

Identificação de deterioração de barras de aço por meio de imagens da camada de recobrimento de concreto

Identification of deterioration in steel bars by using images of concrete surface layer

RESUMO

Guilherme Dias Almanza
guilherme.almanza@hotmail.com
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Toledo, Paraná, Brasil

Mathias Ronaldo Kapp
mathiaskapp98@gmail.com
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Toledo, Paraná, Brasil

Marcos Vinícius Schlichting
mvinicius@utfpr.edu.br
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Toledo, Paraná, Brasil

Wilson Leobet
wleobet@utfpr.edu.br
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Toledo, Paraná, Brasil

Carlos Eduardo Tino Balestra
carlosbalestra@utfpr.edu.br
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Toledo, Paraná, Brasil

Fabio Alexandre Spanhol
faspanhol@utfpr.edu.br
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Toledo, Paraná, Brasil

Jefferson Gustavo Martins
martins@utfpr.edu.br
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Toledo, Paraná, Brasil

A corrosão das armaduras em estruturas de concreto é um dos principais mecanismos que leva a sua degradação. Tal fato é agravado quando tais estruturas estão presentes em ambiente marinho, o que reduz sua capacidade portante e, em casos extremos, pode levar a colapsos estruturais. Dada importância do tema, este artigo aplica reconhecimento de padrões na tentativa de construir um sistema computacional para auxiliar especialistas humanos no processo de inspeção. Tal processo é caracterizado por ser repetitivo, monótono e demorado, além de demandar altos níveis de experiência e ter seus resultados influenciados por fatores físicos e subjetivos. As melhores taxas de acerto compreendem 73,3% usando o descritor TAS e algoritmo de aprendizagem de máquinas SVC.

PALAVRAS-CHAVE: Construção civil. Defesa civil. Segurança pública. Automação.

ABSTRACT

Reinforcement corrosion in concrete structures is one of the main mechanisms that lead to its degradation. This fact is aggravated when these structures are present in marine environment, reducing their bearing capacity and, in extreme cases, may lead to structural collapses. Due to the importance of this issue, this paper applies pattern recognition in an attempt to build a computer system to help human experts in the inspection process. It is characterized as a repetitive, monotonous and time consuming process, and also to require high levels of experience and have its results influenced by physical and subjective aspects. The best achieved recognition rates were 73.3% by using TAS descriptor and SVC machine learning algorithm.

KEYWORDS: Construction. Civil defense. Public safety. Automation.

Recebido: 19 ago. 2020.

Aprovado: 01 out. 2020.

Direito autoral: Este trabalho está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição 4.0 Internacional.



INTRODUÇÃO

A corrosão das armaduras é um dos principais problemas relacionados a degradação de estruturas de concreto armado no mundo, chegando a envolver até 50% dos recursos financeiros investidos em construção civil para a reabilitação de estruturas degradadas (MEHTA e MONTEIRO, 2008). Muitos dos problemas relacionados à corrosão das armaduras têm alguma relação com as características do concreto, cuja função é oferecer uma dupla proteção ao aço. Primeiramente, tem-se a proteção física com a separação do aço e do meio externo. Já a proteção química é decorrente do elevado pH da solução presente nos poros do concreto e conseqüente formação de uma película passivadora que envolverá o aço no interior do concreto (FIGUEIREDO e MEIRA, 2012).

A corrosão pode ser definida basicamente como a deterioração de um metal (ou liga) a partir do contato de sua superfície com o meio no qual este esteja inserido. O processo envolve reações de oxidação e de redução (redox) que convertem o metal ou componente metálico em óxidos ou hidróxidos expansivos (SILVA; PEREIRA; CODARO, 2015). Segundo Cunha, Helene e Lourenço. (2013), tal problema consome direta ou indiretamente uma parcela significativa do produto interno bruto (PIB) de uma nação industrializada. Além das perdas financeiras, as conseqüências mais graves são possíveis danos corporais e até mesmo perdas de vidas humanas.

