir desta relação é possível aplicar na tabela que apresenta valores do Z com o t/t_p .

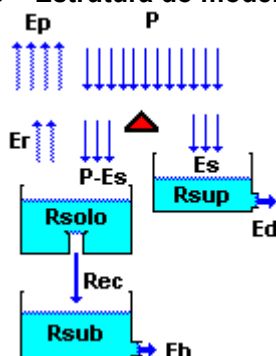
Ao decorrer dos anos os pesquisadores começaram a utilizar outros modelos mais complexos, com auxílio de computadores para tratamento dos dados, um dos primeiros modelos que contemplavam a transformação de precipitação em vazão, foi o SSARR. Entre os anos de 1969 e 1971 foi desenvolvido o modelo conhecido como SWMM (Storm Water Management Model), com o objetivo de estudar o comportamento das águas pluviais com o esgoto sanitário. Ao passar dos anos o modelo foi sendo aprimorado, e no ano de 1981 já era contemplada a dinâmica dos fluxos das chuvas, como evaporação, infiltração, neve (caso de regiões de frio extremo) e escoamento. A atualização mais recente do modelo é a versão 5.1.015, atualizada na data de 20 de julho de 2020, de acordo com EPA (2020).

O SWMM tem como objetivo principal dar suporte aos gestores de recursos hídricos para planejar, analisar e projetar os escoamentos de águas pluviais, esgotamentos combinados (esgoto e águas pluviais) e sistemas de drenagem. Com o intuito de minimizar casos de alagamento, poluição dos corpos hídricos e sistemas de drenagem ineficientes.

Outro modelo consolidado é o SMAP (Soil Moisture Accounting Procedure) é um modelo determinístico de simulação hidrológica do tipo transformação chuva-vazão. Foi desenvolvido em 1981 por Lopes J.E.G., Braga B.P.F. e Conejo J.G.L., publicado pela Water Resources Publications (1982). O modelo foi originalmente desenvolvido para intervalo de tempo diário e posteriormente apresentadas versões horária e mensal, adaptando-se algumas modificações em sua estrutura.

A Figura 9 mostra como o modelo se comporta.

Figura 9 – Estrutura do modelo SMAP.



Fonte: Lopes et. al. (1982).

Aonde:

- Rsolo = reservatório do solo (zona aerada)
- Rsup = reservatório da superfície da bacia
- Rsub = reservatório subterrâneo (zona saturada)
- P = chuva
- Es = escoamento superficial
- Ed = escoamento direto
- Er = evapotranspiração real
- Rec = recarga subterrânea
- Eb = escoamento básico

Através de dados de entrada no modelo é possível obter resultados de escoamentos ao longo do dia, semana, mês e ano. Assim, quando houver a previsão de um evento extremo, é possível dimensionar o volume de água que irá escoar e consequentemente confrontar com as estruturas de drenagem atuais. Deste modo, as autoridades poderão agir de forma mais eficaz no incidente.

O Centro Engenharia Hidrológica dos Estados Unidos (HEC) desenvolveu o sistema de modelagem hidrológica, conhecido pela sigla HEC-HMS, que simula processos hidrológicos completos, dentro de uma bacia hidrográfica. O software calcula infiltração, hidrogramas unitários e os momentos dinâmicos do fluxo. Além disso, com o modelo é possível prever fluxo, assoreamento do corpo hídrico, avaliação de incerteza do modelo, erosão, transporte de sedimentos e qualidade da água (USACE-HEC, 2010).

O HEC-HMS possui diversas variáveis que ajudam a prever situações mais próximas do real, um dos componentes do modelo é o Modelo Meteorológico, que pode ser usado para modelar precipitação e o processo de evapotranspiração. Existem sete métodos que podem ser utilizadas no modelo HEC-HMS versão 3.5 para simulação da precipitação sobre a bacia: Hietógrafo especificado, ponderação do medidor, ponderação do medidor de distância inversa, precipitação em grade, tempestade de frequência, tempestade SCS, tempestade padrão de projeto (USACE-HEC, 2010).

O Instituto Nacional de Pesquisa Espaciais (INPE) desenvolveu uma plataforma denominada TerraMA², que desenvolve sistemas operacionais para fins de monitoramento, análise e alerta de riscos ambientais, entre eles as inundações.

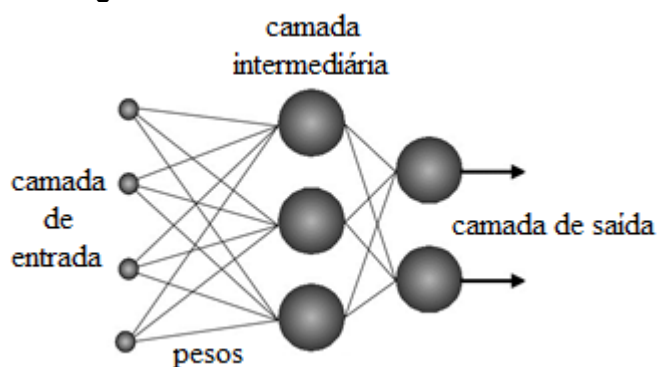
A TerraMA², funciona com a entrada de dados ambientais dinamicamente coletados, integralização com as bases cartográficas e, por fim, a resposta através de alertas (INPE, 2018).

O ambiente é integralizado com o Sistema Informações Geográficas (SIG), o que se assemelha com o presente trabalho, visto que o objetivo do trabalho é desenvolver uma ferramenta (rede neural) capaz de prever eventos extremos, especificamente inundações.

2.6 FUNDAMENTOS DAS REDES NEURAIIS

Redes neurais artificiais é um método computacional de programação que imita o cérebro humano, isto é, a rede é formada por diversas unidades de processamento, chamadas de neurônios artificiais, os quais são capazes de correlacionar bases de dados entre si. A Figura 10 mostra uma estrutura típica de uma rede neural de três camadas:

Figura 10 – Rede neural de três camadas.



Fonte: Adaptado de Freire *et al.* 2018.

Além dela, existem outras redes que são comumente usadas, a seguir está uma breve discussão de duas estruturas de rede que poderiam ser usadas no trabalho (VEEN *et al.*, 2019):

- a) *Recurrent Neural Network* (RNN) – Rede Neural Recorrente: Os neurônios da camada intermediária (escondida) recebem também os resultados da camada de saída, por isso são denominadas recorrentes.
- b) *Long short-term memory* (LSTM) – Memória de curto-prazo longa: foram criadas para resolução dos problemas relacionados com as RNN, pois com o tempo algumas informações acabavam sendo diluídas e perdidas, desta forma, os neurônios das redes LSTM conseguem manter uma célula exclusiva de armazenamento, desta forma os dados não são perdidos, a não ser que o desenvolvedor objetive isso;

O primeiro passo ao se projetar uma rede neural é selecionar sua estrutura básica, com um certo número de neurônios e camadas ocultas entre a entrada e a saída. A relação típica entre a entrada e saída de uma rede neural é dada pela equação 5:

$$y = b_2 + LW \cdot \text{tansig}(b_1 + IW \cdot x) \quad (5)$$

onde y é um vetor de saída, x é um vetor de entrada, LW corresponde à matriz de conexão de pesos de todos os arcos da camada oculta à camada de saída, IW é a

matriz de conexão da camada de entrada à camada oculta, b_1 e b_2 são os vetores para as camadas ocultas e as camadas de saída, respectivamente.

Em uma rede neural *feedforward*, o sinal recebido pela camada intermediária (camada oculta) é transmitido para os neurônios da camada de saída. Na camada oculta, por sua vez, cada unidade (y_j) adiciona os dados imputados já com os pesos e é aplicada a função de ativação para a geração de um sinal de saída, de acordo com a equação 6:

$$Y_j = f_{act} \cdot \left(\sum_{i=1} W_{ij} \cdot X_i + b_j \right) \quad (6)$$

onde W_{ij} é o peso da conexão entre a i -ésima entrada e o j -ésimo neurônio da camada oculta e b_j é a o (bias) peso da unidade j . A função de ativação usada neste trabalho é tan-sigmoidal, dada pela Equação 7,

$$f_{act}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

O resultado dos neurônios y_j são transmitidas para todas as unidades da camada de saída. Cada resultado dos neurônios O_k soma o sinal de entrada já com o peso e é aplicada a função de ativação, de acordo com a equação 8,

$$O_k = f_{act} \cdot \left(\sum_{j=1} V_{jk} \cdot Y_j + b_k \right) \quad (8)$$

Os pesos W_{ij} de cada conexão entre os neurônios nas camadas adjacentes são determinadas durante o processo de aprendizado da rede. O processo de aprendizagem usa de algoritmos não lineares de otimização para atualizar os pesos e, uma vez que a rede tenha sido treinada, pode prover uma resposta com cálculos diretos (Equação 1), o que é uma das vantagens de utilizar redes neurais ao invés de modelos diferenciais totalmente manuais.

