



Un approccio teorico-sperimentale per la ricostruzione del profilo trasversale di rotaie usurate

A theoretical and experimental approach to reconstructing the transverse profile of worn-out rails

Dott. Ingg. Marco GUERRIERI^(*), Giuseppe PARLA^(**), Dario TICALI^(***)

1. Premessa

La sovrastruttura ferroviaria durante la propria vita utile è sottoposta a molteplici sollecitazioni meccaniche ed ambientali che, nel corso del tempo, ne determinano il deterioramento. Ormai da diversi anni è consolidato l'impiego di tecniche laser ad alto rendimento, implementate in treni diagnostici, quali ad esempio il treno Archimede, che permettono di individuare con elevatissima precisione i parametri geometrici del binario (scartamento, allineamento, livello longitudinale, livello trasversale, difetto di sopraelevazione, sghembo, ecc.) e l'usura delle rotaie (verticale, orizzontale, a 45°, ecc.).

Obiettivo del presente studio è quello di proporre una nuova procedura per la ricostruzione del profilo trasversale di rotaie usurate mediante la tecnica dell'*image processing*; tale approccio metodologico, dettagliatamente descritto nei seguenti paragrafi, si basa sulle "informazioni" contenute in immagini fotografiche ad alta risoluzione delle rotaie e su specifici algoritmi che permettono di ottenere l'esatto profilo geometrico delle rotaie stesse. Le analisi ed i primi risultati sono relativi a ricerche svolte in laboratorio su sezioni trasversali di rotaie prelevate da tratte ferroviarie in riqualificazione. Al contempo, si stanno definendo ulteriori metodologie stereoscopiche per la ricostruzione del profilo delle rotaie mediante apparecchiature installate direttamente sui rotabili diagnostici; i risultati attesi permetteranno di valutare se la tecnica dell'*image processing*, oltre ad applicazioni in laboratorio, potrà essere usata per rilievi ad alto rendimento in alternativa, o più probabilmente in complementarietà, alle scansioni laser del binario.

2. La segmentazione dell'immagine della rotaia

L'obiettivo primario dell'*image processing* (elaborazione delle immagini) è quello di rendere esplicito il contenuto informativo di una data immagine in relazione alla natura dell'applicazione alla quale si fa riferimento. Tutti i metodi

1. Introduction

Over its useful life a railway superstructure is subject to manifold mechanical and environmental stress which gradually lead to its deterioration. For several years the use of high-efficiency laser techniques has become consolidated and implemented in diagnostic trains (e.g. the train *Archimede*) which allow to detect the track geometric parameters (gauge, alignment, longitudinal level, cross level, superelevation defect, warping of the track etc.) and the state of wear (vertical, horizontal, 45-degree etc.) with very high precision.

The purpose of this paper is to suggest a new procedure for reconstructing the transverse profile of worn-out tracks by means of the *image-processing* technique. This methodological approach, which will be detailed in the following paragraphs, is based on the "information" contained in high-resolution photographic images of tracks and on specific algorithms that allow to obtain the exact geometric profile of those tracks. The analyses and the first results, obtained from laboratory researches, concern track cross sections taken from railway lines under upgrading. At the same time, further stereoscopic methods are being defined to reconstruct the track profile through equipment directly installed on diagnostic rolling stock; the results expected will allow to assess whether the *image-processing* technique can be employed not only in laboratory applications but also in high-efficiency surveys as an alternative, or more probably a complement, to track laser scans.

2. Track image segmentation

The primary goal of *image processing* is to make the information content of a given image explicit with regard to the reference application type. All the segmentation methods are defined to process an image through specific

^(*) Facoltà di Ingegneria, Università degli Studi di Perugia.

^(**) Facoltà di Ingegneria, Università degli Studi di Palermo.

^(***) Facoltà di Ingegneria, Università degli Studi di Enna "Kore".

^(*) Faculty of Engineering, University of Perugia.

^(**) Faculty of Engineering, University of Palermo.

^(***) Faculty of Engineering and Architecture, University of Enna "Kore".

di segmentazione sono definiti allo scopo di elaborare un'immagine secondo specifici algoritmi che suddividano l'immagine in regioni distinte ed omogenee rispetto ad una prefissata caratteristica, definita in relazione alle finalità della segmentazione stessa. Tale operazione costituisce il primo passo per distinguere la regione in cui è presente l'oggetto di interesse (ROI *region of interest*, che nel caso specifico è la rotaia ferroviaria) dalle altre parti ovvero dallo sfondo. In generale, per suddividere una immagine in scala di grigio in diverse regioni, si parte da due diverse ma non contrapposte constatazioni (ROUSHDY, 2006):

- nella zona di passaggio da una regione ad un'altra si registrano generalmente differenze tra le intensità dei pixel adiacenti. Per rilevare, allora, le discontinuità significative (edge detection), si dispone di appositi algoritmi che utilizzano filtri derivativi del primo o del secondo ordine;
- le intensità dei pixel appartenenti ad una stessa regione sono solitamente "sufficientemente" simili tra loro. La similarità dei pixel di una regione può essere stabilita in base alla sola intensità dei pixel (*histogram thresholding globale o locale*) e tenendo anche conto della loro posizione (*clustering, region splitting and merging, region growing*).

La partizione dell'immagine deve in ogni caso soddisfare i seguenti criteri:

- le regioni devono essere il più possibile omogenee rispetto alle caratteristiche prescelte;
- i confini delle regioni devono essere compatibili con le variazioni della misura di similarità adottata;
- le aree percettivamente uniformi non devono essere divise in più parti;
- le aree piccole e molto contrastate non devono essere fuse con le regioni confinanti.

Ovviamente un processo di partizione dell'immagine deve essere capace di non eliminare le importantissime informazioni del contorno degli oggetti, che nel presente lavoro, rappresentano il punto di partenza per l'individuazione delle distanze tra i profili trasversali della rotaia nelle diverse condizioni di esercizio ed in particolare: rotaia usurata e rotaia nuova.

Alla luce di ciò è stato implementato un algoritmo che attraverso un set di funzioni appositamente specializzate risolve tutte le problematiche sopracitate. Infatti, analizzata la peculiarità dell'immagine in esame, la procedura di segmentazione, individua il contorno o "edge" dell'immagine attraverso l'algoritmo di CANNY [3] ed altre procedure opportunamente calibrate che, per le finalità della ricerca, ne massimizzano le informazioni geometriche ottenibili sul bordo dell'immagine in esame. Nei passi successivi la procedura implementata risolve il delicatissimo problema di confrontare i due profili della rotaia (usurata e nuovo) e calcolarne gli scostamenti. I prossimi paragrafi illustrano e formalizzano le due procedure.

algorithms that divide the image into distinct and uniform areas according to a preset feature for the segmentation purpose. This operation is the first step to distinguish the region enclosing the object of interest (ROI, *region of interest*; that in this specific case is the railway track) from the other parts or from the background. In general, in order to split a greyscale image into different regions, the starting point is given by two different, but not opposite observations (ROUSHDY, 2006):

- intensity differences between the adjacent pixels are generally recorded in the transit area from a region to another. Therefore, suitable algorithms with first- or second-order derivative filters are available to survey significant discontinuities (edge detection);
- the intensities of pixels belonging to the same region are usually "sufficiently" similar to one another. Pixel similarity in a given region can be established depending on their intensity (*global or local histogram thresholding*) and also on their position (*clustering, region splitting and merging, region growing*).