Dentre os fatores que influenciam o processo de corrosão do aço imerso no concreto estão: o coeficiente de difusão do concreto, a relação água/cimento, a espessura de revestimento, a presença e a quantidade de adições, a umidade relativa, o pH do concreto e a temperatura de exposição (ANDRADE, 2001; GU e BEAUDOIN, 1998). Além dos custos envolvidos devido a degradação destas estruturas, o risco em termos de colapsos estruturais merece atenção. Nos últimos anos, têm sido recorrentes os casos de colapsos de estruturas devido à corrosão de armaduras. Para citar dois casos de grande repercussão na mídia nacional, destacam-se o colapso parcial de um viaduto na cidade de Brasília em 2018 (VIADUTO, 2018) e a interdição do acesso à Rodovia Presidente Dutra, na cidade de São Paulo em 2019 (PREFEITURA, 2019). Portanto, estudos pertinentes ao melhor entendimento dos processos de degradação de estruturas devido a corrosão são necessários com vistas a edificar estruturas mais seguras e duráveis.

As Figuras 1 e 2 ilustram a ação da corrosão, a partir da qual se tem a perda de seção na região anódica devido à dissolução do ferro (Figura 1). Comumente, identifica-se a ocorrência das duas situações concomitantemente (Figura 2): fissuras acompanhadas de manchas corrosivas (CASCUDO, 1997). A perda de seção provoca a redução de aderência entre aço e concreto, a redução da capacidade estrutural da peça e externamente o surgimento de manchas. Caso o concreto esteja muito úmido, os óxidos serão gerados a uma velocidade constante e podem emigrar através da rede de poros, aparecendo na superfície sob a forma de manchas marrom-avermelhadas, mas não apresentando fissuras (Figura 2(a)). As tensões internas expansivas provenientes dos produtos da corrosão (situados na região anódica) provoca a deterioração da ferragem e o destacamento da camada de revestimento (Figura 2(b-c)) (ANDRADE, 2001; LOPES *et al.*, 2018).

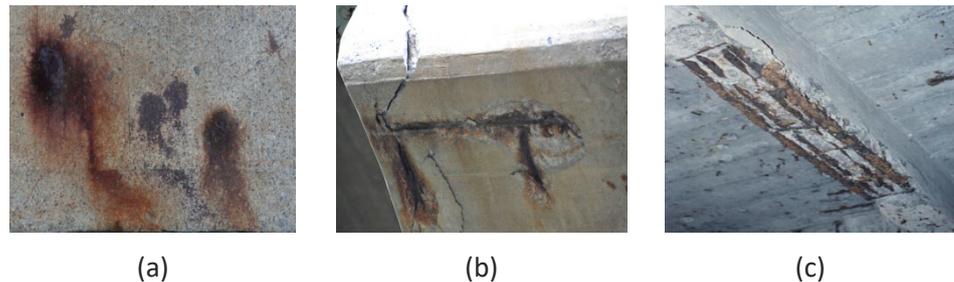
Quando se observa o estado de corrosão, pode-se constatar o surgimento de fissuras paralelas às armaduras; fragmentação e destacamento do cobrimento e, no estado avançado, o lascamento do concreto. Logo, quando há indicações externas do processo corrosivo, normalmente parte da armadura já se encontra comprometida, pois, a manifestação é tão somente o afloramento deste. Outra importante característica deste cenário é o fato de que, em sua maior parte, as inspeções para avaliar o grau de corrosão são realizadas visualmente por especialistas humanos. Tais avaliações demandam altos níveis de experiência por ser um fator decisivo para uma correta avaliação do estado de deterioração da estrutura. Dentre as possíveis ferramentas a serem empregadas, tem-se filmadoras, máquinas fotográficas, lupas e binóculos (ABNT, 2014).

Figura 1 – Barra de aço: (a) original; (b) perda de seção devido à corrosão.



Fonte: Autoria própria (2020).

Figura 2 – Efeitos da corrosão na camada de cobrimento de concreto: (a) manchas; (b) fissuras e rachaduras; (c) destacamento total.



Fonte: Autoria própria (2020).

Diante do exposto, este artigo foca o desenvolvimento de um sistema baseado em visão computacional para identificar níveis de deterioração em barras de aço. Este tem o objetivo de reduzir fatores inerentes ao ser humano que influenciam nas inspeções realizadas para avaliar o grau de corrosão em barras de aço em estruturas de concreto armado. Tal influência compreende questões como subjetividade do especialista humano e características do processo (repetitivo, monótono e demorado), além de requerer alto grau de concentração. Este conjunto de exigências sobrecarrega o profissional que realiza a inspeção e o leva a possíveis distrações e baixas taxas de acerto (CONNERS et al., 1997; PHAM e ALCOCK, 1997; RADOVAN et al., 2001).