A etapa de aprendizagem consiste em iterações que frequentemente partem de valores baixos e aleatórios como os valores dos pesos na rede. Os dados para a etapa de treinamento são providos à rede e os resultados são calculados.

O erro entre os resultados obtidos pela rede e os resultados esperados é calculado e o algoritmo de otimização é executado com intuito de alterar os pesos adequadamente. Iterações são terminadas quando o valor do erro calculado começa a diminuir, porém sempre cuidadosamente atentando para evitar mínimos locais.

Como qualquer técnica de ajuste de dados, as redes neurais também são avaliadas pela sua habilidade de ajustar os dados de treinamento e prever dados externos ao conjunto de treinamento. Geralmente, o objetivo de métodos estatísticos é identificar o efeito de cada variável na resposta de forma a justificar tendências de aumento ou diminuição nos componentes do modelo. Entretanto, é difícil interpretar a estrutura final da rede neural em termos de componentes em um processo físico.

Dado que redes neurais são modelos empíricos, a questão de adequação do modelo deve ser relacionada ao processo em questão e do critério de decisão empregado. Uma rede neural apropriada deve exibir uma boa generalização para novos dados e eficiência computacional, o que basicamente significa que quanto menor a rede, menor o número de parâmetros e a quantidade de dados necessários e, desta forma, menor o tempo de identificação requerido.

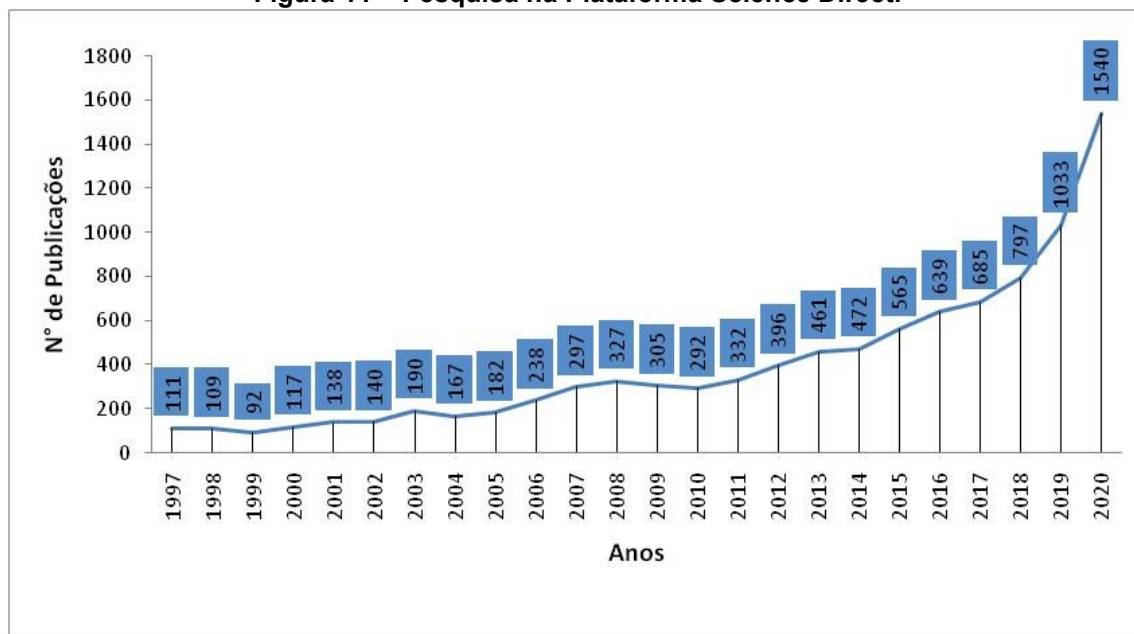
2.7 APLICAÇÃO DE REDES NEURAIIS EM DRENAGEM URBANA

As redes neurais estão sendo utilizadas em diversas áreas do mundo, como uma nova alternativa para obtenção de análises e resultados para auxiliar nas tomadas de decisões. Na drenagem urbana existem algumas funcionalidades que as redes neurais podem ser aplicadas para obtenção de variáveis e projeções.

Atualmente pesquisas voltadas a redes neurais e inundações estão ocorrendo de forma crescente. Ao observar a base de dados da *Science Direct*, plataforma de pesquisa que disponibiliza artigos, periódicos e livros científicos na internet, apresentou um resultado de 10.792 artigos até 10/12/2020, utilizando a palavra chave "*Flood Network Neural*" no título, resumo ou palavras chave. A quantidade de artigos em relação ao ano de publicação tem crescido desde o ano de 2013, exibindo uma

curva ascendente até os dias atuais conforme mostra a Figura 11, caracterizando o aumento do interesse científico neste assunto.

Figura 11 – Pesquisa na Plataforma Science Direct.



Fonte: Adaptado do *Science Direct*.

De acordo com Zhang et al. (1997), os modelos de redes neurais artificiais podem prever precipitações dez vezes mais rápido que técnicas convencionais. Além disso, autores como Lohmann (2011) e Jahangir et al. (2019) integralizaram as redes neurais com o sistema de informações geográfica (SIG) com objetivo de obter resultados gráficos das previsões.

Outros autores, como Chinh *et al.* (2009), utilizaram a metodologia de rede neural para estimar os níveis de água em um canal de drenagem principal em uma área agrícola. Sharma *et al.* (2003) utilizaram redes neurais para prever a concentração de nitrato-nitrogênio na água de drenagem, de extrema relevância para controle de algas e cianobactérias.

Em 1997, os autores Loke *et al.* (1997) pioneiros nesta metodologia e aplicação, usaram o método de redes neurais como ferramenta na drenagem pluvial. Na pesquisa, foi concluído que as redes neurais apresentam boa capacidade de generalização, alta tolerância a falhas, alta velocidade de execução e a capacidade de se adaptar e aprender com os exemplos. Na época, os autores mencionaram a restrição do método, que são a falta de dados, a falta de transparência em dados mais

detalhados e a dificuldade de treinamento do modelo. Porém, com os avanços da tecnologia e a necessidade de obter dados multifacetados, seja econômico, espacial, social, organizacional entre outros, as redes neurais passam a ser uma alternativa viável para aplicação em diversas áreas, pois quanto maior for a introdução de dados, mais estruturada torna-se a rede.

Fang (2020) apresentou a previsão de suscetibilidade a inundações usando modelo de rede neural de memória de longo prazo (LSTM), no qual obteve uma precisão de 93,75%, 96,67% de sensibilidade e 91,18% de especificidade, além de possuir um AUC de 0,965. A AUC é curva da característica de operação do receptor (ROC) e possui a escala de 0 a 1, sendo 1 o valor de melhor desempenho.

Bui *et al.* (2019) realizaram a aplicação de *deep learning neural network* (DLNN) para prever inundações repentinas no Vietnã, o qual obteve uma taxa de precisão de previsão de 92,05%.

Zhao *et al.* (2020) utilizaram a rede neural convolucional (CNN), uma classe de rede neural artificial do tipo feed-forward, para avaliar a suscetibilidade a inundações urbanas na bacia de Dahonhmen em Pequim na China, como resultado obteve 0,9 de AUC. E ainda foi superior ao modelo de floresta aleatória (RF), que obteve AUC de 0,68.

Destaca-se também o trabalho do Lohmann (2011) o qual aplicou à metodologia de regressão logística e redes neurais aplicadas a previsão probabilística de alagamentos no município de Curitiba-PR, que obteve como resultado uma curva ROC de 0,94. Importante destacar que neste trabalho foram utilizados dados de frequência de alagamentos e de precipitação. Diferente dos supracitados que adotaram fatores topográficos e antropogênicos.

Souza *et al.* (2013) aplicaram o uso de redes neurais para obter a previsão de vazões de enchentes na bacia do rio Belém, localizada na cidade de Curitiba-PR. O modelo proposto foi construído com a utilização somente das variáveis de precipitação e vazão, ou seja, difere também dos modelos realizados por Fang (2020), Bui *et al.* (2019) e Zhao *et al.* (2020).