Image partition is in any case required to meet the following criteria:

- regions must be as uniform as possible with regard to the selected features;
- region boundaries must be compatible with the variations in the similarity measure adopted;
- perceptually uniform regions must not be split into more parts;
- small high-contrast regions must not be merged with the neighbouring regions.

Obviously, an image partition process must be able to preserve the valuable information along the object contours which in this paper is the starting point for detecting the distances between the track transverse profiles in different operational conditions, more specifically worn-out and new tracks.

In light of this, an algorithm has been implemented to solve these problems through a set of functions properly specified. As a matter of fact, after analyzing the peculiarity of the image under consideration, the segmentation procedure detects the image contour or "edge" through CANNY's algorithm [3] and other procedures, properly calibrated for the research purpose, which maximize the geometric information achievable from the image edge under examination. In the following steps this procedure solves the complex problem of comparing the two track profiles (worn-out and new) and measuring the deviations. The paragraphs below illustrate and formalize the two procedures.

2.1. Segmentation suggested for "edge detection"

In order to analyze the image of a track plane section, the first step of the procedure is the edge detection of the

2.1. Segmentazione proposta per la “edge detection”

Per l'analisi dell'immagine di una sezione piana di una rotaia ferroviaria, in una prima fase della procedura proposta è possibile procedere all'individuazione del contorno del profilo trasversale mediante l'algoritmo di CANNY. La fase di *detection dell'edge dell'immagine* è necessaria in quanto, nonostante le immagini digitali possano essere realizzate con macchine ad elevata risoluzione, alcuni pixel dell'immagine potrebbero essere affetti da rumore (debolissime dispersioni luminose localizzate nel bordo dell'immagine della rotaia) rendendo non abbastanza precisa l'individuazione del bordo della rotaia stessa. Più in particolare, occorre individuare esattamente la posizione del bordo dell'immagine anche relativamente alle porzioni in cui non è percettivamente e/o numericamente apprezzabile una netta separazione con lo sfondo chiaro.

L'algoritmo di CANNY studia in dettaglio il comportamento dell'operatore gradiente applicato ad un contorno rumoroso. Infatti, tale algoritmo, presuppone che il fronte del bordo dell'immagine da segmentare sia già corrotto da rumore gaussiano bianco; pertanto, detto algoritmo, opera una convoluzione tra l'immagine da processare ed un apposito filtro di *smoothing gaussiano*, in guisa da soddisfare le seguenti condizioni [3]:

1. *una buona capacità di individuazione*. In tal senso, l'operatore che calcola il contorno dell'immagine di interesse ha una bassa probabilità di non individuare un bordo reale (elevata sensibilità – falsi negativi) ed una bassa probabilità di individuare falsi bordi (elevata specificità – falsi positivi);
2. *una buona capacità di localizzazione*. I punti evidenziati dall'operatore dovrebbero essere quanto più vicini possibile al centro del bordo reale;
3. *unicità della risposta*, in quanto l'operatore dovrebbe fornire una sola risposta in corrispondenza di un bordo reale.

L'algoritmo si articola in diverse fasi:

1. *smoothing gaussiano dell'immagine*, applicato separatamente alle due direzioni (x, y), necessario per ridurre il rumore;
2. *calcolo del gradiente*;
3. *thresholding*, ovvero soppressione dei non-massimi in direzione ortogonale all'edge che utilizza due diversi valori di soglia. Tale fase serve per distinguere i punti dei bordi più marcati (significativi) da quelli meno marcati (deboli);
4. *thinning* (selezione degli edge significativi mediante isteresi) che permette di eliminare o meno dei punti deboli del contorno in relazione alla direzione ed all'intensità del gradiente dei punti ad esso adiacenti.

La qualità dei risultati ottenibili con il metodo di CANNY si giustifica con il fatto che il metodo stesso utilizza due soglie, una per la individuazione degli edge più netti, l'altra per l'individuazione degli edge più deboli.

transverse profile through CANNY's algorithm. The *image edge detection* phase is necessary in that digital images are definitely realized by high-resolution equipment but some image pixels could be affected by noise (very rough light scatterings located at the track image boundary), thus making the track edge detection less accurate. More specifically, it is essential to detect the exact position of the image edge even in those parts where it cannot be distinguished, perceptually and/or numerically, from the clear background.

CANNY's algorithm examines the behavior of the gradient operator applied to a noisy contour. This algorithm assumes that the frontal boundary of the image to be segmented is already corrupted by white Gaussian noise; therefore, this algorithm produces a convolution between the image to be processed and a suitable *Gaussian smoothing filter*, so as to satisfy the following conditions [3]:

1. *a good detection ability*. The operator calculating the reference image edge has a low probability of not detecting a true edge (high sensitivity – false negatives) and a low probability of detecting false edges (high specificity – false positives);
2. *a good localization capacity*. The points localized by the operator should be as close as possible to the centre of the true edge;
3. *a unique response*. The operator should offer only one response to a true edge.

The algorithm is divided into the following phases:

1. *Gaussian image smoothing*, applied separately to the two directions (x, y), necessary to reduce the noise;
2. *gradient calculation*;
3. *thresholding*, or non-maximum suppression of points in the orthogonal direction to the edge which uses two different threshold values. This phase helps to distinguish the most marked (significant) from the least marked (rough) edge points;
4. *thinning* (hysteresis selection of significant edges), which allows to remove some rough edge points depending on the direction and the intensity of the gradient of the adjacent points.

The quality of the results that can be obtained from CANNY's method is accounted for the fact that this method employs two thresholds: one for the detection of the most marked edges, the other for the detection of the roughest edges. The latter are, however, taken into consideration only if they appear to be connected to the marked edges. Therefore, in CANNY's algorithm the traditional thresholding approach with a single value needs to be replaced with a double threshold called hysteresis thresholding; the latter is applied after the non-maximum suppression.

Notably, having set the two thresholds t_1 and t_2 as $t_1 > t_2$, the algorithm establishes that the pixel located at

Questi ultimi sono però presi in considerazione solo se risultano connessi ad edge netti. Pertanto, nell'algoritmo di CANNY, occorre sostituire il tradizionale approccio di definizione delle soglie (*thresholding*) a singolo valore con una doppia soglia detta *hysteresis thresholding*; quest'ultima viene operata dopo l'applicazione della *non-maximum suppression* (soppressione dei non-massimi).

