

Algorytmy preprocesingu badań wizyjnych uszkodzeń betonowych podkładów kolejowych

Piotr LESIAK¹, Aleksander SOKOŁOWSKI²

Streszczenie

W artykule przedstawiono algorytmy preprocesingu wizyjnej metody wykrywania uszkodzeń betonowych podkładów kolejowych. Algorytmy te obejmują pozyskiwanie obrazów powierzchni podkładów, selekcję zarejestrowanych klatek zdjęć i przekształcanie za pomocą algorytmu Kanana i Cotrella obrazu kolorowego w monochromatyczny, w celu uzyskania jak największego kontrastu. Prosty sposób jest segmentacja obrazów uszkodzeń podkładów przez progowanie, w celu ich binaryzacji, jednak wskazane są bardziej rozbudowane algorytmy. Następnie dokonuje się odsumowania obrazów z wykorzystaniem filtra medianowego i w dalszej kolejności wykonuje się operacje morfologiczne do ekstrakcji krawędzi uszkodzeń. Ponadto, wykorzystuje się obrazy tekstur powierzchni podkładów, usuwając je z treści wizyjnej. Jako kryterium wyboru algorytmu preprocesingu, przyjęto kształt histogramu obrazu i jego odchylenie standardowe. Tak przygotowane obrazy są podstawą dalszej oceny wielkości uszkodzeń (pęknięć i ubytków) oraz klasyfikacji podkładów betonowych.

Słowa kluczowe: tor kolejowy, podkład betonowy, algorytmy przetwarzania obrazów

1. Wprowadzenie

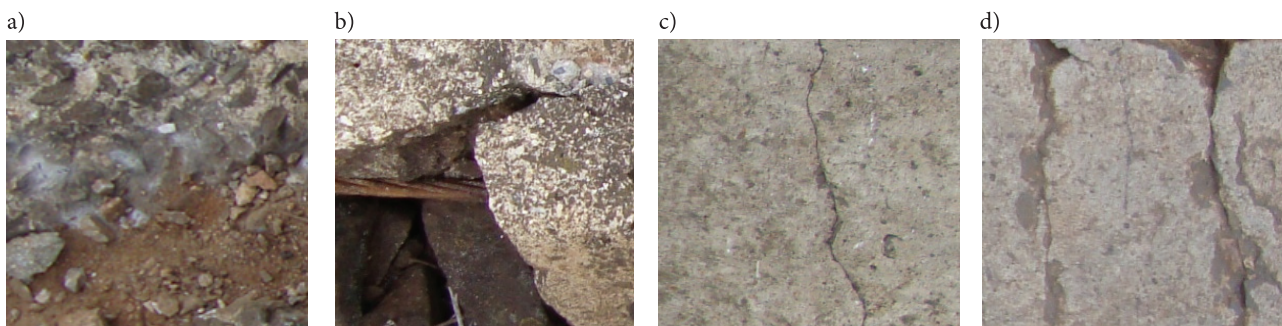
Zautomatyzowane systemy diagnostyczne toru kolejowego, poprawiające jakość kontroli oraz zmniejszające jej czasochłonność, są przedmiotem zainteresowania zarządów kolejowych na całym świecie [7]. Dotyczy to m.in. diagnozowania podkładów kolejowych, których wady mogą doprowadzić do wykolejenia pociągów. Ma to szczególne znaczenie w torach kolei dużych prędkości.

Dotychczasowe prace prowadzone w kraju przez P. Lesiaka, współautora artykułu, ograniczały się do

podkładów drewnianych, w których charakter pęknięć z reguły jest regularny wzdłuż słoje drewna [2–4, 16].

Zupełnie inny charakter mają wady w podkładach betonowych (strunobetonowych) [9, 11]. Wady te z reguły są nieregularne (rys. 1).

W pracy [8] dokonano przeglądu takich uszkodzeń, a także przeanalizowano czynniki ich powstawania [19]. Oceniono też wpływ obciążeń statycznych i dynamicznych na naprężenia i pęknięcie podkładów betonowych [13, 21]. Opisano mechanikę ich pęknięcia przez badanie wielkości pęknięć [18], a także skutek zamarzania w nich wody [20]. Zaprezentowano wy-



Rys. 1. Przykłady uszkodzeń podkładów betonowych: a) ubytek, b) ubytek z odsłonięciem zbrojenia, c) pojedyncze pęknięcie, d) podwójne pęknięcie [fot. autorów]

¹ Dr hab. inż.; Wyższa Szkoła Ekonomii i Innowacji w Lublinie, Wydział Transportu i Informatyki, Lublin; e-mail: piotr.lesiak@wsei.lublin.pl.

² Dr; Politechnika Rzeszowska, Wydział Zarządzania; e-mail: alex5@prz.edu.pl.

niki badań wskazujących na niszczenie podkładów betonowych, spowodowane przez drgania o częstotliwości powyżej 100 Hz [10].

Badania te miały odpowiedzieć na pytania, jakie czynniki i w jakim stopniu wpływają na eksploatacyjne uszkodzenia podkładów betonowych (pęknięcie, ubytki, odpryski itp.), natomiast głównym celem autorów jest diagnostyka tych uszkodzeń. W tym celu są stosowane rozmaite techniki badawcze, w których można wyróżnić najnowszą, wykorzystującą emisję akustyczną [5].