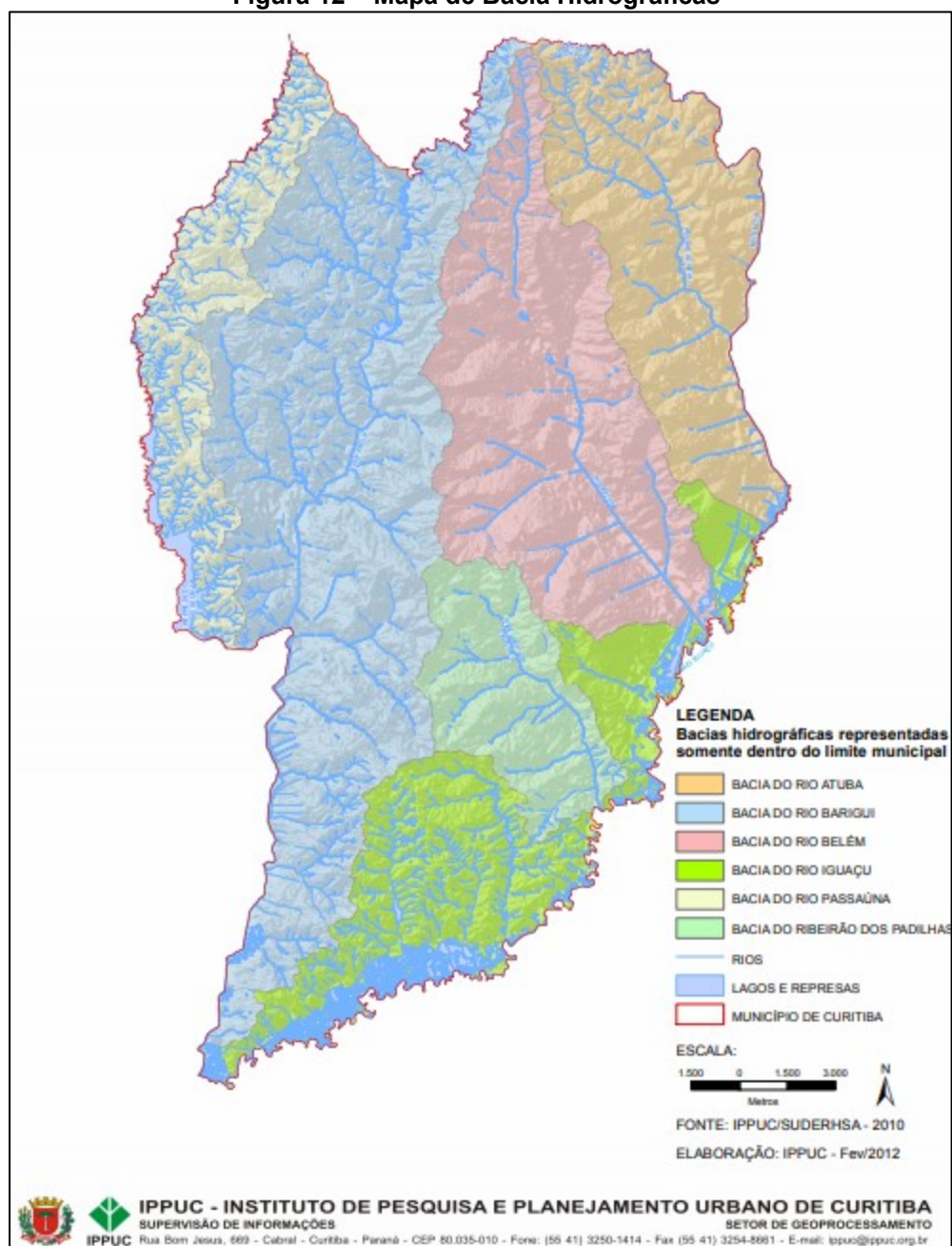
3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 ÁREA DE ESTUDO

Curitiba é a capital do estado do Paraná, localizado no sul do Brasil. De acordo com o IBGE (2020), a capital possui 434,892 km² de área territorial, com uma população estimada de 1.948.626 pessoas, com uma densidade de 4.480,72 hab/km². Além disso, possui um Índice de desenvolvimento humano municipal (IDHM) de 0,823.

Curitiba possui contribuições da bacia hidrográfica do rio Iguaçu, precisamente bacia do Alto Iguaçu, e de cinco (5) sub-bacias, são elas: rio Atuba, rio Barigui, rio Belém, rio Passaúna e do Ribeirão dos Padilhas. Na Figura 12 está representada de forma gráfica, a divisão das bacias hidrográficas no limite do município. As informações a seguir foram retiradas do Plano Municipal de Regularização Fundiária em Áreas de Preservação Permanente, da cidade de Curitiba, no ano de 2007, desenvolvido em conjunto com prefeitura de Curitiba, Instituto De Pesquisa e Planejamento Urbano De Curitiba (IPPUC) e pela Companhia de Habitação Popular de Curitiba (COHAB).

Figura 12 – Mapa de Bacia Hidrográficas



Fonte: IPPUC (2012)

A bacia do Iguaçu é a maior bacia hidrográfica dentro do Estado do Paraná e pertence ao grande sistema hidrográfico do rio Paraná. Ela é formada pelo encontro dos rios Atuba e Irai, com um desnível de 830m.

O rio Iguaçu possui marco histórico para o estado, pois possibilitou a incursão para o oeste, proporcionando a movimentação da erva-mate e da madeira. Dentro do município de Curitiba, a bacia possui uma contribuição de 40 km de extensão e devido à criação da Área de Proteção Ambiental (APA) em 1991, a bacia possui baixa densidade demográfica, com aproximadamente com 12 hab/ha.

A sub-bacia do rio Atuba abrange 63,7 km² do município de Curitiba, com uma extensão de 29,5 km. O rio Atuba e o rio Bacacheri, o principal contribuinte da bacia, são ponto de referência histórica, pois as ocupações de Curitiba iniciaram-se pela margem de ambos, formando a região conhecida por Vilinha no bairro Atuba.

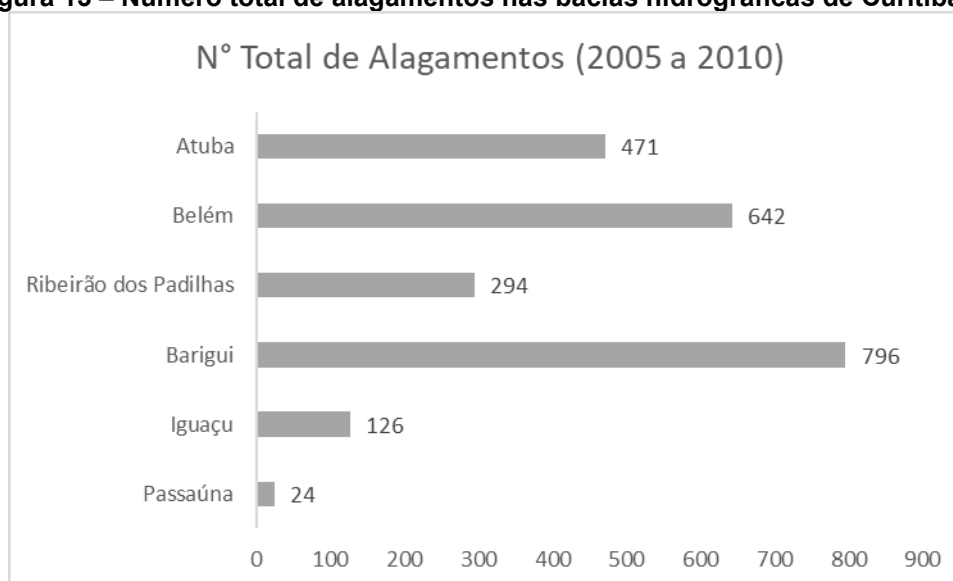
A sub-bacia do rio Barigui uma área total de 279,11 km², sendo 140,8 km² dentro do município de Curitiba, com uma extensão aproximada de 45 km. A bacia apresenta forma alongada, com uma boa presença de áreas verdes, com um índice de 53,09 m² de área verde/habitante.

A sub-bacia do rio Belém possui uma extensão de 17,13 km, ocupa uma área de 87,80 km², com um índice de 9,02 m² de área verde/habitante. O rio Belém é rio que possui grande parte do seu leito confinado, tal qual sofre diversas interferências urbanas em sua calha, como lançamento de esgoto sanitário, descarte de resíduos, retificação do canal e algumas ocupações irregulares.

A sub-bacia do rio Passaúna possui 271 km² de área, aonde 37,9 km² estão dentro do limite de Curitiba. Esta bacia apresenta um total de 546,50 m² de área verde/habitante, pois boa parte da bacia compõe a APA do rio Passaúna.

A sub-bacia do ribeirão Padilhas possui uma área de 33,8 km², com extensão de 10,2 km, nasce no bairro Capão Raso e no bairro Ganchinho. Dentre as sub-bacias de Curitiba é uma das que possui menor incidência de área verde, com 13,16m²/habitante.

Lohmann (2013) apresentou um estudo de alagamentos que ocorreram na cidade de Curitiba-PR, entre o período de 2005 a 2010, no qual observou os alagamentos subdivididos nas bacias. Na Figura 13 estão apresentados os dados obtidos por Lohmann (2013).