In particolare, fissate le due soglie $t1$ e $t2$ con $t1 > t2$, l'algoritmo stabilisce che il pixel di posto (i,j) nel generico piano cromatico $p^{(1)}$ dell'immagine $A(i,j,p)$, è un contorno di CANNY, se il valore di intensità del pixel considerato - $A(i,j,p)$ - risulta superiore al valore di soglia più alto $t1$; diversamente il valore più basso $t2$ segna il limite al di sotto del quale il pixel non è sicuramente un contorno di CANNY. Inoltre, l'algoritmo stabilisce per l'insieme dei pixels con valori compresi tra $t1$ e $t2$ che, essi sono di edge, solo se risultano connessi ad altri di edge, ovvero, quelli il cui valore è superiore a $t1$. Quanto detto può riassumersi nelle seguenti disuguaglianze:

$$\begin{cases} A(i,j,p) > t1 \text{ allora } A(i,j,p) \text{ sono di edge} \\ t2 \geq A(i,j,p) \geq t1 \text{ allora } A(i,j,p) \text{ sono definiti edges deboli (1)} \\ A(i,j,p) > t2 \text{ allora } A(i,j,p) \text{ non è un edge} \end{cases}$$

Si è inoltre constatato che, per una stessa immagine, la determinazione degli edge operata separatamente sui tre piani cromatici (RGB), fornisce, come era prevedibile, risultati quasi identici. Inoltre il contorno della rotaia fornito dalla precedente segmentazione differisce solo per qualche pixel se si elaborano separatamente le immagini segmentate dei tre piani ovvero se si riuniscono i risultati della definizione delle soglie in un unico piano, ovvero ancora se si opera con l'immagine in scala di grigi ricavata da una appropriata trasformazione di quella a colori. Per tale ragione si è preferito operare separatamente sui tre piani cromatici dell'immagine e riunire i risultati dell'elaborazione in una unica informazione booleana.

I punti dei bordi della rotaia ottenuti con l'algoritmo di CANNY, indicati con $\{C\}$, sono riportati nell'immagine binaria di fig. 2, che costituisce un ingrandimento di una porzione dell'immagine originaria (fig. 1).

Per ogni punto $\{C\}$ del bordo, impiegando apposite maschere convolutive, ed imponendo la congruenza delle intensità cromatiche, si provvede a:

1. determinare la direzione del gradiente;
2. generare, per gli otto pixel adiacenti ad ogni punto del contorno, due insiemi $\{A\}$ (più chiari) e $\{B\}$ (meno chiari); un esempio della procedura di assegnazione dei pixel a tali insiemi si evince dalle intensità dei pixel dell'immagine riportata in fig. 3;
3. eliminare eventuali pixel appartenenti contemporaneamente ad $\{A\}$ e $\{B\}$;

position (i,j) on the generic chromatic plane $p^{(1)}$ of the image $A(i,j,p)$ is a CANNY contour if the intensity value of the pixel examined - $A(i,j,p)$ - appears to be superior to the highest threshold value $t1$; whereas the lowest value $t2$ denotes the boundary below which the pixel is not certainly a CANNY contour. Moreover, the algorithm establishes that in a pixel set the values between $t1$ and $t2$ are to be estimated as edged only if they appear to be connected to those that are certainly edged, that is those with a value higher than $t1$. This can be summed up in the following inequalities:

$$\begin{cases} A(i,j,p) > t1 \text{ then } A(i,j,p) \text{ are edged} \\ t2 \geq A(i,j,p) \geq t1 \text{ then } A(i,j,p) \text{ are defined as rough edges (1)} \\ A(i,j,p) > t2 \text{ then } A(i,j,p) \text{ is not an edge} \end{cases}$$

It has also been observed that on the same image, an edge detection applied separately to the three chromatic planes (RGB) produces, as expected, nearly identical results. Furthermore, the track profile given by the previous segmentation only differs in some pixels if the segmented images of the three planes are separately processed or if the threshold results are collected in a single plane or still, if the greyscale image which derives from a proper transformation of the color scale, is employed. For these reasons we preferred to operate separately on the three chromatic image planes and collect the application results in one piece of Boolean information.

The track edge points obtained by the Canny algorithm, denoted with $\{C\}$, are illustrated in the binary image of fig. 2, which is an enlargement of a part of the original image (fig. 1).

For each contour point $\{C\}$, by using suitable convolution masks and imposing the congruency on chromatic intensities, it is possible to:

1. calculate the gradient direction;

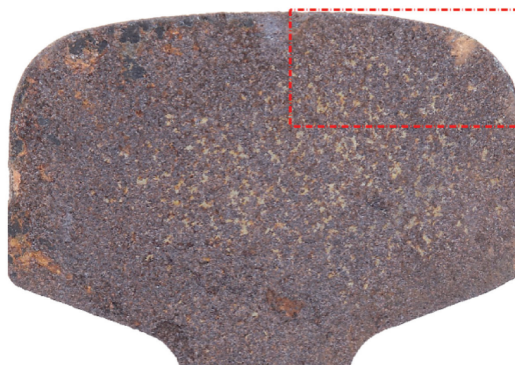


Fig. 1 - Immagine della rotaia. Track image.

⁽¹⁾ "p" è l'indice di piano: p=1 piano Red, p=2 piano Green, p=3 piano Blue.

⁽¹⁾ "p" is plane index: p=1 Red plane, p=2 Green plane, p=3 Blue plane.



Fig. 2 - Immagine binaria (ingrandimento area in rosso).
Binary image (enlargement: red area).

In tal modo si ottiene un lieve ispessimento dei contorni che chiude (per connettività) ed elimina le eventuali discontinuità (fig. 4). Inoltre, l'algoritmo riesce a distinguere alcuni gruppi di pixel più chiari vicino al bordo della rotaia che non appartengono alle micro rugosità della stessa, come del resto si evince dalle figg. 5, 6, 7 e 8, tratte da un ingrandimento del profilo superiore del fungo della rotaia.

56	28	32	56	28	32	x	Contorno {C}
57	63	44	57	63	44	x	Chiari {A}
60	59	54	60	31	54	x	Scuri {B}
						x	Non assegnato

Fig. 3 - Attribuzione agli insiemi {A} e {B}. Allocation to sets {A} and {B}.

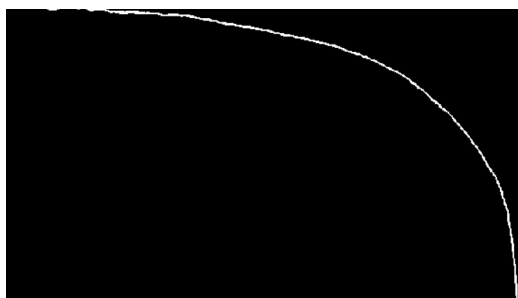


Fig. 4 - Immagine binaria priva di discontinuità. Binary image without discontinuities.

Inoltre, la procedura indaga ulteriormente sulla posizione (x,y) di ogni pixel del contorno precedentemente individuato {C}, modificando questa volta l'informazione iniziale, cioè quella contenuta nei valori dei pixel lungo il bordo nell'immagine originaria A. Ciò viene dettagliatamente di seguito descritto.



Fig. 5 - Porzione di immagine originaria. Part of the original image.



Fig. 6 - Porzione di immagine originaria filtrata. Part of the filtered original image

2. produce two sets {A} (clear) and {B} (dark) for the eight pixels adjacent to each contour point; an example of the pixel allocation procedure to such sets can be seen in the pixel intensities of the image illustrated in fig. 3;
3. remove any pixels belonging to {A} and {B} at the same time.

So, a slight edge thickening is obtained, thus closing (by connectivity) and removing any discontinuities (fig. 4). Moreover, the algorithm is able to distinguish some clearer pixels near the track edge which do not belong to its micro-wrinkles, as can be seen in figs. 5, 6, 7 and 8, obtained from an enlargement of the upper profile of the railhead.