Podstawową metodą, wdrażaną od niedawna w mobilnej diagnostyce toru, jest metoda wizyjna. Z reguły wprowadza się jej automatyzację, również przy wykrywaniu uszkodzeń podkładów kolejowych [1, 17]. W bardziej szczegółowych rozważaniach dokonuje się automatycznej selekcji i klasyfikacji, obejmującej trzy główne etapy: preprocesingu, wykrywania uszkodzonego podkładu i wykrywania samego uszkodzenia [6].

W krajowych rozwiązaniach komercyjnych, taki system wykorzystuje wprowadzana do eksploatacji przez Centrum Diagnostyki PKP PLK S.A. dreżyna pomiarowa o symbolu DP560, w której systemy pomiarowe opracowała włoska firma MerMec, natomiast polska firma Graw Sp. z o.o. zamontowała na podbijarce TMS system wideokontroli toru dla kolei holenderskich, której jedną z możliwości jest inspekcja podkładów [informacja własna uzyskana w Centrum Diagnostyki w Warszawie PKP PLK S.A.].

Ocena obrazów uszkodzeń podkładów wymaga wstępnego przygotowania, do czego służą algorytmy preprocesingu [2, 16]. Będą one przedmiotem rozważań autorów.

Operacje preprocesingu eliminują zmienne, które nie wnoszą istotnych informacji, a zakresy tych zmiennych znacząco różnią się od siebie. W wyniku działania tego przetwarzania następuje automatyczna ekstrakcja charakterystycznych cech obrazu podkładu, w tym przypadku jego pęknięć i ubytków. Nie jest to zadanie łatwe, ze względu na liczne zakłócenia, w tym wprowadzane przez podsypkę, roślinność i inne różnorodne przedmioty leżące na torach, a także zmienną teksturę. Nie wszystkie zakłócenia są możliwe do usunięcia na tym etapie rozważań, toteż pozostawiono je do kolejnych badań. Zaproponowane algorytmy wykorzystują obrazy podkładów niezakłócone tłucznem.

2. Algorytmy preprocesingu

W zaproponowanej metodzie preprocesingu, w pierwszym kroku dokonywane jest przekształcenie obrazu kolorowego podkładów betonowych w obraz monochromatyczny. W teorii koloru, saturacja lub

nasycenie, jest to subiektywna intensywność barwy. Wartości intensywności składników barwy obrazu przy rozdzielczości 8-bitowej, zawierają się w zakresie od 0 do 255, czyli:

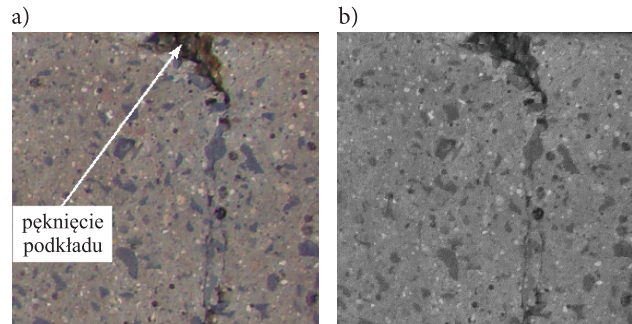
$$C_{RGB} = (R(i, j), G(i, j), B(i, j)), \quad (1)$$

gdzie: C_{RGB} oznacza intensywność barwy obrazu kolorowego w pikselu i, j , R , G , zaś B oznacza intensywność poszczególnych barw składowych [15].

W przestrzeni RGB, nasycenie jest rozumiane jako odległość euklidesowa danego koloru, od szarego punktu o tej samej jasności co rozważany kolor. W celu takiej transformacji obrazów podkładów, można zastosować wybrany algorytm z licznych algorytmów Kanana i Cottrella [14]:

$$Gr(i, j) = 0,299 R(i, j) + 0,587 G(i, j) + 0,114 B(i, j), \quad (2)$$

gdzie: $Gr(i, j)$ oznacza jasność szarości obrazu monochromatycznego w pikselu i, j . Na rysunku 2 podano przykład funkcjonowania tego algorytmu.