Figura 13 – Número total de alagamentos nas bacias hidrográficas de Curitiba-PR

Fonte: Adaptado de Lohmann (2013)

Importante destacar que as bacias que possuem menor números de alagamentos (Iguaçu e Passaúna), são também as bacias que possuem a maior parte vegetada.

3.2 DADOS DE PRECIPITAÇÃO

A composição do banco de dados foi composta pelos níveis de precipitação e pelo número de ruas alagadas em cada mês, durante o período de 2010 a 2020.

Para obtenção de informações referente aos níveis de precipitação, foi utilizado os dados do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), da estação pluviométrica CURITIBA, com o código 83842. Ela está localizada na coordenada UTM Fuso 22J 677893,64 E / 7184442,44 S, dentro da Universidade Federal do Paraná (UFPR).

Para os dados de precipitação foram utilizados os valores acumulados por mês. Na Tabela 1 estão apresentados os dados de precipitação.

Tabela 1 – Precipitação Acumulada Mensal (mm) da Estação Curitiba – Cód. 83842 (2010-2020).

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
2010	350,0	135,6	162,6	157,4	77,6	83,6	132,4	47,0	49,4	154,4	93,8	336,2
2011	328,6	311,4	72,0	108,4	31,6	101,2	167,6	286,0	61,4	197,4	70,4	127,0
2012	128,2	172,8	46,0	183,6	59,2	219,8	105,8	31,4	60,0	151,6	64,0	245,6
2013	74,4	186,4	125,0	50,6	65,6	319,0	174,2	35,0	168,6	97,0	96,5	49,2

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
2014	242,5	110,2	232,0	80,8	87,0	210,4	49,0	62,7	176,6	116,8	203,2	155,6
2015	180,5	243,1	193,7	52,2	115,1	82,2	189,5	26,0	129,7	246,7	241,2	259,5
2016	164,0	295,8	92,8	142,7	142,3	130,9	117,1	172,3	95,0	172,1	102,7	76,0
2017	191,0	86,7	40,0	69,0	88,1	190,8	7,8	92,8	36,2	218,5	129,2	144,1
2018	371,9	96,8	327,6	23,2	27,4	91,0	4,2	46,1	52,7	222,5	33,0	114,7
2019	190,6	313,8	71,2	119,1	205,8	122,9	12,4	35,5	154,8	89,8	99,7	64,2
2020	207,1	78,7	13,8	21,7	28,4	127,3	42,7	144,1	31,9	102,4	205,3	154,3

Fonte: Adaptado de IAT (2021).

A caracterização da amostra foi feita através de análises estatísticas descritivas, com informações de média, máximo, mínimo, desvio médio, desvio padrão e erro padrão, e estão apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2 – Análise Estatística Descritiva dos Anos de Precipitação (mm).

	Média	Mínimo	Máximo	Desvio Médio	Desvio Padrão	Erro Padrão
2010	148,3	47,0	350,0	69,8	99,5	28,7
2011	155,3	31,6	328,6	85,8	103,4	29,8
2012	122,3	31,4	245,6	61,3	72,3	20,9
2013	120,1	35,0	319,0	62,1	81,2	23,4
2014	143,9	49,0	242,5	59,5	68,3	19,7
2015	163,3	26,0	259,5	68,5	80,8	23,3
2016	142,0	76,0	295,8	39,6	58,2	16,8
2017	107,9	7,8	218,5	55,7	67,5	19,5
2018	117,6	4,2	371,9	94,9	123,3	35,6
2019	123,3	12,4	313,8	62,0	83,4	24,1
2020	96,5	13,8	207,1	60,3	70,8	20,4

Fonte: Autoria própria (2021).

A menor média foi registrado no ano de 2020, com 96,5 mm e a maior média foi obtida no ano de 2015, com 163,3 mm.

Para amostra total, com 132 medições, foram observadas a média de 130,9 mm de precipitação, com um mínimo de 4,2 mm no mês de julho de 2018 e um máximo de 371,9 mm no mês de janeiro de 2018. Apresentou um desvio médio de 67,3 mm e desvio padrão de 83,7 mm, com o erro padrão de 7,3 mm, o que caracteriza uma amostra heterogênea.

3.3 DADOS DE RUAS ALAGADAS

Os dados de alagamentos foram solicitados via ofício para Defesa Civil de Curitiba, disponibilizados via e-mail e disposto no Anexo – A.

As informações vieram com data, hora, natureza (alagamento), bairro, ruas e quantidade de alagamentos. Para composição da rede neural, foram contabilizadas as ruas alagadas por mês, na qual foi possível observar conforme a Tabela 3.

Tabela 3 – Dados de ruas alagadas no período de 2010 a 2020.

	JAN	FEV	MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ
2010	89	11	12	81	4	5	7	0	15	11	13	68
2011	232	188	1	60	0	1	12	21	0	22	8	23
2012	2	59	4	26	0	9	3	0	1	16	4	44
2013	4	25	7	0	1	39	1	0	9	3	3	1
2014	31	3	41	1	1	26	0	1	2	5	7	17
2015	14	35	8	1	12	1	5	0	0	37	5	15
2016	3	17	1	3	0	2	8	3	2	13	3	0
2017	5	3	0	0	0	23	0	1	0	6	2	26
2018	16	0	118	0	0	1	0	0	0	8	1	4
2019	10	41	0	0	8	2	0	1	1	9	0	0
2020	14	1	0	0	0	5	0	0	0	6	12	18

Fonte: Adaptado de Defesa Civil de Curitiba (2021).

Ao observar os dados apresentados anteriormente, constatou que o ano de 2011 apresentou o maior número de ruas alagadas no período, com a média de 47 ruas alagadas por mês. No mesmo ano, foi observado o maior número de ruas alagadas em um mês, com 232 alagamentos no mês de janeiro.

Neste mês, apesar de não ter apresentado a maior precipitação no período de 2010 a 2020, apresentou índice elevado, com 328,6 mm. Importante destacar que no mês anterior (dezembro de 2010) apresentou precipitação de 336,2 mm, que somados, totalizaram 664,8 mm em dois meses.

Quanto ao desvio padrão, parte da amostra apresenta homogeneidade, porém no ano 2011, apresentou 78 mm de desvio padrão, ao observar o número de ruas alagadas neste ano, percebe-se número de ruas alagadas maiores nos meses janeiro e fevereiro e menores nos demais meses. Portanto, para o ano de 2011 a amostra comportou-se de forma heterogênea.

3.4 REDES NEURAIIS

A partir do banco de dados englobando mensalmente o número de logradouros afetados por alagamentos de 2010 até 2020, foram projetadas redes neurais para prever esse número tendo como entradas mês, ano e altura pluviométrica.

Usando o *Neural Network Toolbox* do pacote de programação MatLab 2015a, foram feitos testes preliminares com a finalidade de desvendar, através de simulações específicas, as particularidades do banco de dados em questão. Há que se dizer que com treinamento adequado, equivalente ao aprendizado de um cérebro humano, a rede torna-se capaz de reconhecer padrões. Isso é fundamental, especialmente nas aplicações em que se deseja extrapolar fora do banco de dados.

Via de regra, a rede, assim como toda técnica baseada em ajustes de parâmetros, é feita para interpolar, podendo extrapolar sem muito se afastar dos limites da informação de treinamento. Uma previsão futura é essencialmente uma extrapolação no tempo.

Ao treinar redes neurais, em geral, o primeiro passo é dividir os dados em três subconjuntos. O primeiro subconjunto é de treinamento, usado para calcular e atualizar os pesos e bias (vieses) da rede. O segundo subconjunto é de validação, cujo erro deve ser monitorado durante o treinamento. Em suma, o treinamento deve prosseguir enquanto o erro de validação estiver diminuindo. Por último, o terceiro subconjunto é usado para testar a rede final obtida no treinamento. Assim como o erro de validação, o de teste também deve ser acompanhado, visto que a rede obtida como sendo a melhor durante o treinamento, pode estar na verdade em um mínimo local.

Para treinar a rede neural, foi utilizado um algoritmo de regularização padrão *Bayesiano* de propagação reversa, que atualiza os pesos entre os neurônios adjacentes de acordo com o algoritmo de *Levenberg-Marquardt*, que, por sua vez, minimiza as combinações lineares do quadrado dos erros multiplicado pelo peso, provendo uma rede que se ajusta mais adequadamente aos dados experimentais. A rede escolhida foi do tipo *Feed Forward*, mais comumente encontrado em aplicações, em que o processamento ocorre da camada de entrada em direção a camada de saída, sem realimentação (Freire et al., 2018).