Moreover, the procedure further examines the position (x,y) of every pixel located in the previously detected contour {C} and this time modifies the initial information, i.e. that contained in the pixel values along the original image boundary A. This is detailed below.

For every chromatic plane of the analyzed image, a median filter is applied by following this relation:

$$M=A*B \quad (2)$$

where *template B*, in this specific case, has a definite dimension [3x3] and a coefficient equal to (1/9).

$$B = \left(\frac{1}{9}\right) * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

The relation (2) can be interpreted as a "window" of 3x3 dimension moving on the image, from pixel to pixel, on

Per ogni piano cromatico dell'immagine in analisi si applica un filtro mediano usando la seguente relazione:

$$M=A*B \quad (2)$$

dove il *template* B , nel caso specifico, ha una dimensione definita $[3 \times 3]$ ed un coefficiente pari a $(1/9)$.

$$B = \left(\frac{1}{9}\right) * \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

La (2) può essere interpretata come una "finestra" di dimensioni 3×3 che si muove sull'immagine, spostandosi di pixel in pixel, sia sulle righe, sia sulle colonne. All'interno di questa finestra sono calcolati i prodotti tra i livelli di intensità dell'immagine ed i corrispondenti valori del filtro che, in questo caso, è ottenuto come media dei pixel degli otto valori vicini. Il valore così ottenuto viene sostituito, di volta in volta, nel posto del pixel centrale del *template* B sull'immagine A . Tipicamente, per un segnale bidimensionale, quale una immagine digitale, un filtro medio (2) tenderà a cancellare il rumore (disturbo ad alta frequenza), ma contemporaneamente introdurrà un effetto di sfuocamento dell'immagine poiché attenuerà i "gradini" costituenti i dettagli degli oggetti filtrati (bordi, asperità, ecc.). Ne consegue che si dovrà sempre ricercare un compromesso fra la cancellazione del rumore e la preservazione del dettaglio; la condizione ideale sarebbe quella di poter disporre di un algoritmo che si adatti in base alle caratteristiche locali del segnale (immagine), in modo da rilevare la presenza di un disturbo e modificarne il valore di intensità dell'immagine originaria A , senza danneggiare i valori dei pixel vicini, qualora si riscontri che essi sono dovuti al segnale e non al rumore. La procedura che si è implementata applica iterativamente il filtro precedente in maniera da diffondere i valori numerici di tutti i pixel che sicuramente appartengono ad una regione colorimetricamente omogenea, sia essa di sfondo o rotaia. Infatti studi di psico-fisiologia della percezione (WOHRER & KORNPORST, 2009) confermano che l'individuazione dei contorni nelle immagini e nelle superfici di separazione tra oggetto/sfondo è fondamentalmente basata sulla differenza di colore e/o luminosità tra regioni altrimenti omogenee. Pertanto l'idea è molto semplice: l'immagine al tempo t (passo di iterazione) è originata dall'immagine iniziale operando una convoluzione con il filtro medio (2), ovvero:

$$A(i,j,t) = A0(i,j) \times M(i,j,t) \quad (4)$$

dove (i,j) sono gli indici di posizione del pixel all'interno della matrice originaria A e " \times " rappresenta l'operatore di convoluzione. Ovviamente in un siffatto processo di diffusione si devono imporre alcune condizioni di congruenza, e dunque si deve correttamente attribuire ciascun generico pixel che occupa la posizione $[i, j]$ ad una regione colorimetricamente omogenea, sia essa rotaia o sfondo, in maniera da non eliminare informazioni fondamentali quando si voglia studiare l'entità dell'abbassamento del profilo della rotaia, a partire dall'esame del



Fig. 7 - Ingrandimento di una porzione dell'immagine originaria.
Enlargement of a part of the original image.



Fig. 8 - Ingrandimento dell'immagine originaria filtrata.
Enlargement of the filtered original image.

both the rows and the columns. Within this window the products are calculated between the image intensity levels and the corresponding values of the filter that is, in this case, developed as the pixel mean of the neighboring eight values. The resulting value replaces, each time, the central pixel of *template* B on the image A . Typically, by a bidimensional signal, like a digital image, a median filter (2) tends to eliminate the noise (high-frequency disturbance), but simultaneously it introduces an image blurring effect to mitigate the "steps" representing the details of the filtered objects (edges, roughness etc.). It follows that a compromise should always be sought between noise removal and detail preservation: the ideal condition would be to have an algorithm which is suitable to the local features of the signal (image) so as to detect the presence of a disturbance and modify the intensity value of the original image A , without decreasing the values of the neighboring pixels, should they be due to the signal and not to the noise. The implemented procedure iteratively applies the previous filter so as to spread the numerical values of all the pixels that certainly belong to a colorimetrically homogeneous region, located at either the background or track. As a matter of fact, psycho-physiological studies on perception (WOHRER & KORNPORST, 2009) confirm that edge detection in images and surfaces of separation between object and background is fundamentally based on the difference in color and/or brightness between otherwise homogeneous regions. Therefore the idea is very simple: the image at time t (iteration step) derives from the initial image convolved with the median filter (2), or:

$$A(i,j,t) = A0(i,j) \times M(i,j,t) \quad (4)$$

bordo. Inoltre, poiché il filtro a media espansa (4) tende ad eliminare le informazioni sui dettagli dei bordi, è necessario cercare di mitigare questo effetto attraverso l'applicazione di un altro operatore che, invece, enfatizzi il bordo della rotaia. Alla luce di ciò è stato indispensabile applicare, a valle della precedente convoluzione (4), un operatore di estrazione dei contorni detto *operatore di range* [4] e [5]. Questo tipo di filtro (non convolutivo) consente di sostituire al pixel centrale la differenza del range del template B di selezione delle intensità cromatiche dell'immagine A, anch'esso di dimensioni [3x3]. Per ogni spostamento (i,j) del Template B il valore del pixel centrale può dunque essere formalizzato come segue:

$$R(i,j) = (\text{MAX}(A_{i-1,j-1}; A_{i-1,j}; A_{i-1,j+1}; A_{i,j-1}; A_{i,j}; A_{i,j+1}; \dots; A_{i+1,j+1}) - \text{MIN}(A_{i-1,j-1}; A_{i-1,j}; A_{i-1,j+1}; A_{i,j-1}; A_{i,j}; A_{i,j+1}; \dots; A_{i+1,j+1})); \quad (5)$$

In tal senso si sono ricercati ed evidenziati i valori di range di ogni intorno [3x3] di tutti i pixel dell'immagine originaria A. Un siffatto filtro calcola i valori di intensità cromatica che andranno a popolare una matrice contenente informazioni sul contorno degli elementi. Tali valori vengono poi sottratti alla matrice M, che come detto, è il risultato della convoluzione espressa tramite la relazione (4). La seguente equazione (6) formalizza la precedente operazione di differenza. Dunque, ad un generico passo di iterazione t, l'algoritmo proposto riesce ad abbassare le intensità dei pixel che segnano il bordo della sezione piana della rotaia.

$$J(i,j,t) = J(i,j) + \text{abs}(M(i,j,t) - R(i,j,t)) \quad (6)$$

Infatti, da un esame del profilo di intensità dei pixel in corrispondenza ad una qualunque direzione (rappresentata, ad esempio dal segmento nero riportato in fig. 9) si evince che mentre la relazione (4) tende ad uniformare numericamente il valore del pixel nell'intorno del punto considerato, la relazione (5) nel medesimo intorno abbassa i valori nelle zone più scure e dunque colorimetricamente vicine alla rotaia. In altre parole, si è cercato, mediante la relazione (6), di modificare i valori numerici dei pixel dell'immagine della rotaia sia nella regione di confine sia nella regione interna, al fine di renderla quanto più colorimetricamente uniforme.