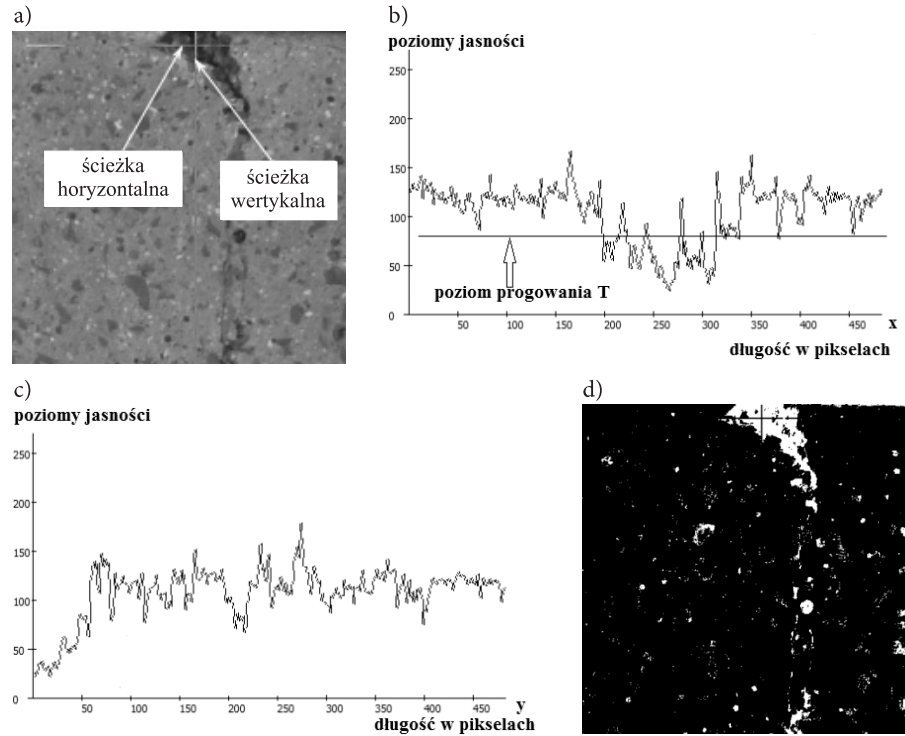


Rys. 2. Ilustracja przetwarzania fragmentu obrazu wizyjnego podkładu betonowego z pęknięciem betonu: a) kolorowy obraz wejściowy, b) wersja monochromatyczna obrazu według algorytmu opisanego wzorem (2) [fot. autorów]

Następnie ustala się przekroje przedstawiające przebiegi jasności obrazu wzdłuż ścieżek (kursorów) horyzontalnej i wertykalnej monochromatycznego obrazu, ustawionych w obszarze największego uszkodzenia, jak na rysunku 3a. Odpowiednio, przebiegi z rysunku 3b i 3c, prezentują jasności wzdłuż tych ścieżek. Widoczny jest tu istotny wpływ tekstury betonu.

Obraz z rysunku 3a poddano segmentacji przez progowanie [16]. Metodę tę można nazwać uproszczoną. Istotnym problemem jest tu właściwy dobór wartości progu.

Obraz podkładu zawiera wartości amplitud pikseli, skupione wokół dwóch wartości średnich, \bar{u}_1 – uszkodzenie w podkładzie i jej tło \bar{u}_2 , czyli otoczenie powierzchni bez uszkodzenia, każde o rozkładzie Gaussowskim, które odpowiednio oznaczono jako P_1



Rys. 3. Ilustracja transformacji obrazu z wersji monochromatycznej (a) do wersji binarnej (d), gdzie (b) przedstawia zmiany jasności obrazu wzdłuż linii poziomej, (c) przedstawia zmiany jasności wzdłuż linii pionowej [opracowanie własne]

i P_2 , przy czym $P_1 + P_2 = 1$. Dla tych założeń określa się wartość progową T , minimalizującą całkowity błąd segmentacji obrazu, tj. liczby pikseli należących do wady podkładu i zaliczonych do jego tła (ang. *false positive*) oraz pikseli należących do tła podkładu i zaliczonych do jego wady (ang. *false negative*).

Dla równych wariancji σ^2 rozkładu jasności obrazu wady i tła podkładu, wartość progu minimalizująca błąd segmentacji wynosi:

$$T = \frac{\bar{u}_1 + \bar{u}_2}{2} + \frac{\sigma^2}{\bar{u}_1 - \bar{u}_2} \ln\left(\frac{P_1}{P_2}\right). \quad (3)$$

Dla $P_1 = P_2$ optymalna wartość progu segmentacji jest równa średniej arytmetycznej ze średnich jasności wady podkładu i jego tła.

W efekcie zastosowania tej procedury uzyskano obraz zbinaryzowany (rys. 3d), czyli przedstawiony w wersji dwubarwnej (czarno-białej). W tym obrazie uzyskano wówczas największy obszar biały obejmujący pęknięcie podkładu i jednocześnie tam, gdzie nie ma wady, możliwie najmniej białego szumu, czyli wartości jasności obrazu leżące powyżej progu są przedstawiane barwą czarną, poniżej zaś – barwą białą. Ma to swoje uzasadnienie w tym, że przedstawiając ciemniejszą plamę jako białą, a część podkładu nieuszkodzoną – barwą czarną, i mając do dyspozycji taki czarno-biały obraz, łatwiej można określić wielkość uszkodzenia. Proces ten zobrazowano na rysunku 3b, gdzie poziom progowania oznaczono poziomą

linią ciągłą. W tym przypadku mamy do czynienia z pęknięciem podkładu lub stanem bliskim pęknięciu.