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 ANÁLISE ESTATÍSTICA DESCRITIVA

A caracterização da amostra foi feita através de análises estatísticas descritivas, com informações de soma, média, máximo, mínimo, desvio médio, desvio padrão e erro padrão, e estão apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4 – Análise estatística descritiva dos dados de ruas alagadas no período de 2010 a 2020.

Ano	Soma dos Alagamentos	Média	Mínimo	Máximo	Desvio Médio	Desvio Padrão
2010	316	26	0	89	27	33
2011	568	47	0	232	56	78
2012	168	14	0	59	15	19
2013	93	8	0	39	8	12
2014	135	11	0	41	12	14
2015	133	11	0	37	10	13
2016	55	5	0	17	4	5
2017	66	6	0	26	6	9
2018	148	12	0	118	18	34
2019	72	6	0	41	7	12
2020	56	5	0	18	5	6

Fonte: Autoria própria (2021).

Ao observar os dados apresentados anteriormente, constatou que o ano de 2011 apresentou o maior número de ruas alagadas no período, com a média de 47 ruas alagadas por mês. No mesmo ano, foi observado o maior número de ruas alagadas em um mês, com 232 alagamentos no mês de janeiro.

Neste mês, apesar de não ter apresentado a maior precipitação no período de 2010 a 2020, apresentou índice elevado, com 328,6 mm. Importante destacar que no mês anterior (dezembro de 2010) apresentou precipitação de 336,2 mm, que somados, totalizaram 664,8 mm em dois meses.

Quanto ao desvio padrão, parte da amostra apresenta homogeneidade, porém no ano 2011, apresentou 78 mm de desvio padrão, ao observar o número de ruas alagadas neste ano, percebe-se número de ruas alagadas maiores nos meses janeiro e fevereiro e menores nos demais meses. Portanto, para o ano de 2011 a amostra comportou-se de forma heterogênea.

4.2 APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS

Ao aplicar a metodologia de redes neurais, dos 132 pontos disponíveis no banco de dados, seis (6) foram retirados para uma verificação específica. O critério utilizado para a retirada dos dados ocorreu de forma aleatória, porém alguns pontos foram retirados para uma verificação específica, visto que se há chuvas, a probabilidade de alagamento é maior, se não tem precipitação, a chance de alagamento é menor.

Desta forma, foi identificado que o mês de março de 2014, apresentou uma altura pluviométrica de 232 mm e um número elevado de ruas alagadas (41), isso pode ter ocorrido em decorrência dos meses anteriores, com índices altos de precipitação e saturação do solo, assim a água escoou rapidamente, prejudicando a generalização do modelo. A Tabela 5 mostra os dados retirados do banco.

Tabela 5 – Dados de Verificação.

ANO	MÊS	ALTURA PLUVIOMÉTRICA (mm)	NÚMERO DE RUAS AFETADAS
2010	NOVEMBRO	93,80	13
2012	JULHO	105,80	3
2014	MARÇO	232,00	41
2017	JULHO	7,80	0
2019	MARÇO	71,20	0
2020	JANEIRO	207,10	14

Fonte: Autoria própria (2021).

O conjunto de dados mostrados na Tabela 5 serve para reforçar a verificação que o toolbox *Neural Networks* do MatLab já faz internamente durante o método de determinação dos pesos da rede. Com ele, é possível ter acesso à etapa de análise do quanto a rede é capaz de generalizar fora do banco de dados de treinamento.

Os 126 pontos restantes do banco de dados foram usados integralmente na etapa de treinamento. Foram testados ensaio numéricos com diferentes proporções.

Após alguns ensaios numéricos iniciais, foi constatado que o *default* do próprio MatLab era adequado para a tarefa, sendo assim, a cada cálculo dos pesos das redes, o banco de dados com os 126 pontos era dividido aleatoriamente com 75% de treinamento, 15% para validação e 15% para teste.

Após o treinamento, validação, testes e verificações da capacidade da rede em interpolar os dados, foi estabelecido o critério para a escolha do número de neurônios ideal. Como o zero (0) aparece com frequência em muitos dos números de ruas alagadas, optou-se por trabalhar com a definição de erro médio apresentada na equação 9.

$$\text{erro médio} = \frac{|\text{medido} - \text{estimado}|}{|\text{medido}|} \quad (9)$$

Via de regra, o erro de ajuste do treinamento diminui à medida em que se aumenta o número de neurônios. Teoricamente, infinitos neurônios geram uma rede sem erro de treinamento que, em compensação, torna-se incapaz de generalizar por ser específica demais. A Tabela 6 indica esse comportamento.

Tabela 6 – Erro médio de treinamento e de verificação em função do número de neurônios.

NÚMERO DE NEURÔNIOS	ERRO MÉDIO DE TREINAMENTO	ERRO MÉDIO DE VERIFICAÇÃO
1	0,7312	0,6027
2	0,5826	0,3773
3	0,4961	0,4472
4	0,4041	0,5116
5	0,3355	0,4793
6	0,2492	0,2499
7	0,271	0,2979
8	0,2276	0,4449
9	0,2319	0,4642
10	0,2298	0,4177
15	0,2082	0,5416
30	0,1717	0,8521
50	0,0862	1,2420

Fonte: Autoria própria (2021).

Nota-se na Tabela 6, que o erro de verificação diminui até uma inflexão entre seis (6) e sete (7) neurônios. A partir desse ponto, a capacidade da rede em generalizar fora do banco de dados, diminui sistematicamente. Dessa forma, nesse estudo, o número ideal de neurônios é seis (6) ou sete (7). Optou-se pela rede de sete

(7) neurônios, por esta ter um coeficiente de determinação (R^2) mais elevado, tanto no treinamento quanto na verificação. O R^2 pode ser usado para comparar dois modelos que já foram validados. Aquele com o valor mais alto é o que melhor se ajusta aos dados. Ele não pode ser o único índice de avaliação pois indica, simplesmente, o quanto os pontos se distribuem em torno da reta de regressão.

Os vetores e matrizes com os bias (viés) e pesos, respectivamente, da equação 5 para sete (7) neurônios são:

$$IW = \begin{bmatrix} 14.9950 & 11.0843 & -46.1408 \\ 41.9575 & 32.6092 & 16.9967 \\ -12.8654 & 20.5787 & 31.1666 \\ 35.0010 & 29.3926 & 10.6931 \\ 4.2803 & -28.2064 & -14.2739 \\ 33.9305 & 28.4263 & 10.9772 \\ -38.2653 & -28.5063 & -8.3898 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$b_1 = [9,0420 \ 59,1694 \ -5,4893 \ -9,3320 \ 20,3599 \ -8,8071 \ -47,6574]^T \quad (11)$$

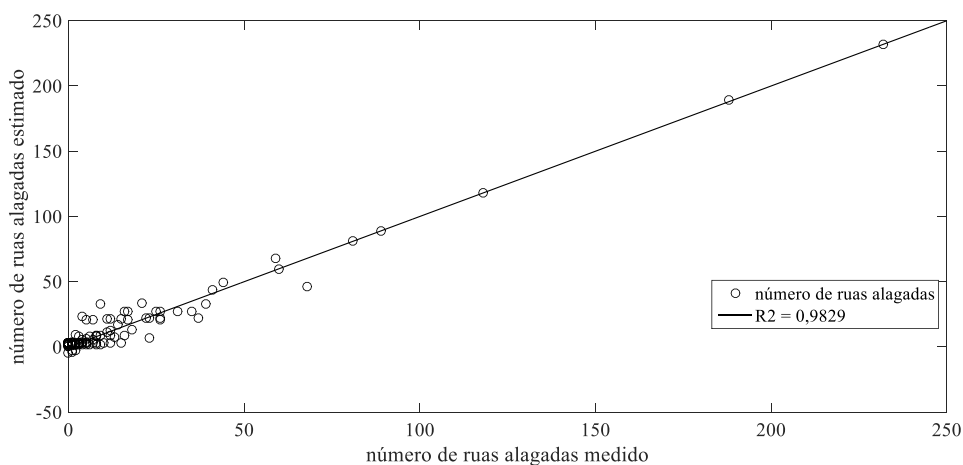
$$LW = [-0.1046 \ 0,8802 \ 0,0258 \ -5,1740 \ -0,0565 \ 5,1698 \ 0,8573] \quad (12)$$

$$b_2 = [-0,8155] \quad (13)$$

Sendo, IW a matriz de conexão da camada de entrada à camada oculta, LW corresponde a matriz de conexão de pesos de todo os arcos da camada oculta à camada de saída, b_1 é vetor para camada oculta e b_2 é o vetor da camada de saída.

O banco de dados com 126 pontos, no treinamento, a rede de sete (7) neurônios apresentou $R^2=0,9829$. A Figura 14 mostra o número estimado de ruas alagadas contra o número medido.