Successivamente sono state individuate delle zone di incertezza relativamente all'intorno dei punti ove il profi-

where (i,j) are the pixel position indices within the original matrix A and "x" represents the convolution operator. Obviously, in this spreading process some congruence conditions need to be imposed and therefore it is necessary to correctly attribute every generic pixel at the position [i, j] to a colorimetrically homogeneous region (be it the track or background), so as not to eliminate fundamental information when the aim is to study the extent of the track profile lowering, starting from the edge examination. Moreover, since the expanded mean filter (4) tends to remove the information on the edge details, this effect should be mitigated by applying another operator that, instead, emphasizes the track edge. In light of the above, downstream from the previous convolution (4), an edge extraction operator called *range operator* [4] and [5] was applied. This type of (non convolutive) filter allows to replace the central pixel with the range difference of template B selecting the chromatic intensities of image A, which has a [3x3] size as well. For each deviation (i,j) from template B, the value of the central pixel can therefore be formalized as follows:

$$R(i,j) = (\text{MAX}(A_{i-1,j-1}; A_{i-1,j}; A_{i-1,j+1}; A_{i,j-1}; A_{i,j}; A_{i,j+1}; \dots; A_{i+1,j+1}) - \text{MIN}(A_{i-1,j-1}; A_{i-1,j}; A_{i-1,j+1}; A_{i,j-1}; A_{i,j}; A_{i,j+1}; \dots; A_{i+1,j+1})); \quad (5)$$

The range values of every [3x3] boundary of all the pixels belonging to the original image A have been sought and highlighted. Such a filter calculates the chromatic intensity values that will fill in a matrix including information on element contours. These values are then subtracted from matrix M which, as previously said, is the result of the convolution expressed by the relation (4). The following equation (6) formalizes the previous difference operation. Therefore, given a generic iteration step t, the suggested algorithm is able to lower the pixel intensities that mark the track plane section contour.

$$J(i,j,t) = J(i,j) + \text{abs}(M(i,j,t) - R(i,j,t)) \quad (6)$$

As a matter of fact, by examining the intensity profile of the pixels corresponding to any direction (represented, for instance, by the black segment illustrated in fig. 9), it results that while the relation (4) tends to make numerically uniform the pixel value on the point edge under consideration, the relation (5) on the same boundary lowers the values in the darkest regions and therefore colori-



Fig. 9 – Segmento di riferimento. Reference segment.

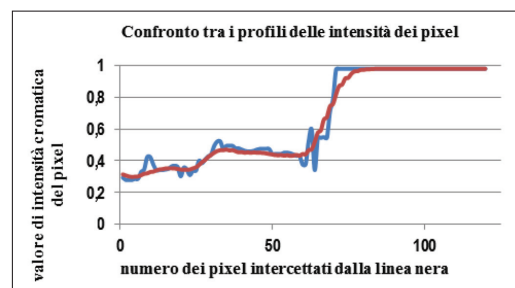


Fig. 10 – Valori di intensità cromatica. Chromatic intensity values.

lo nelle otto direzioni segnava una brusca variazione o, comunque, un salto oltre un determinato intervallo di soglia, individuato da tre costanti $[Ti, To, Ts]$. Le suddette costanti vengono determinate automaticamente dall'algoritmo in relazione al valore massimo, minimo e medio degli scostamenti dei due profili. I valori dei pixel nelle predette zone popolano per ogni passo iterativo t le matrici $\{Si\}$ e $\{Gi\}$ ben distinte dalle matrici $\{S\}$ e $\{G\}$ che invece sono quasi sicuramente sfondo e rotaia.

- $\{S\}$: insieme costituito dai pixel che, nell'immagine originaria J , hanno una intensità Ip tale che $0 \leq Ip \leq Ti$; tali pixel corrispondono, quasi certamente a punti dello sfondo;
- $\{Si\}$: insieme costituito dai pixel che hanno una intensità Ip tale che $Ti < Ip \leq To$; zona di incertezza;
- $\{Gi\}$: insieme costituito dai pixel che hanno una intensità Ip tale che $To < Ip \leq Ts$; zona di incertezza;
- $\{G\}$: insieme costituito dai pixel che hanno una intensità Ip tale che $Ip > Ts$; tali pixel corrispondono, quasi certamente, a punti della rotaia.

Pertanto, al passo di iterazione t si ha:

$$S(i,j,t) = J(i,j,t,Ti) \quad (7)$$

$$Si(i,j,t) = J(i,j,t,Ti,To) \quad (8)$$

$$Gi(i,j,t) = J(i,j,t,To,Ts) \quad (9)$$

$$G(i,j,t) = J(i,j,t,Ts) \quad (10)$$

Infine, sono state imposte le seguenti condizioni di congruenza tra la matrice $\{J\}$ (cfr. eq. 6) ed i precedenti insiemi:

- alcuni pixel dei bordi calcolati sulla matrice $\{J\}$ (cfr. eq. 6) individuano regioni chiuse e connesse. Per ciascuna di queste regioni, si stabilisce, in base alle intensità dei pixel ed alla loro numerosità, se esse sono da considerare come rotaia o come sfondo. In relazione alla attribuzione fatta si modificano gli insiemi ottenuti per soglie;
- i pixel dei bordi calcolati sulla matrice $\{J\}$ (cfr. eq. 6) che ricadono in $\{S\}$ non sono utili per la determinazione del contorno della rotaia (bordi tra sfondo e sfondo);
- i pixel di $\{Si\}$ adiacenti ad $\{S\}$ possono transitare da $\{Si\}$ ad $\{S\}$ se essi non appartengono all'insieme $\{J\}$ (cfr. eq. 6), lo stesso ragionamento vale per gli insiemi $\{Gi\}$ ed $\{G\}$.

Un apposito algoritmo tiene conto di tutte le suddette considerazioni, permettendo così di "svuotare" completamente gli insiemi di incertezza $\{Si\}$, $\{Gi\}$ attribuendo ad $\{S\}$ o a $\{G\}$ i pixel inizialmente ad essi appartenenti. Tramite tali considerazioni, l'algoritmo proposto, riesce a definire la matrice $CF(i,j)$ del contorno finale, che viene formalizzata dalla relazione seguente:

$$CF(i,j,t) = F(S(i,j,t), Si(i,j,t), Gi(i,j,t), G(i,j,t)) \quad (11)$$

dove F è la funzione che intende esplicitare le condizioni di congruenza sopra esposte. Una sovrapposizione tra essa e l'immagine in origine è rappresentata in fig. 11.

metrically near the track. In other words, there has been an attempt, by using the relation (6), to modify the numerical values of the track image pixels on both the boundary region and the internal region, in order to make the image as colorimetrically uniform as possible.