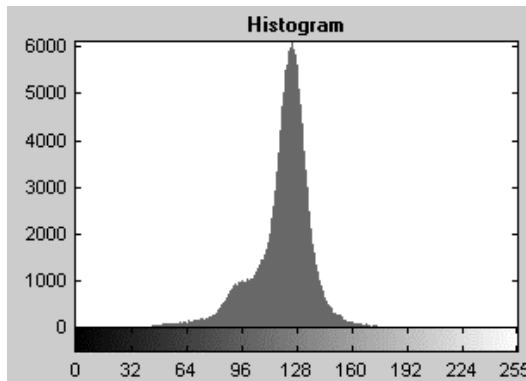
Wstępną ocenę jakości obrazu z reguły podejmuje się na podstawie jego histogramu. Wąski histogram, to słaby kontrast obrazu i trudności z ekstrakcją informacji (rys. 4) oraz towarzyszące temu niskie odchylenie standardowe:

$$\sigma_u = \sum_{l=0}^{L-1} (u_l - \bar{u})^2 h(u_l), \quad (4)$$

gdzie:

- L – całkowita liczba dostępnych poziomów jasności obrazu $u_l, l = 0, \dots, L - 1$ (dla typowego 8-bitowego obrazu wady L jest równe 256),
- $h(u_l)$ – liczba pikseli obrazu uszkodzenia podkładu o poziomie jasności u_l .

Taka sytuacja dotyczy rysunku 3a, gdyż odchylenie standardowe wyznaczone ze wzoru (4) wynosi $\sigma_u = 18$. Ten parametr będzie stanowić kryterium wyboru metody preprocesingu uproszczonego przez bezpośrednią binaryzację lub złożonego, wykorzystującego bardziej złożone przetwarzanie obrazu. Tu wybór jest jednoznaczny, gdyż obraz z rysunku 3d zawiera jeszcze wiele zakłóceń punktowych, przy jednocześnie słabo pokazanym pęknięciu w dolnej części. Skłania to do zastosowania przed segmentacją dodatkowych algorytmów przetwarzania obrazu z rysunku 3a.



Rys. 4. Histogram obrazu podkładu betonowego z pęknięciem jak na rysunku 3a [opracowanie własne]

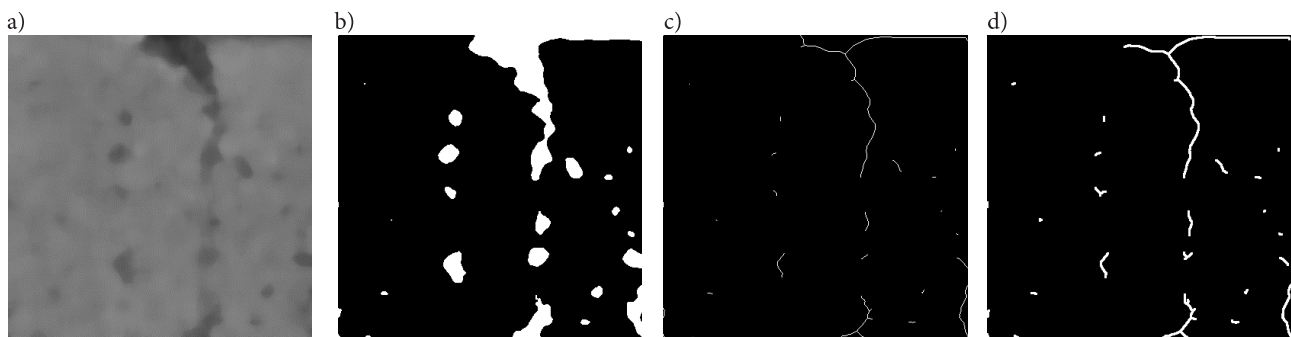
Rutynowym działaniem jest zwykle odszumianie. Wydajnym sposobem może być zastosowanie filtracji nieliniowej, o tzw. statystyce porządkowej [16]. Dla tego przypadku zastosowano nieliniowy filtr medianowy, w którym istnieje możliwość wyboru obszaru działania filtru, co dla otoczenia 10 pikseli pokazano na rysunku 5a. W przeciwieństwie do bezpośredniej binaryzacji, widoczny jest tu spadek pojedynczych zakłóceń punktowych, co wynika z porównania rysunków 5b i 3d. Następnie zastosowano wygodne i szybkie operacje morfologiczne, *thin* i *dylatację*, dzięki czemu nastąpiła lepsza ekstrakcja krawędzi pęknię-

cia podkładu. Jest to podejście w miarę uniwersalne i sprawdza się przy innych uszkodzeniach.

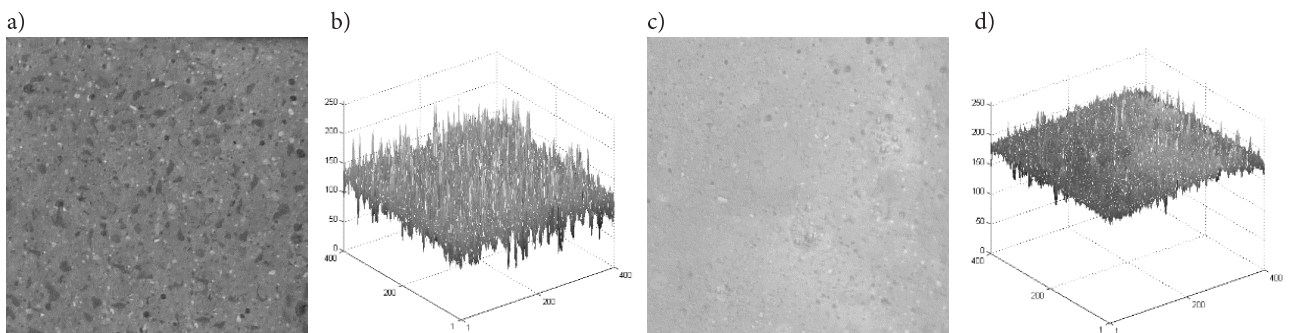
Znaczącym problemem w takich przypadkach są niewielkie zmiany powierzchni podkładu w postaci punktowych odprysków powstałych w procesie produkcji, montażu lub eksploatacji, które z reguły nie niosą za sobą niebezpieczeństwa powiększania się. Ich wyeliminowanie z obrazu podkładu wiąże się ze znaczącym rozmyciem dużych wad i w efekcie zmniejszenie ich rozmiarów wskutek zastosowania innych operacji preprocesingu.