Figura 14 – Gráfico da relação entre o número estimado de ruas alagadas contra o número medido.



Fonte: Autoria própria (2021).

Nota-se, pela Figura 14, que os dados estão acumulados entre 0 e 50, havendo pouca informação fora desse intervalo. Dentro deste intervalo, há muito mais informação entre 0 e 20, na Tabela 4 mostra a média das ruas alagadas, sendo que somente no ano de 2010 e 2011 extrapolou o intervalo.

Os resultados de verificação da rede, estão apresentados na Tabela 7.

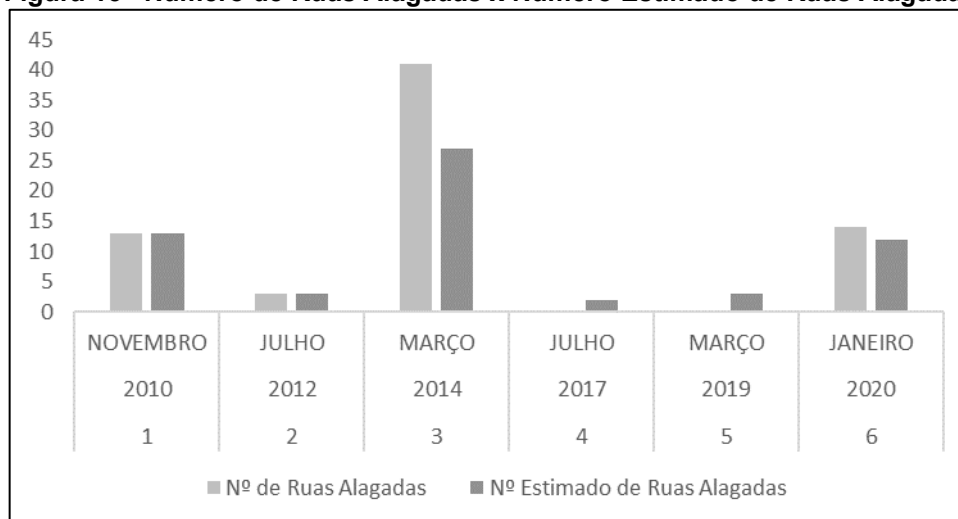
Tabela 7 – Verificação do número de ruas alagadas estimado pela rede.

PONTO	ANO	MÊS	ALTURA PLUVIOMÉTRICA (mm)	NÚMERO MEDIDO DE RUAS AFETADAS	NÚMERO ESTIMADO DE RUAS AFETADAS
1	2010	NOVEMBRO	93,80	13	13
2	2012	JULHO	105,80	3	3
3	2014	MARÇO	232,00	41	27
4	2017	JULHO	7,80	0	2
5	2019	MARÇO	71,20	0	3
6	2020	JANEIRO	207,10	14	12

Fonte: Autoria própria (2021).

Ao observar os números de ruas alagadas medidas e estimadas, o ponto 3, referente ao mês de março de 2014, foi o único ponto que apresentou números discrepantes em relação ao número estimado e o aferido. Este fato pode ser relacionado com as precipitações nos meses anteriores, que foram elevadas e podem ter contribuído com a saturação do solo e favorecendo assim o escoamento.

Para facilitar a visualização foi plotado o gráfico na Figura 15.

Figura 15 –Número de Ruas Alagadas x Número Estimado de Ruas Alagadas

Fonte: Autoria própria (2021).

Desta forma, no geral, a rede atesta a boa capacidade da rede em generalizar fora do banco de dados. Assim, podemos aprontar que o banco de dados não apresenta, necessariamente, uma correlação simples e direta entre a altura pluviométrica e o número de ruas alagadas. A rede neural teve que reconhecer um padrão com base em uma década de histórico.

Outro fator observado, foi que casos de números elevados de ruas alagadas ficou menos frequente. Portanto, pode-se dizer de forma resumida, que a informação se torna mais “dissolvida” quando os alagamentos se tornam mais intensos. Desta forma, pode-se estabelecer o número de ruas alagadas como critério para determinar a intensidade de um alagamento.

De acordo com os critérios apresentados anteriormente, no qual a rede de sete (7) neurônios é a ideal para o banco de dados, foram feitas simulações para mostrar o quanto esse tamanho de rede é capaz de prever dados futuros (extrapolar no tempo). Neste sentido, foram projetadas as seguintes redes:

- ✓ **RNA1** = prevê o mês de janeiro 2020, com dados até dezembro de 2019;
- ✓ **RNA2** = prevê o mês de fevereiro de 2020, com dados até janeiro de 2020;
- ✓ **RNA3** = prevê o mês de março de 2020, com dados até fevereiro de 2020;

- ✓ **RNA4** = prevê o mês de abril de 2020, com dados até março de 2020;
- ✓ **RNA5** = prevê o mês de maio de 2020, com dados até abril de 2020;
- ✓ **RNA6** = prevê o mês de junho de 2020, com dados até maio de 2020;
- ✓ **RNA7** = prevê o mês de julho de 2020, com dados até junho de 2020;
- ✓ **RNA8** = prevê o mês de agosto de 2020, com dados até julho de 2020;
- ✓ **RNA9** = prevê o mês de setembro de 2020, com dados até agosto de 2020;
- ✓ **RNA10** = prevê o mês de outubro de 2020, com dados até setembro de 2020;
- ✓ **RNA11** = prevê o mês de novembro 2020, com dados até outubro de 2020;
- ✓ **RNA12** = prevê o mês de dezembro 2020, com dados até novembro de 2020;

Os resultados das projeções supracitadas estão apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 – Verificação do número de ruas alagadas estimado pela rede.

REDE	R²	NÚMERO DE RUAS ALAGADAS	NÚMERO PREVISTO DE RUAS ALAGADAS
RNA1	0.9591	14	11
RNA2	0.9600	1	1
RNA3	0.9671	0	1
RNA4	0.9554	0	0
RNA5	0.9611	5	6
RNA6	0.9709	5	4
RNA7	0.9576	0	0
RNA8	0.9576	0	1
RNA9	0.9585	0	1
RNA10	0.9790	6	4
RNA11	0.9617	12	13
RNA12	0.9590	18	17

Fonte: Autoria própria (2021).

Ao observar os resultados percebe-se a constância do R², que permaneceu acima de 0,95 (Figura 16).

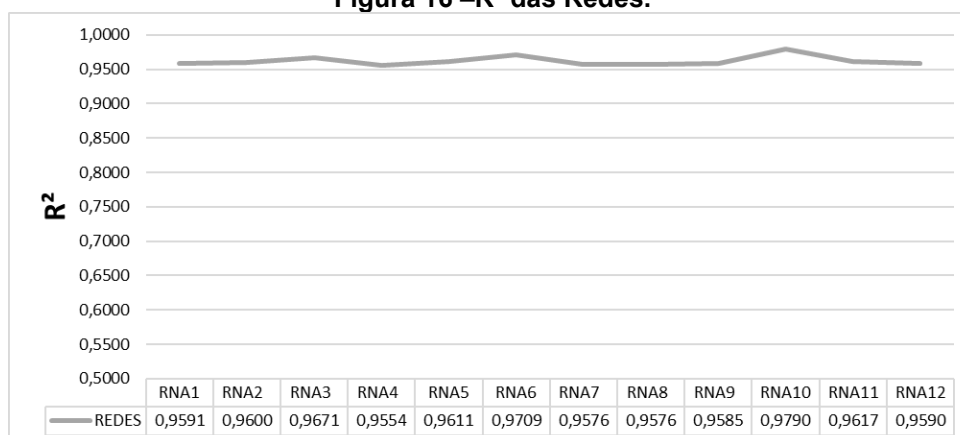
Os pesquisadores Negash & Yaw (2020), aplicaram a mesma metodologia de redes neurais, com o treinamento Bayseano e chegaram em um resultado semelhante ao deste trabalho, com R^2 (treinamento) = 0,965 e R^2 (teste) = 0,971.

Liu *et al.* (2021) concluíram que o modelo de rede neural para previsão de inundações, mesmo com um R^2 igual à 0,67 é uma ferramenta valiosa para apoio a decisão.

Apesar do parentesco entre os trabalhos acima citados, essa dissertação teve como meta inicial, ou ponto de partida, fornecer a rede mais simples possível, usando a informação disponível e acessível, dentro das diretrizes de uma pesquisa tecnocientífica. Portanto, o uso do número de ruas alagadas como um possível índice de intensidade de alagamento difere essa dissertação dos demais trabalhos encontrados na literatura.

Ao observar as previsões é possível identificar um baixo erro médio, pois as diferenças entre os valores medidos e estimados não são representativas.