Then we detected some uncertainty areas along the point edges where the profile in the eight directions marked a rough variation or, in any case, a skip over a precise threshold level, localized by three constants $[Ti, To, Ts]$. These constants are automatically determined by the algorithm in relation to the maximum, minimum and mean deviation values of the two profiles. In these areas, for each iterative step t the pixel values fill in the matrixes $\{Si\}$ and $\{Gi\}$, well distinct from the matrixes $\{S\}$ and $\{G\}$ that instead are almost certainly background and track.

- $\{S\}$: set consisting of pixels which, in the original image J , have such an intensity Ip that $0 \leq Ip \leq Ti$; almost certainly, these pixels correspond to background points;
- $\{Si\}$: set consisting of pixels which have such an intensity Ip that $Ti < Ip \leq To$; uncertainty area;
- $\{Gi\}$: set consisting of pixels which have such an intensity Ip that $To < Ip \leq Ts$; uncertainty area;
- $\{G\}$: set consisting of pixels which have such an intensity Ip that $Ip > Ts$; almost certainly, these pixels correspond to track points.

Therefore, at the iteration step t we have:

$$S(i,j,t) = J(i,j,t,Ti) \quad (7)$$

$$Si(i,j,t) = J(i,j,t,Ti,To) \quad (8)$$

$$Gi(i,j,t) = J(i,j,t,To,Ts) \quad (9)$$

$$G(i,j,t) = J(i,j,t,Ts) \quad (10)$$

Finally, we have imposed the following congruence conditions between the matrix $\{J\}$ (cf. eq. 6) and the previous sets:

- some edge pixels calculated by the matrix $\{J\}$ (cf. eq. 6) detect closed and connected regions. Depending on pixel intensities and number, each of these regions is considered as a track or as a background. The threshold sets are then modified in relation to the association;
- the edge pixels calculated by the matrix $\{J\}$ (cf. eq. 6) which fall into $\{S\}$ are not useful for determining the track contour (boundaries between background and background);
- the pixels of $\{Si\}$ adjacent to $\{S\}$ can pass from $\{Si\}$ to $\{S\}$ if they do not belong to the set $\{J\}$ (cf. eq. 6), the same logic can be applied to the sets $\{Gi\}$ and $\{G\}$.

A suitable algorithm takes all these aspects into consideration in order to "empty" completely the uncertainty sets $\{Si\}$ and $\{Gi\}$, and attributes the pixels initially belonging to them to $\{S\}$ or $\{G\}$. Through these observations, the suggested algorithm is able to define the matrix $CF(i,j)$ of the final edge, which is formalized by the following relation:

$$CF(i,j,t) = F(S(i,j,t), Si(i,j,t), Gi(i,j,t), G(i,j,t)) \quad (11)$$



Fig. 11 - Risultato finale dell'algoritmo proposto.
Chromatic intensity values

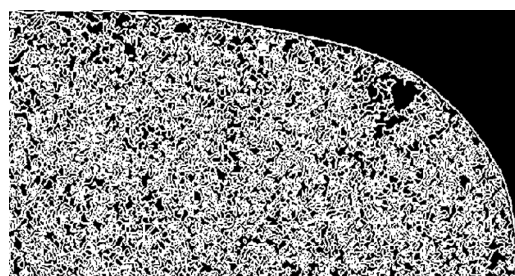


Fig. 12 - Codifica binaria della precedente porzione della rotaia.
Binary encoding of the previous track portion.

Si precisa che a valle delle precedenti operazioni di definizione delle soglie (cfr. relazione (10)), la procedura è inoltre in grado di estrapolare oltre che l'esatta posizione del contorno (cfr. relazione (11)), anche una prima codifica binaria dell'oggetto che si formalizza con la seguente relazione:

$$G(i,j,t) = J(i,j,t,T_s) \quad (12)$$

Il risultato ottenibile con l'impiego della precedente relazione e, relativamente alla porzione di rotaia in fig. 1, viene riportato in fig. 12. Tale codifica binaria viene opportunamente affinata sulla scorta di alcune operazioni di morfologia binaria che di seguito vengono descritte. Infatti, da un attento esame della fig. 12 si vince che la selezione binaria che è stata ottenuta presenta all'interno alcune cavità che non consentono di ottenere un oggetto binario o blobs (*binary large object*) costituito da pixels vicini e connessi; pertanto è necessario applicare su essa alcune operazioni di morfologia matematica. A partire dalla precedente relazione 12, mediante l'impiego di alcune operazioni morfologiche, la procedura modifica tale originaria informazione ottenendo la matrice BW che viene rappresentata nella fig. 14 relativamente all'intera immagine della rotaia nella quale chiaramente si evince una piena connettività tra pixel vicini.

A tal proposito è indispensabile premettere che l'idea sulla quale si fonda la morfologia matematica è, essenzialmente, l'esame della struttura geometrica di un'immagine al fine di rendere evidenti le sue connessioni topologiche con un elemento di confronto; tali connessioni dipendono, oltre che dalla geometria della struttura da evidenziare, anche dalla sua posizione all'interno dell'immagine da esaminare. Solo recentemente la morfologia matematica ha acquisito dignità di disciplina autonoma nell'ambito dell'elaborazione delle immagini; il suo impianto matematico si fonda principalmente sulla teoria degli insiemi ed assume in sé concetti di algebra, topologia e geometria.

Ciò premesso, a partire dalla matrice booleana G (cfr. relazione 12), l'algoritmo consente di poter operare sulle singole bitmap attraverso una logica booleana ed in particolare consente di estrarre informazioni topologiche e geometriche da un'immagine binaria $G \subseteq E$ dove con E si indica l'insieme di tutte le possibili immagini di dimensione nota. Attraverso l'utilizzo di un'immagine E , più piccola, detta elemento

where F is the function which is meant to make the abovementioned congruence conditions explicit. Its superimposition on the original image is illustrated in fig. 11.

It should be underlined that, downstream from the previous threshold operations (cf. relation (10)), the procedure is also able to extrapolate not only the exact contour position (cf. relation (11)), but also a first object-based binary encoding that is formalized as follows:

$$G(i,j,t) = J(i,j,t,T_s) \quad (12)$$

The result that can be obtained by applying the previous relation to the track part in fig. 1, is illustrated in fig. 12. This binary encoding is properly refined on the basis of some binary morphology operations described below. In fact, by carefully examining fig. 12 we note that this binary selection has inside some cavities which do not allow to create a *binary large object* or *blob* constituted by close and connected pixels; therefore it requires the application of some mathematical morphology operations. Starting from the previous relation 12, the procedure modifies the original information by applying some morphological operations and creates the matrix BW illustrated in fig. 14, with regard to the whole track image that clearly shows a complete connectivity between neighboring pixels.

In this regard it is crucial to stress that the idea underlying mathematical morphology is, essentially, the geometric structure analysis of an image, in order to reveal its topological connections with an element of comparison; such connections depend on the geometry and position of the structure inside the image under examination. Only recently mathematical morphology has gained the dignity of an autonomous discipline in the field of image processing; its mathematical structure is mainly based on the set theory and assumes the concepts of algebra, topology and geometry.