Autorzy podjęli również próbę wyeliminowania z obrazu uszkodzonego podkładu jego tekstury powierzchni. Tekstura w aspekcie percepcji może być powiązana z pewnymi cechami fizycznymi, takimi jak gładkość, szorstkość, regularność, czy kierunkowość. Jej obecność w obrazach wizyjnych powierzchni podkładów jest oczywista, gdzie stanowi ona tło. Przyjmuje ona różne rozmiary ziarnistości i amplitudy jasności, co pokazano na rysunku 6.

Podjęte eksperymenty polegały na wyznaczeniu różnicy między obrazem uszkodzonego podkładu i teksturą stanowiącą tło. Oczywiście obydwie porównywane obrazy powinny mieć ten sam wymiar oraz taką samą rozdzielczość geometryczną – 400×400 pikseli. Kwantyzacja amplitudy jasności miała 8-bitową rozdzielczość, rysunek 6b i 6d. Operacja ta polega na odejmowaniu od siebie amplitud pikseli o tych samych współrzędnych geometrycznych.



Rys. 5. Ilustracja kolejnych faz przetwarzania obrazu pęknięcia podkładu betonowego z rysunku 3a: a) po filtracji medianowej, b) po progowaniu, c) po operacjach morfologicznych *thin* i d) *dylatacji* [opracowanie własne]



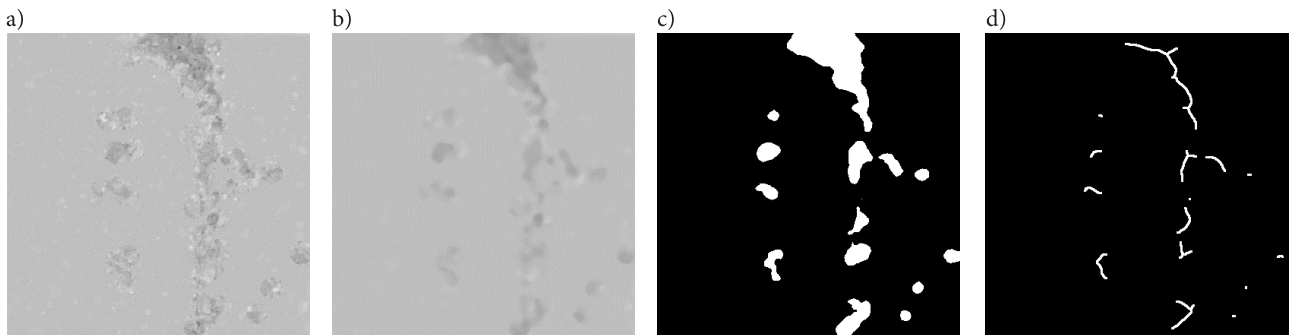
Rys. 6. Ilustracja tekstury powierzchni podkładów betonowych: a) gruboziarnista powierzchnia podkładu w zakresie średniej amplitudy jasności, b) obraz skwantowanej amplitudy jasności powierzchni z ilustracji a), c) drobnoziarnista powierzchnia podkładu w zakresie wysokiej amplitudy jasności, d) obraz skwantowanej amplitudy jasności powierzchni z ilustracji c) [opracowanie własne]

W badaniach wykorzystano ten sam obraz pęknięcia z rysunku 3a. Pokazano to na rysunku 7. Najpierw wyznaczono różnicę obrazu pęknięcia z rysunku 3a i tekstury betonu o podobnej ziarnistości i jasności jak na rysunku 6a. Następne operacje przetwarzania były identyczne jak na rysunku 5. Uzyskany finalny obraz 7d, niewiele się różni od obrazu z rysunku 5c, przy czym zniknęły najmniejsze odizolowane pojedyncze zakłócenia wskutek wyeliminowania z obrazu jego tekstury. Oczywisty jest tu właściwy dobór tekstury, najbardziej zbliżony do rzeczy-