Figura 16 – R^2 das Redes.



Fonte: Autoria própria (2021).

Também foi observado que, na RNA1, o mês de janeiro de 2020, apresentou 14 ruas alagadas, com apenas três ruas acima do número medido.

Na RNA2, o mês de fevereiro apresentou o mesmo número de ruas alagadas para o estimado e o medido.

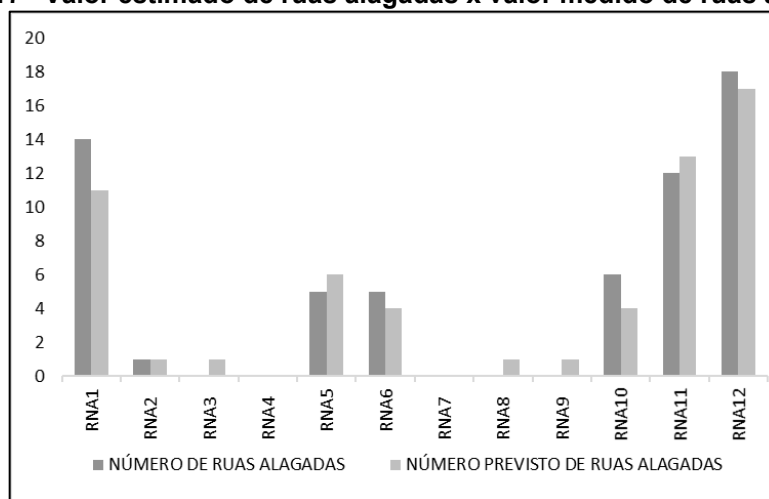
Na RNA4 e na RNA7, os meses apresentaram o mesmo número de ruas alagadas para o estimado e o medido, que foi zero (0).

Nas RNA3, RNA5, RNA6, RNA8, RNA9, RNA11 e RNA12, os meses apresentaram uma diferença de apenas uma (1) rua alagada entre o medido e o estimado.

Na RNA10, o mês de outubro apresentou uma diferença de duas (2) ruas alagadas entre o medido e o estimado.

Na Figura 17 estão apresentados graficamente o comparativo entre o valor estimado com o valor medido de ruas alagadas.

Figura 17 –Valor estimado de ruas alagadas x valor medido de ruas alagadas.



Fonte: Autoria própria (2021).

Importante destacar que as previsões ocorreram com baixo erro, devido a atualização dos pesos quando é incluído um novo dado, desta forma, as previsões apresentam dados mais confiáveis.

Assim, com os dados apresentados anteriormente, é possível utilizar as redes neurais para fornecerem previsões úteis para eventuais alagamentos na cidade de Curitiba.

5 CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

5.1 CONCLUSÕES

O objetivo geral do trabalho foi atingido, visto que foi possível projetar e treinar uma rede neural para prever o número de ruas alagadas em Curitiba a partir da altura pluviométrica mensal durante o período de 2010 a 2020.

Em um primeiro momento, foram identificados os limites da rede para às previsões futuras, as limitações do banco de dados contendo a informação de uma década, e a capacidade de generalização da rede.

Também, foi exemplificado os critérios que determinaram que sete (7) neurônios seria o tamanho ideal para o tipo de previsão e o banco de dados em questão.

Além disso, foi possível observar que é possível prever um período de 12 meses de ruas alagadas com um erro médio baixo, desde que os pesos dos neurônios sejam atualizados a medida em que um novo dado é adicionado.

Por fim, a proposta de abordagem usando redes neurais resultou em um roteiro que pode ser replicado através de um único pacote computacional de “amigável” interface com o usuário. E a partir desse conhecimento, há um leque de possibilidades para que prefeitos, governadores e presidentes possam desenvolver e planejar políticas públicas com medidas antecipatórias e/ou cautelares.

5.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Para os trabalhos futuros recomenda-se:

- a) adicionar mais variáveis que complementem a rede, com informações de renda per capita, taxa de permeabilidade, declividade, entre outros parâmetros que possam gerar novos complementos ao modelo;
- b) sugere-se também, a aplicação em outras cidades, como forma de comparar os resultados obtidos nesta dissertação;
- c) indica-se que seja realizado escalas de risco relacionadas com as ruas alagadas, pois desta forma será possível classificar o risco e identificar

através de níveis elevados de precipitação novas medidas de controle, mitigação e planos de ações.

REFERÊNCIAS

AGHBASHLO, Martaza *et al.* **Artificial Neural Network-Based Modeling and Controlling of Drying Systems**. In: MARTYNENKO, Alex; BÜCK, Andreas (org.). *Intelligent Control in Drying*. Boca Raton: Taylor & Francis Group, Lcc, 2018. Cap. 11. p. 155-171.

AUGUSTO FILHO, O. *et al.* **Caracterização geológico-geotécnica voltada à estabilização de encostas**: uma proposta metodológica. IN: CONFERÊNCIA BRASILEIRA SOBRE ESTABILIDADE DE ENCOSTAS, 1, 1992, Rio de Janeiro, 1992.

BERTOLINI, D.; LOMBARDI NETO, F. **Manual técnico de manejo e conservação do solo e água**. I. Embasamento técnico do Programa Estadual de Microbacias Hidrográficas. Campinas: CATI, 1993.

BRASIL. **Atlas brasileiro de desastres naturais**: 1991 a 2012 / Centro Universitário de Estudos e Pesquisas sobre Desastres. 2. ed. rev. ampl. – Florianópolis: CEPED UFSC, 2013.

BUI, Dieu Tien *et al.* **A novel deep learning neural network approach for predicting flash flood susceptibility: a case study at a high frequency tropical storm area**. *Science Of The Total Environment*, [S.L.], v. 701, p. 134413-0, jan. 2020.

CANHOLI, A. P. **Drenagem Urbana e Controle de Enchentes**. São Paulo, Oficina de Textos, 2005.

CANHOLI, A. P. **Drenagem Urbana e Controle de Enchentes**. 2ª ED. São Paulo, Oficina de Textos, 2014.

CEPED. **Capacitação básica em Defesa Civil**. 4ª Edição. Florianópolis, Santa Catarina. 2013.

CEPED. **Gestão de Riscos de Desastres**. Florianópolis: USFC, 2012.

CETESB. **Análise de Risco Tecnológico**: Glossário. Disponível em: < <https://cetesb.sp.gov.br/analise-risco-tecnologico/estudo-de-analise-de-risco/glossario/#:~:text=Uma%20ou%20mais%20condi%C3%A7%C3%B5es%2C%2>

Of% C3% ADsicas, ambiente% 20ou% 20% C3% A0% 20combina% C3% A7% C3% A3o% 20desses.> Acesso em 2 out. 2020.

CHEN, W.Y., LIVEZEY, R.E. **Statistical Field Significance and its Determination by Monte Carlo Techniques**. Monthly Weather Review, v. 111, n. 1, p. 46-59, 1983.

CHAVES, F. L. **Proposta de correlação chuva vs escorregamento aplicada à cidade do Rio de Janeiro**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) – Universidade Estadual do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016.

CHINH, L.V.; HIRAMATSU, K.; HARADA, M.; MORI, M.. **Estimation of water levels in a main drainage canal in a flat low-lying agricultural area using artificial neural network models**. Agricultural Water Management, [S.L.], v. 96, n. 9, p. 1332-1338, set. 2009.

CHOW, V. T.; **Handbook o f applied Hydrology**. McGraw-Hill. New York, 1959

CURITIBA, PREFEITURA DE. **Plano Diretor de Drenagem Urbana de Curitiba: Volume II – Volume Técnico: Tomo 1 – Sistema Institucional**. Curitiba, Paraná, 2018.

CURITIBAA, PREFEITURA DE. **Águas de Curitiba**. Disponível em: <<https://www.curitiba.pr.gov.br/conteudo/aguas-de-curitiba/3136>>. Acessado em 20 de Outubro de 2020.

CURITIBAB, PREFEITURA DE . **Bacia Hidrográfica**. Disponível em: <<https://mid.curitiba.pr.gov.br/2020/00289840.jpg>>. Acessado em 30 de Outubro de 2020.

CURITIBA, PREFEITURA DE. **Plano Municipal de Regularização Fundiária em Áreas de Preservação Permanente**. IPPUC, Curitiba, 2007. Disponível em: <http://admsite2013.ippuc.org.br/arquivos/documentos/D312/D312_006_BR.pdfjpg>. Acessado em 30 de Outubro de 2020.

DULEY, F. L. **Surface factors affecting the rate of intake of water by soils**. Soil Science Societed of American Journal, v.4, p.60-64, 1939.

EPA. **Storm Water Management Model (SWMM)**: Helps predict runoff quantity and quality from drainage systems. Disponível em: < <https://www.epa.gov/water-research/storm-water-management-model-swmm>> Acesso em 12 dez. 2020.