Considering all that, starting from the Boolean matrix G (cf. relation 12), the algorithm allows to operate on the single bitmaps using a Boolean logic and especially to extract topological and geometric information

strutturante (*structuring element* è una matrice a valori binari (0 o 1) di dimensioni opportunamente scelte) si possono utilizzare le operazioni elementari della morfologia matematica che sono la dilatazione (*dilation*), l'erosione (*erosion*), dette anche somma e sottrazione di Minkowski [6]. Vengono inoltre frequentemente indicati come operatori elementari anche le trasformazioni di apertura (*opening*) e di chiusura (*closing*) ottenuti dall'opportuna combinazione delle trasformazioni di erosione e dilatazione. In particolare, la dilatazione e la erosione somma e sottrazione di Minkowski si formalizzano per mezzo delle due seguenti espressioni:

$$\text{Dilatazione: } G \oplus B \quad (13)$$

$$\text{Erosione: } G \ominus B \quad (14)$$

dove G è la matrice dell'immagine originaria, B è l'elemento strutturato e " \oplus " è l'operatore somma (relazione 13) e la sottrazione (relazione 14) di Minkowski. Tali operazioni si effettuano nel seguente modo:

- si posiziona l'elemento strutturato all'interno dell'immagine in maniera tale che l'intero elemento non fuoriesca mai dalla figura iniziale;
- si verifica che il valore del pixel dell'immagine, coincidente col pixel centrale dell'elemento strutturato, sia eguale a quello dell'elemento strutturato;
- se la precedente condizione b) si verifica i valori dell'elemento strutturato sostituiscono quelli nell'immagine iniziale;
- se la condizione b) non viene verificata i pixel dell'immagine restano inalterati;
- si sposta l'elemento strutturato di un pixel alla volta fino a ricoprire tutti i pixel dell'immagine.

Le suddette operazioni vengono generalmente eseguite in "cascata" in modo da ottenere un'immagine finale avente determinati requisiti. A seconda dell'ordine con cui esse si effettuano, si definiscono due diverse operazioni morfologiche:

- chiusura*: si effettua una dilatazione ed una successiva erosione. L'operazione di chiusura, simbolicamente espressa con $G \bullet B = (G \oplus B) \ominus B$, serve ad eliminare gli eventuali "buchi" e le piccole concavità ed a rafforzare la connessione di regioni debolmente unite;
- apertura*: si effettua un'erosione seguita da una dilatazione ovvero $G \circ B = (G \ominus B) \oplus B$. Tale operazione consente di separare le regioni debolmente unite e di rimuovere regioni estremamente piccole.

Si precisa che, per queste operazioni, i valori della matrice (elemento strutturato) sono posti tutti ad uno nella dilatazione e a zero nella erosione. A titolo di esempio, e relativamente ad un ipotetico frammento di immagine booleana, nella fig. 13, vengono riportati i risultati di una operazione di chiusura, dalla quale si evince chiaramente che, al termine della dilatazione, le locali discontinuità (buchi) vengono richiuse e l'oggetto risulta dilatato. L'entità della dilatazione dipende ovviamente dalla forma e dalle dimensioni dell'elemento strutturato. Al termine della operazione di erosione, invece, si ottiene un oggetto le cui dimensioni sono generalmente minori di quelle ori-

from a binary image $G \subseteq E$ where E denotes the set of all the possible images of a known dimension. By using a smaller image E , called *structuring element* – which is a matrix composed of binary values (0 or 1) with properly chosen dimensions – it is possible to perform the elementary mathematical morphology operations, i.e. *dilation* and *erosion*, also known as Minkowski addition and subtraction [6]. Other operators are also frequently denoted as elementary, more specifically *opening* and *closing* transformations achieved by appropriately combining erosion and dilation transformations. In particular, dilation and erosion/Minkowski addition and subtraction are frequently formalized by the two following expressions:

$$\text{Dilation: } G \oplus B \quad (13)$$

$$\text{Erosion: } G \ominus B \quad (14)$$

where G is the original image matrix and B is the structuring element and \oplus and \ominus are Minkowski addition and subtraction. These operations are performed as follows:

- the structuring element is placed in the image so that it is contained in its entirety in the initial figure;
- the image pixel value, coinciding with the central pixel of the structuring element, results to be equal to that of the structuring element;
- if the previous condition b) occurs, the structuring element values replace those in the initial image;
- if the condition b) does not occur, image pixels remain unchanged;
- the structuring element of one pixel at a time is moved up to cover all the image pixels.

Such operations are generally performed "in a cascade" so as to obtain a final image with precise features. According to their performance order, two different morphological operations are defined:

- closing*: a dilation is performed and followed by an erosion. The closing operation, symbolically expressed with $G \bullet B = (G \oplus B) \ominus B$, is useful to eliminate any "hole" and small concavities and to strengthen the connectivity between the regions weakly linked;
- opening*: an erosion is performed and followed by a dilation or $G \circ B = (G \ominus B) \oplus B$. Such an operation allows to separate the regions weakly linked and to remove extremely small regions.

It is worthwhile saying that for these operations, the values of the matrix (structuring element) are all set to 1 in the dilation and 0 in erosion. By way of example, fig.13 illustrates a hypothetical fragment of Boolean image and reports the closing operation results, which clearly show the local discontinuities (holes) to be closed up and the object still dilated at the end of the dilation. The extent of the dilation obviously depends on the structuring element size and shape. At the end of the erosion operation, instead, we obtain an object whose sizes are generally small-

ginali⁽²⁾. Per le operazioni di chiusura, tenuto conto delle dimensioni, in termini di pixel, sia dell'immagine che dell'oggetto d'interesse (rotaia), si è scelto di utilizzare un elemento strutturato [3x3]. L'immagine ottenuta a valle di una operazione morfologica di chiusura è riportata in fig. 14.

3. Estrazione delle caratteristiche geometriche di interesse: individuazione delle deformazioni di una rotaia usurata

Per le finalità della presente ricerca, si è ulteriormente proceduto alla determinazione di alcune grandezze geometriche caratterizzanti la forma dell'oggetto binario precedentemente determinato. Codificare le informazioni del bordo degli oggetti può essere un modo compatto per rappresentarne la forma e la posizione all'interno dell'immagine. Il metodo più diffuso, comunemente noto come "chaincode", consiste nella memorizzazione di una lista di punti (senza informazioni di colore ma solo di posizione) e fu originariamente proposto da FREEMAN [7], [8]. L'idea di base è quella di percorrere il contorno di un oggetto e di codificare progressivamente la direzione da seguire. Una volta identificate le coordinate di un punto della frontiera dell'oggetto (generalmente il più in alto e il più a sinistra), il punto successivo viene individuato solo in base alla direzione da seguire che collega i baricentri dei pixel [9].

A tal proposito si ricorda che, per convenzione, le coordinate sono sempre riferite ad un sistema cartesiano ortogonale con origine nel primo pixel in alto a sinistra nell'immagine. Ovviamente, nell'analisi delle immagini digitali, la posizione esatta dell'origine viene fissata in maniera tale da potere associare ad ogni pixel (elemento quadrato della matrice immagine) delle coordinate cartesiane piane (x_i, y_i), che consentano dunque, di individuare metricamente i pixel nell'immagine digitale. Per far ciò si è soliti riferirsi alla seguente convenzione:

- asse x parallelo al lato superiore dell'immagine digitale e orientato verso destra;
- asse y parallelo al lato sinistro dell'immagine digitale e orientato verso il basso;
- origine spostata di mezzo pixel in alto a sinistra rispetto all'angolo in alto a sinistra dell'immagine digitale.