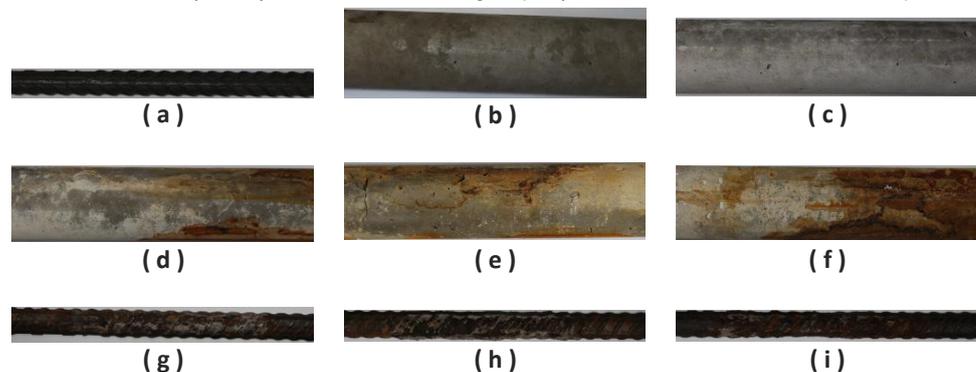
MATERIAIS E MÉTODOS

Sistemas computacionais que trabalhem com reconhecimento de padrões geralmente apresentam as seguintes etapas: aquisição da base de dados, pré-processamento, segmentação, extração de características e classificação. A construção da base de imagens envolveu 24 (vinte e quatro) amostras, sendo que

6 (seis) delas formando o grupo de controle (referências isentas de corrosão) e outros três grupos de seis barras foram submetidos a processos de aceleração de corrosão por períodos de 24, 48 e 72 horas (Figura 3).

Para a construção da base de imagens foram utilizadas barras de aço da marca Gerdau com 12,5 mm de diâmetro. Cada amostra é caracterizada por um comprimento com aproximadamente 25 cm, sendo que todas foram obtidas de barras pertencentes a um mesmo lote de fabricação (Figura 3(a)). O segundo passo compreendeu o recobrimento de 2 cm dos corpos de prova de aço com concreto para simular o contexto real das estruturas nas edificações (Figura 3(b)). O traço de concreto utilizado tinha a proporção 1 : 1,49 : 2,77 : 0,65 (Cimento : Areia : Brita : Água). Cada amostra tinha 10 cm de suas extremidades cobertas por fita isolante para garantir que a corrosão ocorresse apenas na parte central da amostra. Um fio elétrico foi conectado às barras com o objetivo de permitir o ensaio de aceleração da corrosão. Depois, a amostra foi inserida em um cano de PVC com diâmetro nominal de 50 mm e 25 cm de comprimento. Este cano de PVC foi preenchido com concreto de tal forma que a cobertura se mantivesse homogênea em termos de espessura da camada de cobrimento (2 cm). As amostras permaneceram sob cura por 28 dias para o processo de hidratação do cimento (Figura 3(c)). Seguiu-se com o processo de aceleração de corrosão das amostras com os corpos de concreto foram parcialmente imersos em um tanque de água com 3,5% (concentração próxima a água do mar) de cloreto de sódio (NaCl) e foram submetidos ao ensaio de aceleração da corrosão através da condução de eletricidade. Os três grupos de corpos de concreto foram mantidos por três diferentes períodos de tempo no tanque, sendo estes 24, 48 e 72 horas (Figura 3(d-f)), o que gerou diferentes níveis de corrosão (Figura 3(g-i)). Depois de cessado o processo de aceleração de corrosão, os corpos de concreto, bem como as barras internas depois de extraídas, foram submetidos a uma coleta de imagens para compor a base. Para cada amostra de barra (Figura 3(a)), foram capturadas 5 (cinco) imagens abrangendo a diferentes perspectivas da superfície dos corpos de concreto e também da barra depois de extraída, num total de 120 imagens para cada caso. No presente estudo foram consideradas as imagens relativas aos corpos de concreto.