FANG, Zhice *et al.* **Predicting flood susceptibility using long short-term memory (LSTM) neural network model**. Journal Of Hydrology, Wuhan, 02 nov. 2020.

FENDERICH, R. **Chuvas Intensas na Estação Pluviográfica Curitiba – Prado Velho (PUC-PR)**. Curitiba: ISAM/PUC-PR, 1989.

FREIRE, Fábio Bentes *et al.* **Deep Probabilistic Machine Learning for Intelligent Control**. In: MARTYNENKO, Alex; BÜCK, Andreas (org.). Intelligent Control in Drying. Boca Raton: Taylor & Francis Group, Lcc, 2018. Cap. 11. p. 291-302.

GARCEZ, L.N. **Hidrologia**. São Paulo: Edgard Blücher/Universidade de São Paulo, 1967.

GAZETA DO POVO. **O sonho e os desafios para ter o Rio Belém limpo**. Disponível em: <<https://www.gazetadopovo.com.br/vozes/certas-palavras/o-sonho-e-os-desafios-para-ter-o-rio-belem-limpo/>> Acesso em 10 ago. 2020.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. População **por situação de domicílio** (população presente e residente). [S.d.]. Séries históricas e estatísticas. Disponível em: <https://seriesestatisticas.ibge.gov.br/series.aspx?no=1&op=1&vcodigo=CD91&t=populacao-situacao-domicilio-populacao-presente-residente>. Acesso em: 15 dez. 2020.

Instituto Nacional de Meteorologia - **INMET** Disponível em:< <http://www.inmet.gov.br/portal/>>. Acesso em 12 nov. 2020.

INPE. **TERRAMA²**: Monitoramento, Análise e Alerta – Manual do Usuário. 2018. Disponível em: < <http://www.terrama2.dpi.inpe.br/manuais>> Acesso em 5 dez. 2020.

JAHANGIR, Mohammad Hossein; REINEH, Seyedeh Mahsa Mousavi; ABOLGHASEMI, Mahnaz. Spatial **predication of flood zonation mapping in Kan River Basin**, Iran, using artificial neural network algorithm. Weather And Climate Extremes, [S.L.], v. 25, p. 100215-100220, set. 2019.

LAURA, A. A., FILHO, W. M. F.; **Uso de séries parciais para análise de frequência de chuvas intensas**. XII Simpósio Brasileiro de recursos hídricos(ABRH), Vitória, 1997.

LIU, T. RAMIREZ-MARQUEZ, J. E. JAGUPILLA, S. C. PRIGIOBBE, V. **Combining a statistical model with machine learning to predict groundwater flooding (or infiltration) into sewer networks**. Journal of Hydrology, v. 603, part B, 2021.

LOKE, E. *et al.* **Artificial neural networks as a tool in urban storm drainage**. Water Science And Technology, [S.L.], v. 36, n. 8-9, p. 101-109, 1997.

LOHMANN, M. **Regressão Logística E Redes Neurais Aplicadas À Previsão Probabilística De Alagamentos No Município De Curitiba, PR**. 2011. 231 f. Tese (Doutorado) - Curso de Programa de Pós-Graduação em Geografia Doutorado, Departamento de Geografia, UFPR, Curitiba, 2011.

LOPES, J. E. G., BRAGA, B. P. F. e CONEJO, J. G. L. SMAP: A simplified hydrologic model. In: Applied Modeling in Catchment Hydrology Water Resources Publications, Littleton, Co. p. 167– 176. 1982.

MENDOÇA, C. A., VERSANI, B R., GRIPP, A H , NAGHETTIN1, M., BOIS, P., ARAÚJO, G. C.; **Aplicação da geostática na análise de precipitações extremas médias em bacias hidrográficas**. XII Simpósio Brasileiro de recursos hídricos (ABRH), Vitória, 1997.

MIGUEZ, M. G., GREGÓRIO, L. T. Di, VERÓL, A. P. **Gestão de riscos e desastres hidrológicos**. Rio de Janeiro, Elsevier, 2018.

MOTA, S. **Introdução a Engenharia Ambiental**. 3. ed. Rio de Janeiro, ABES, 2003.

NEGASH, B. M. YAW, A. D. **Artificial neural network based production forecasting for a hydrocarbon reservoir under water injection**. Petroleum Exploration and Development. v. 47-2, p. 383-392. 2020.

PNUD. **Relatório do Desenvolvimento Humano 2004: Liberdade cultural num mundo diversificado**. Disponível em: <
<https://www.br.undp.org/content/brazil/pt/home/library/idh/relatorios-de-desenvolvimento-humano/relatorio-do-desenvolvimento-humano-20004.html>>
Acesso em 05 set. 2020.

RUPPENTHAL, J. E. **Gerenciamento de Riscos**. Universidade Federal de Santa Maria, Colégio Técnico Industrial de Santa Maria. Santa Maria, Rio Grande do Sul, 2013.

SAITO, S. M. **Desastres Naturais**: conceitos básicos. Disponível em: <http://www3.inpe.br/crs/crectalc/pdf/silvia_saito.pdf> Acesso em 22 ago. 2020.

SANTOS, R. F. dos (org). **Vulnerabilidade Ambiental**. – Brasília: MMA, 2007.

SARMENTO, F. J.; **Estudo comparativo para estabelecimento da equação de chuva intensa de Fortaleza (CE)**. XII Simpósio Brasileiro de recursos hídricos (ABRH), Vitória, 1997.

SOUZA, P.V.P. de. Possibilidades Pluviais de Curitiba em Relação a Chuvas de Grande Intensidade. CEPHH/UFPR, Curitiba, 1959.

STEVANUX, José; LATRUBESSE, Edgar Manuel; **Geomorfologia fluvial**. 1 ed. São Paulo: Oficina de Textos, 2017. p. 1-320.

TUCCI, C. E. M., PORTO, R. da L., BARROS, M. T. de. **Drenagem Urbana**. Porto Alegre, Associação Brasileira de Recursos Hídricos/Editora da UFRGS, 1995.

TUCCI, C. E. M. **Inundações urbanas**. Porto Alegre: ABRH/RHAMA, 2007.

TRAPPENBERG, Thomas. Deep Probabilistic Machine **Learning for Intelligent Control**. In: MARTYNENKO, Alex; BÜCK, Andreas (org.). Intelligent Control in Drying. Boca Raton: Taylor & Francis Group, Lcc, 2018. Cap. 11. p. 189-208.

USACE - HEC. **Hydrologic Modeling System**, HEC-HMS v 4.1 –User’s Manual. US Army Corps of Engineers, Hydrologic Engineering Center, p. 318, 2010.

VEEN, V. F. & Leijnen, S. **The Neural Network Zoo**. 2019. Disponível em: <<https://www.asimovinstitute.org/neural-network-zoo>> Acesso em 13 dez 2020.

VILLELA, S. M.& MATTOS, A. **Hidrologia Aplicada**. McGraw-Hill, São Paulo. 1975.

ZHANG, Ming; FULCHER, John; SCOFIELD, Roderick A.. **Rainfall estimation using artificial neural network group**. Neurocomputing, [S.L.], v. 16, n. 2, p. 97-115, jul. 1997. Elsevier BV. [http://dx.doi.org/10.1016/s0925-2312\(96\)00022-7](http://dx.doi.org/10.1016/s0925-2312(96)00022-7).

ZHAO, Gang *et al.* **Urban flood susceptibility assessment based on convolutional neural networks**. Journal Of Hydrology, Pequim, v. 590, p. 91-127, nov. 2020. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022169420306958>.> Acesso em: 12 out. 2020.

ANEXO A – DADOS DE CHAMADOS DE ALAGAMENTOS DA DEFESA CIVIL DE CURITIBA



PREFEITURA MUNICIPAL DE CURITIBA
SECRETARIA MUNICIPAL DE DEFESA SOCIAL E TRÂNSITO
SUPERINTENDÊNCIA DA GUARDA MUNICIPAL
CENTRO DE OPERAÇÕES



FONTE DE DADOS

Secretaria Municipal de Defesa Social e Trânsito-SMDT
Centro de Operações da Guarda Municipal de Curitiba - COP-GM

CONSOLIDAÇÃO

Superintendência da Guarda Municipal de Curitiba
Inspetor GM Carlos Celso dos Santos Junior

COORDENAÇÃO

Inspetor GM Gilberto Ramos de Oliveira

ANÁLISE E ELABORAÇÃO

GM Tobler

SISTEMA

SigeoGuarda

Relatório de alagamentos e inundações atendidas pela Defesa Civil de Curitiba, no período de 2010 a 2020.

Curitiba, 19 de março de 2021.