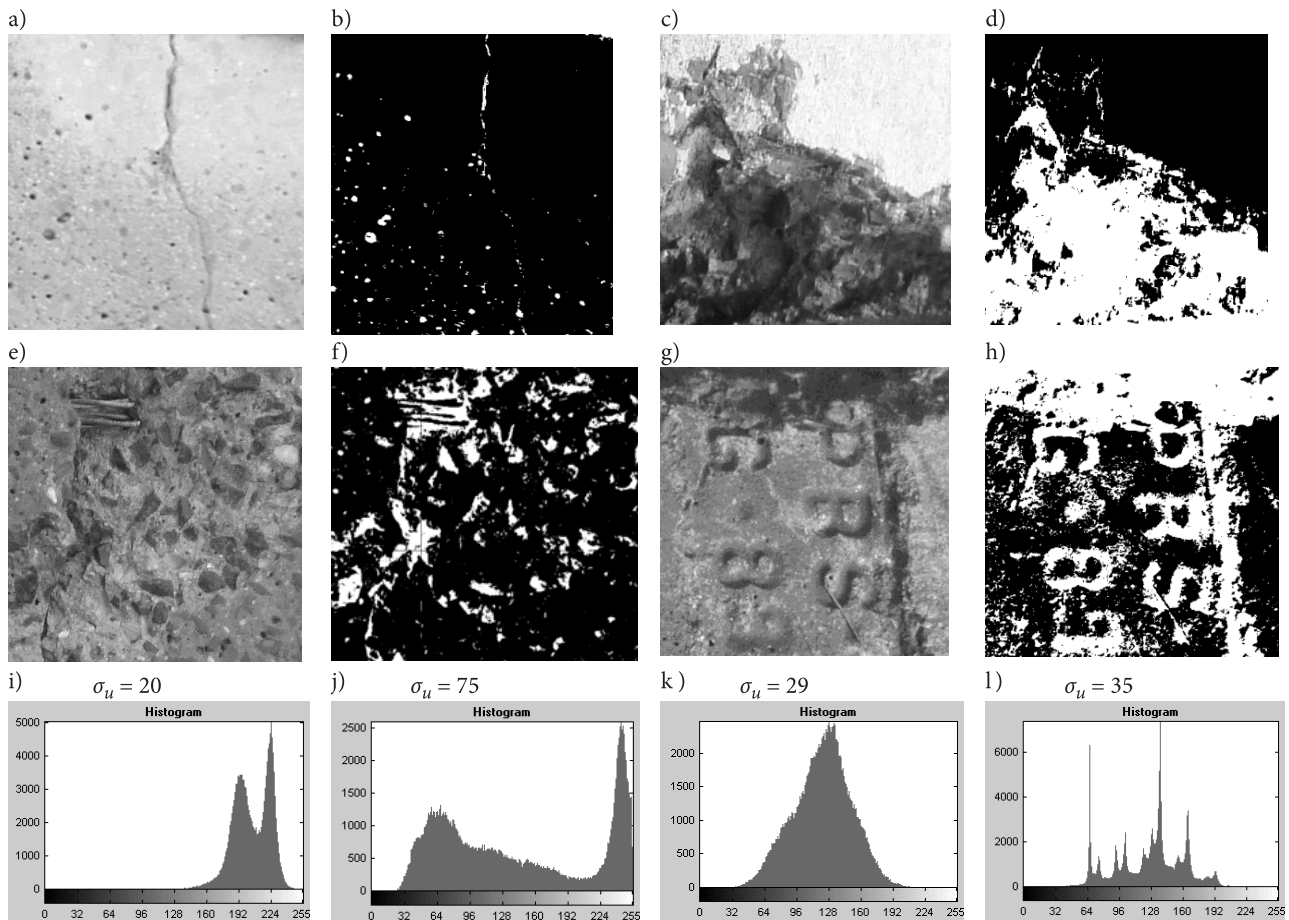
wistej. W wizyjnych systemach pomiarowych powinien on być rozpoznawany na szlaku kolejowym.

3. Przykładowe wyniki badań i ich analiza

Kryterium, według którego wybiera się uproszczony lub złożony algorytm preprocesingu, przyjęto na podstawie odchylenia standardowego σ_u histogramu. W przykładach z rysunku 8 zastosowano uproszczony



Rys. 7. Ilustracja kolejnych faz przetwarzania obrazu pęknięcia podkładu betonowego z rysunku 3a, gdzie: a) stanowi różnicę tego obrazu i tekstury z rysunku 6a, b) po filtracji medianowej, c) po progowaniu, d) po operacjach morfologicznych *thin* i *dylatacji* [opracowanie własne]



Rys. 8. Przykłady przetwarzania obrazów dla podkładów betonowych z kilkoma rodzajami uszkodzeń, ich postacią zbinaryzowaną oraz histogramami: a) i b) pęknięcie podkładu, c) i d) ubytek podkładu, e) i f) ubytek podkładu z gorszym oświetleniem, g) i h) fragment opisu cechowania podkładu, i), j), k) i l) histogramy odpowiednio obrazów z a), c) e) i g) [opracowanie własne]

algorytm przetwarzania obrazów podkładów betonowych. Rysunki 8a i 8b przedstawiają te same pęknięcia podkładu, przy czym obraz w skali szarości z rysunku 8a jest efektem zastosowania wzoru (2). Dobierając odpowiedni poziom progowania, uzyska się ciągłą linię leżącą w pobliżu pionowej ścieżki wyznaczającej rozkład jasności obrazu.