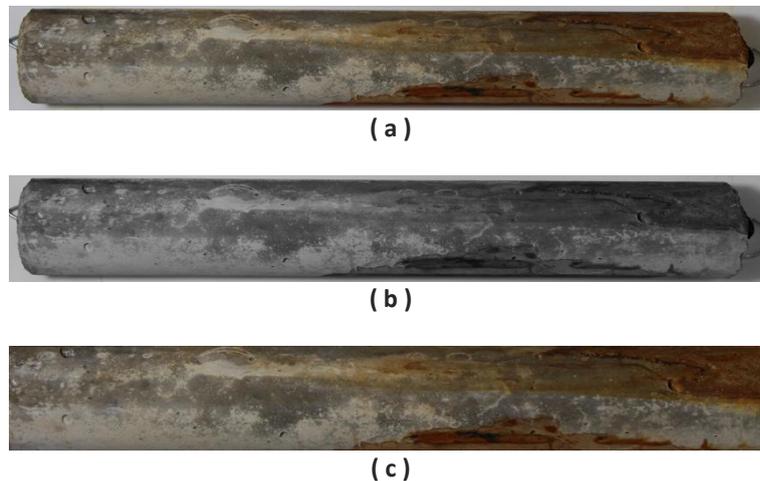
Figura 3 – Processo de construção da base de imagens: (a) barra original; (b) corpo de concreto envolvendo a barra original; (c) corpo de concreto envolvendo a barra após 28 dias de cura do concreto; (d-f) corpos de concreto envolvendo a barra após o processo de aceleração (respectivamente 24, 48 e 72 horas); (g-i) barras retiradas dos corpos de concreto após o processo de aceleração (respectivamente 24, 48 e 72 horas).



Fonte: Autoria própria (2020).

A Figura 4 ilustra as etapas de pré-processamento e segmentação, sendo que a primeira (Figura 4(b)) aplica operações para realçar as características importantes no processo de diferenciação das classes existentes no problema. Nesta etapa, utilizou-se principalmente da biblioteca OpenCV para converter a base toda em escala de cinza. A segmentação (Figura 4(c)) compreende a próxima etapa do processo e busca separar apenas a região de interesse da imagem original. Nesta etapa utilizou-se a técnica de limiarização para descartar a barra de aço na imagem e a função *findContours* da biblioteca OpenCV para identificar a barra de aço. Esta função retorna os contornos de todos os possíveis objetos presentes na imagem. Ao final, selecionou-se o os pontos do maior contorno e recortou-se a área de interesse (Figura 4(c)).

Figura 4 – Processo de reconhecimento de padrões: (a) corpo de concreto após o processo de aceleração; (b) pré-processamento com conversão para níveis de cinza; (c) segmentação.



Fonte: Autoria própria (2020).

A etapa de Extração de Características busca representar a imagem por meio de um vetor numérico de medidas. Nesta etapa foram utilizados os descritores GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix), LBP (Local Binary Pattern), SURF (Speed-Up Robust Feature) e TAS (Threshold Adjacency Statistics). Boas referências para estes descritores podem ser encontradas em Martins (2014) e Spanhol (2018).

Para a definição dos conjuntos de treinamento e teste, dividiu-se a base de imagens em 3 partes (*folds*), os quais mantinham a representatividade das classes pertencentes ao problema em questão. Foram realizadas 3 execuções, sendo que em cada execução uma parte era usada como conjunto de teste e os outros dois eram utilizados como conjunto de treinamento. Os resultados finais são expressos pela média e desvio padrão das taxas de classificações corretas das três execuções.

Neste trabalho foram consideradas as métricas acurácia, precisão, chamada e F1 score. Cada uma dessas métricas foi calculada para cada fold. A partir destes valores individuais foram calculadas a média e o desvio padrão (dp), sendo que o desvio padrão é apresentado apenas para a acurácia. A acurácia (Acc)

é a taxa obtida pela razão entre as predições corretas totais e o número de amostras. A precisão (Pr) é a razão entre as instâncias previstas corretamente e a quantidade total de predições da classe correspondente. A chamada (Re) se trata da razão entre as instâncias previstas corretamente e o total de instâncias testadas da classe correspondente. F1 score (F1) é a média harmônica entre a precisão e a chamada: $F1 = 2 * \frac{\text{precisão} * \text{chamada}}{\text{precisão} + \text{chamada}}$.

Na fase de classificação, foram utilizados três algoritmos: kNN (*k-Nearest Neighbour*), SVC (*Support Vector Classification*, baseada na libsvm) e Linear SVC (que é baseada na liblinear). Para definir seus parâmetros de execução, utilizou-se da estratégia de busca gulosa, a qual testa combinações dos parâmetros de cada algoritmo de classificação na tentativa de identificar o melhor arranjo e otimizar as taxas finais de reconhecimento.

RESULTADOS E DISCUSSÃO

O Quadro 1 apresenta um resumo dos resultados obtidos. Considerando a acurácia média dos modelos como a métrica classificadora de desempenho, a combinação que obteve o melhor resultado foi com o descritor TAS, junto ao algoritmo de classificação SVC. Tal combinação alcançou 73,3% de acurácia média, além de também obter o melhor desempenho quanto às métricas precisão, chamada e F1 score médios, 76,5%, 75,0% e 73,4%, respectivamente.

Quadro 1 – Resultados obtidos.

Modelo	Acc	dp	Pr	Re	F1
GLCM + kNN	53,3	5,4	59,5	54,7	52,7
GLCM + LinearSVC	58,9	15,0	60,9	59,9	58,5
GLMC + SVC	47,8	3,1	54,1	49,7	44,5
LBP + kNN	48,9	10,3	51,8	50,6	48,0
LBP + LinearSVC	55,6	1,6	55,6	57,4	53,6
LBP + SVC	52,2	11,0	53,2	54,1	52,1
SURF + kNN	40,0	7,2	51,6	42,7	40,2
SURF + LinearSVC	41,2	8,3	40,1	41,6	39,0
SURF + SVC	44,5	4,2	48,0	44,9	43,5
TAS + kNN	54,4	12,9	55,4	55,2	51,5
TAS + LinearSVC	68,9	8,7	71,4	70,8	69,1
TAS + SVC	73,3	7,2	76,5	75,0	73,4

Acc - Acurácia, Pr - Precisão, Re - Chamada, e F1 - F1 score

Fonte: Autoria própria (2019).

Em geral, o descritor TAS obteve melhor desempenho quando comparado com GLCM, LBP e SURF. Já com relação aos algoritmos de aprendizagem de máquina, aqueles baseados em vetores de suporte se sobressaíram ao kNN. Os resultados obtidos se mostraram bem interessantes, principalmente para o problema em questão, o qual envolve segurança e vidas humanas, além dos altos valores monetários envolvidos na construção e também manutenção das edificações.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho avaliou a aplicação de classificadores construídos a partir da combinação de descritores e algoritmos de aprendizagem de máquina ao problema de identificação do nível de corrosão de barras de aço por meio de imagens. A melhor combinação de descritor e algoritmo classificador foi TAS e SVC com taxas de acerto de 73,3% (dp=7,2).

A partir dos resultados obtidos, pode-se continuar com essa linha de pesquisa, variando seus descritores, classificadores, estratégias de validação e também a seleção e combinação de modelos, com o intuito de obter resultados cada vez mais expressivos. Uma alternativa para a concatenação dos vetores de características realizada neste trabalho, poderia ser a construção de modelos independentes a partir dos vetores de características de cada momento estatístico. A partir destes, poder-se-ia selecionar e combinar alguns destes modelos. Um estudo comparativo de ambas as abordagens foi apresentada por Martins, Oliveira e Sabourin (2012), o qual demonstrou a superioridade desta nova abordagem.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem aos docentes Dr. Jefferson Gustavo Martins, Dr. Fabio Alexandre Spanhol e Dr. Carlos Eduardo Tino Balestra pela oportunidade e orientação, bem como o apoio incondicional dos técnicos de laboratório Marcos Vinícius Schlichting e Wilson Leobet. Sem este suporte, não seria possível o desenvolvimento do projeto.

REFERÊNCIAS

ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas. **ABNT 6118**: Projeto de estruturas de concreto – Procedimento. Rio de Janeiro, 2014.