W tym przypadku można mówić o słabej jakości obrazu pęknięcia po zastosowaniu tego algorytmu. Poziom progowania został ustalony na wartość 155, jeżeli przyjąć 255 jako maksimum jasności. Przy niższym poziomie progowania, obraz zawiera mniej informacji i wada jest gorzej, bądź w ogóle niewidoczna. Przy wyższym poziomie progowania, na obrazie pojawiają się zakłócenia pochodzące od nierówności punktowych podkładu. Potwierdza to histogram z rysunku 8i oraz niska wartość jego odchylenia standardowego $\sigma_u = 20$ odpowiadająca obrazowi z rysunku 8a, wskazując jednoznacznie na konieczność wyboru algorytmu złożonego.

Rysunki 8c i 8d przedstawiają ubytek podkładu. W przeciwieństwie do poprzedniego przykładu, zbinaryzowany obraz pokazuje wyraźny ubytek zajmujący około połowę pola powierzchni. Można powiedzieć, że jest to najlepszy przykład działania metody. Poziom progowania ma wartość 110, przy niższej obraz nie jest ciągły. Uzasadnia to najlepiej rozciągnięty kształt histogramu z rysunku 8j oraz jego wysokie odchylenie standardowe $\sigma_u = 75$, gdyż obraz jest kontrastowy. Algorytm uproszczony, jest tu w pełni zasadny.

Obrazy z rysunków 8e i 8f przedstawiają również ubytek podkładu zbliżony co do charakteru, jak na poprzednich rysunkach 8c i 8d. Rysunek 8f jest mniej wyraźny niż rysunek 8d, wynika to z tego, że jego kontrast jest wyraźnie niższy. Potwierdza to stosunkowo wąski histogram z rysunku 8g i niska wartość $\sigma_u = 29$. Poziom progowania wyniósł 90. Obraz nie jest ciągły, ale daje wrażenie pokrywania całej wady. Wydaje się, że zmiana warunków oświetlenia poprawiłaby jego jakość. W tych warunkach zachodzi potrzeba stosowania algorytmu złożonego, rozszerzonego o inne funkcje przetwarzania niż przedstawione w tym artykule.

Rysunki 8g i 8h pokazują obraz podkładu nieuszkodzonego, cechowanego za pomocą wytłoczeń. Znaki umieszczone na górnej powierzchni podkładu powinny mieć wysokość nie mniejszą niż 18 mm i szerokość 5 mm oraz być wytłoczone w betonie na głębokość co najmniej 3 mm. Zawierają one typ podkładu i szyny, rok produkcji (ostatnie dwie cyfry) oraz znak producenta [12]. Można zauważyć, że był to bardzo stary podkład, z 1989 roku i pomimo tego zachował się w miarę czytelny napis, zarówno przed, jak i po binaryzacji. Dość szerokie spektrum o zróżnicowanej amplitudzie (rys. 8h), jest wynikiem niedoskonałości oświetlenia.

4. Wnioski

W artykule przedstawiono metody przygotowania, czyli preprocesingu obrazów wizyjnych betonowych podkładów kolejowych zawierających uszkodzenia, w celu ich dalszej oceny i klasyfikacji. Zaproponowano różne sposoby rozwiązania tego problemu wraz z analizą. Najpierw następuje przekształcenie kolorowego obrazu w monochromatyczny. W metodzie uproszczonej, dokonuje się segmentacji uszkodzeń przez optymalny wybór progowania jasności obrazów, uzyskując obraz binarny (czarno-biały), przy czym białym kolorem jest zobrazowana wada. Stanowi to punkt wyjściowy do dalszej oceny i klasyfikacji uszkodzeń.

Metoda wydaje się działać poprawnie, niemniej jednak potrzebne są pewne poprawki. Przede wszystkim należy określić, jakie oświetlenie będzie najlepsze, aby można było dokładnie wydobyć z obrazu obszar uszkodzeń. W eksperymentach autorzy wykorzystywali zdjęcia robione manualnie ze stałym kadrem, przy oświetleniu naturalnym. Dlatego w niektórych przypadkach trudno uzyskać dobre warunki ekspozycji uszkodzeń, szczególnie przy niskim kontraście. Problem ten powinien być zminimalizowany w zautomatyzowanych, mobilnych systemach pomiarowych.

Algorytm złożony, wykorzystujący kilka operacji na obrazach, będzie szczególnie przydatny przy licznych zakłóceniach powierzchni, takich jak lokalne nierówności, punktowe wgłębienia, większa ziarnistość betonu, szczególnie w starszych wyrobach. Optymalnym rozwiązaniem, niezależnie od charakteru uszkodzenia, byłoby opracowanie stałego algorytmu, który mógłby funkcjonować w czasie rzeczywistym. W przypadku wątpliwości, jak ma to miejsce w diagnostyce wad szyn kolejowych na szlaku, operator powinien być wyposażony w dodatkowe narzędzia informatyczne, uściślające podjęcie ostatecznej decyzji.

Z tego powodu, zaproponowane w artykule rozwiązania powinny być rozwijane i doskonalone na bazie próbek badawczych dobrej jakości.

W kolejnym etapie badań wizyjnych podkładów betonowych, po operacji preprocesingu, dokonuje się ich klasyfikacji na „zdatne” i „niezdatne” do dalszej eksploatacji. Zwykle angażuje się do tego, np. sieć neuronową wyposażoną w wektor komponentów: liczba pęknięć występujących w klasyfikowanym podkładzie, długość największego pęknięcia klasyfikowanego podkładu, szerokość największego pęknięcia klasyfikowanego podkładu itd., co było przedmiotem badań P. Lesiaka – współautora artykułu, dotyczących podkładów drewnianych [3, 4]. Duża różnorodność uszkodzeń podkładów betonowych sprawia, że liczba próbek potrzebnych do analiz musi być niewspółmiernie większa.

Literatura

1. Auglar J., Lope M., Torres F., Blesa A.: *Development of a stereo vision system for non-contact railway concrete sleepers measurement based in holographic optical elements*, Measurement 38, 22 June 2005, Elsevier, s. 154–165.
2. Bojarczak P., Lesiak P.: *Preprocessing w diagnostyce wizyjnej podkładów kolejowych*, TransComp 2009, Logistyka 6/2009 (CD), s. 10.
3. Bojarczak P., Lesiak P.: *Application of neural networks into automatic visual diagnostic of railway wooden sleepers*, Międzynarodowa Konferencja Naukowa Transport XXI wieku, Białowieża 2010, Logistyka 4/2010 (CD), s. 10.
4. Bojarczak P., Lesiak P.: *Zastosowanie hybrydowej sieci neuronowej do klasyfikacji uszkodzeń drewnianych podkładów kolejowych*, Prace Naukowe, Transport, z. 78, Politechnika Warszawska, Warszawa 2011, s. 23–36.
5. Clark A., Kaewunruen S., Janeliukstis R. and Paelias M.: *Damage detection in railway prestressed concrete sleepers using acoustic emission*, IMST 2017. IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 251, 012068, 2017 [online] <http://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/251/1/012068/pdf> [dostęp 1 września 2018].
6. Delforouzi A., Tabatabaei A.H., Khan M.H., Grzegorzek M.A.: *Vision-Based method for automatic crack detection in railway sleepers*, W: Kurzynski M., Wozniak M., Burduk R. (eds), Proceedings of the 10th International Conference on Computer Recognition Systems CORES 2017, Advances in Intelligent Systems and Computing, Vol. 578. Springer, Cham 2018, s. 130–139.
7. Federal Railroad Administration, Office of Safety Analysis. Train Accidents by Type and Major Cause from Form: FRA F 6180.54. Jan.-Dec, 2004, April 6, 2005.
8. Ferdous W., Manalo A.: *Failures of mainline railway sleepers and suggested remedies – review of current practice*, Engineering Failure Analysis, Vol. 44, 2014, s. 17–35.
9. Ferdous W., Manalo A., Aravinthan T., Remennikov A.: *Review of failures of railway sleepers and its consequences*. Proceedings of the first International Conference on Infrastructure Failures and Consequences 16-20 July 2014, RMIT University Melbourne, s. 398–407.
10. Grassie S.L., Cox S.J.: *The dynamic response of railway track with unsupported sleepers*, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Vol. 199, Part D, No. 2, 1985, s. 123–135.
11. Id-1: Warunki techniczne utrzymania nawierzchni na liniach kolejowych, PKP PLK S.A., Warszawa 2005.
12. Id-101: Warunki techniczne wykonania i odbioru podkładów i podrozdnic strunobetonowych, PKP PLK S.A., Warszawa 2010.
13. Jokūbaitis A., Valivonis J., Marčiukaitis G.: *Analysis of strain state and cracking of concrete sleepers*, Journal of Civil Engineering and Management, Vol. 22, 2016, s. 564–572.
14. Kanan G., Cottrell G.W.: *Color-to-greyscale: does the method matter in image recognition?* PLoS ONE. Vol. 7, No 1, e29740, 2012, s. 7–10, [online] <http://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0029740> [dostęp 1 września 2018].
15. Kumar T., Verma K.: *The theory based on conversion of RGB image to gray image*, International Journal of Computer Applications, Vol. 7, No. 2, 2010, s. 7–10.
16. Lesiak P., Bojarczak P.: *Przetwarzanie i analiza obrazów w wybranych badaniach defektoskopowych*, Monograficzna seria wydawnicza, Biblioteka Problemów Eksploatacji, Wydawnictwo Naukowe Instytutu Technologii Eksploatacji – PIB, Radom 2012, s. 185.
17. Ramesh S., Chavan S., Kankani J. et.al.: *Crack detection in concrete railway sleeper*, International Journal of Computer Sciences and Engineering, Vol. 04, Issue 02, 2016, s. 142–144.
18. Rezaie F., Farnam S.M.: *Fracture mechanics analysis of pre-stressed concrete sleepers via investigating crack initiation length*, Engineering Failure Analysis, 58, Part 1, 2015, s. 267–280.
19. Zakeri J.-A., Rezvani F.H.: *Failures of railway concrete sleepers during service life*, International Journal of Construction Engineering and Management 2012, 1(1), s. 1–5.
20. Zi G., Moon D.Y., Lee S.-J. et.al.: *Investigation of a concrete railway sleeper failed by ice expansion*, Engineering Failure Analysis, 26, 2012, s. 151–163.
21. You R., Li D., Ngamkhanong C., Janeliukstis R., Kaewunruen S.: *Fatigue life assessment method for prestressed concrete sleepers*, Frontiers in Built Environment, 15 Nov. 2017, [online] <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fbuil.2017.00068/full> [dostęp: 1 września 2018].