ANDRADE, J. J. de O. **Contribuição à previsão da vida útil das estruturas de concreto armado atacadas pela corrosão de armaduras**: iniciação por cloretos. Tese de Doutorado. Programa de Pós-Graduação Em Engenharia Civil (PPGEC). Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), 2001.

CASCUDO, O. **O Controle da Corrosão de Armaduras em Concreto**. Goiânia: PINI e UFG, 1997.

CONNERS, R. W.; KLINE, D. E.; ARAMAN, P. A.; DRAYER, T. H. Machine vision technology for the forest products industry. **Computer**, v. 30, n. 7, p. 43-48, 1997.

CUNHA, M.; HELENE, P.; LOURENÇO, M. **Corrosão em estruturas de concreto armado**: teoria, controle e métodos de análise. Elsevier Brasil, 2013.

FIGUEIREDO, E. P.; MEIRA, G. Corrosão das armaduras das estruturas de concreto. Boletín Técnico 6. **Asociación Latino americana de Control de Calidad, Patología y Recuperación de la Construcción**. Mexico, 2012.

GU, P.; BEAUDOIN, J. J. Obtaining effective half-cell potential measurements in reinforced concrete structures. Construction Technology Update No. 18. **National Research Council of Canada, Institute for Research in Construction**. Ottawa, 1998.

LOPES, F. L. C.; MONTEIRO, M. D. S.; MELO, H. C. S.; SIQUEIRA, L. M.; LOPES, F. L. G. Análise quantitativa da perda de massa por oxidação em barras de aço carbono CA-50: uma proposta metodológica para a contextualização do estudo da corrosão em cursos de engenharia civil/IFS. **Simpósio De Engenharia De Produção De Sergipe**, 10, São Cristóvão, SE, 2018. p. 440 - 452.

MARTINS, J.G.; OLIVEIRA, L.E.S.; SABOURIN, R. Combining textural descriptors for forest species recognition. In **IECON 2012 - 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society**, p. 1483-1488, 2012.

MARTINS, J.G. **Identificação de Espécies Florestais utilizando Seleção Dinâmica de Classificadores no Espaço de Dissimilaridade**. Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Informática do Setor de Ciências Exatas da Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PR, 2014.

MEHTA, P.K.; MONTEIRO, P. **Concreto: Microestrutura, Propriedades e Materiais**. 3.ed. São Paulo: IBRACON, 2008.

PHAM, D. T.; ALCOCK, R. J. Automated visual inspection of birch wood boards. **IEE Colloquium on Artificial Intelligence in Manufacturing**, p. 1-4, 1997.

PREFEITURA de SP interdita ponte que leva à Dutra pela Marginal Tietê. **G1 SP**, São Paulo - SP, 23 de jan. de 2019. Disponível em: <https://g1.globo.com/sp/sao-paulo/noticia/2019/01/23/prefeitura-de-sp-interdita-ponte-que-leva-a-dutra-pela-marginal-tiete.ghtml>. Acesso em: 20 de jun. de 2019.

RADOVAN, S.; GEORGE, P.; PANAGIOTIS, M.; MANOS, G.; ROBERT, A.; IGOR, D. An approach for automated inspection of wood boards. **International Conference on Image Processing**, 1, p. 798-801, 2001.

SILVA, M. V. F., PEREIRA, M. C., CODARO, E. N. Corrosão do aço-carbono: uma abordagem do cotidiano no ensino de química. **Química Nova**, v. 38, n. 2, p. 293-296. São Paulo, 2015.

SPANHOL, F. A. **Automatic Breast Cancer Classification From Histopathological Images: A Hybrid Approach**. Tese de Doutorado, Programa de Pós-Graduação em Informática do Setor de Ciências Exatas da Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PR, 2018.

VIADUTO da Galeria dos Estados desaba e abre cratera no Eixão Sul. **Correio Braziliense**, Brasília - DF, 06 de fev. de 2018. Disponível em: https://www.correiobraziliense.com.br/app/noticia/cidades/2018/02/06/interna_cidadesdf,658118/parte-do-viaduto-da-galeria-dos-estados-desaba-no-centro-de-brasilia.shtml. Acesso em: 20 de jun. de 2019.