⁽²⁾ Tali dimensioni sono correlate con la forma e con le dimensioni dell'elemento strutturato Strel [matrice 3x3, 4x4, ecc.].

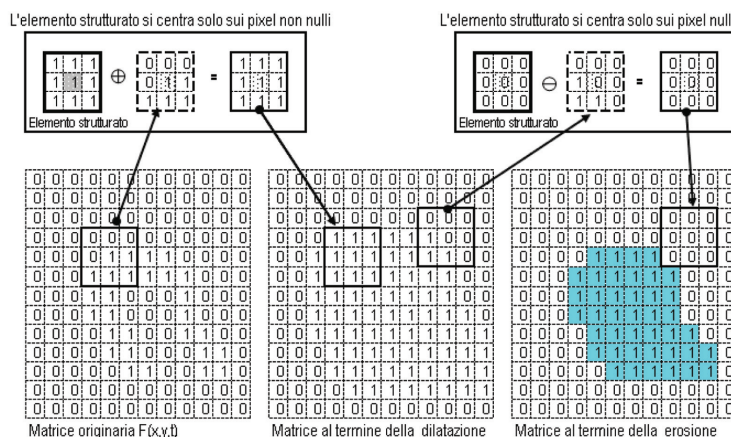


Fig. 13 – Operazioni di Dilatazione, di Erosione e di Chiusura Morfologica. *Dilation, Erosion and Morphological Closing Operations*

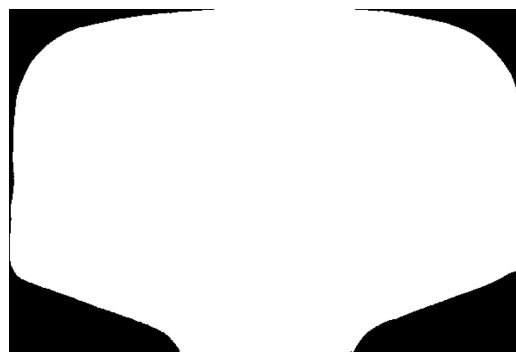


Fig. 14 – Operazioni di Chiusura Morfologica per la rotaia in esame. *Morphological Closing Operations for the track under examination*

er that the original ones⁽²⁾. For closing operations, taking into consideration the pixel dimensions of the image and the object of interest (track), a [3x3] structuring element was utilized. The image obtained downstream from a morphological closing operation is illustrated in fig. 14.

3. Geometric reference-feature extraction: deformation detection in a worn-out track

For the purpose of this research, we further measured some geometrical sizes that characterize the binary object shape previously defined. Encoding the object edge information can be a compact mode to represent shape and position

⁽²⁾ Such dimensions are correlated with the Strel structuring element size and shape [3x3, 4x4 etc. matrices].

Si può porre, in tale sistema, il pixel pari a una dimensione finita di Δx e Δy unità e in questo modo determinare una corrispondenza biunivoca tra la posizione del pixel (i =riga, j =colonna, con riferimento matriciale) ed il sistema di coordinate cartesiane piane (x_i, y_i).

Infatti il baricentro del pixel (o centro del quadrato) risulta individuato come indicato nella fig. 15 esplicativa avendo indicato con Δx_i baricentro = $i \cdot \Delta x$ e Δy_i baricentro = $j \cdot \Delta y$.

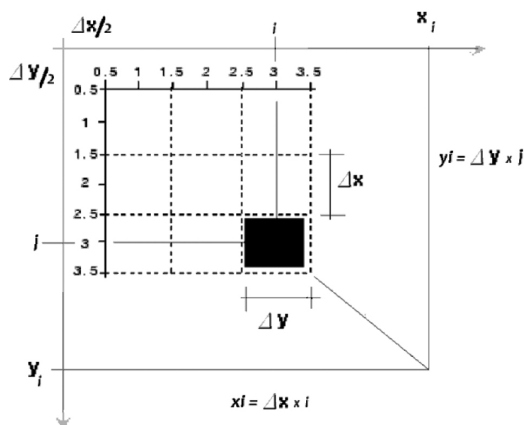


Fig. 15 – Individuazione del baricentro dei pixel. *Pixel barycenter detection.*

Ciò premesso, le direzioni ammesse sono solitamente limitate, in modo da incrementare l'efficienza di codifica.

Nelle figg. 16 e 17 vengono mostrate alcune delle convenzioni adottate più frequentemente:

1. nel caso della 4-connectivity si può procedere solo orizzontalmente oppure verticalmente;
2. nel caso della 8-connectivity è consentito procedere sia in obliquo, che in orizzontale ed in verticale;
3. nel caso della 6-connectivity gli spostamenti sono definiti seguendo il bordo dei pixel (non fra i baricentri come avviene invece nei 2 casi precedenti).

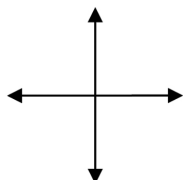


Fig. 16 – Connettività 4 – Vicini. *Connectivity Neighbors.*

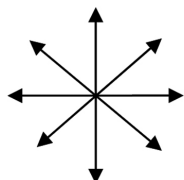


Fig. 17 – Connettività 8 – Vicini. *Connectivity Neighbors.*

Quest'ultima codifica risulta più naturale, ma richiede il ricorso ad algoritmi più complessi e meno performanti. Le direzioni da seguire vengono convenzionalmente identificate con numeri interi (4 o 8 vie). Applicando un algo-

inside the image. The most widespread method, commonly known as *chaincode*, was originally developed by FREEMAN [7], [8] and consists in storing a list of points (without any color but only position information). The basic idea is to run along the object contour and to encode progressively the direction to follow. Once determined the coordinates of a point in the object border (generally at the highest and the leftmost position), the successive point is detected only by following the direction that connects pixel barycentres [9].

It is here worth remembering that, by convention, the coordinates are always referred to a Cartesian orthogonal system that originates in the first pixel at the top left side of the image. Obviously, in digital image analysis, the exact origin position is set so as to associate every pixel (square element in the image matrix) to Cartesian coordinate planes (x_i, y_i), which, therefore, allow to metrically detect the pixels in the digital image. In order to do that, the following convention is usually adopted:

- x-axis parallel to the upper side of the digital image and oriented towards right;
- y-axis parallel to the left side of the digital image and oriented downwards;
- origin shifted by half a pixel to the upper left side with regard to the top left-hand corner of the digital image.

In such a system, the pixel can be set equal to a finite dimension of Δx and Δy unities, so as to determine a one for one mapping between the pixel position (i =row, j =column, with matrix reference) and the Cartesian coordinate plane system (x_i, y_i).

In fact the pixel barycentre (or square center) appears to be detected as indicated in the following explanatory fig. 15 which denotes Δx_i barycentre = $i \cdot \Delta x$ and Δy_i barycentre = $j \cdot \Delta y$

All this considered, the directions admitted are usually restricted in order to increase the coding efficiency.

Figures 16 and 17 show some of the most frequently adopted conventions:

1. in case of 4-connectivity it is possible to proceed only horizontally or vertically;
2. in case of 8-connectivity it is possible to proceed both diagonally and horizontally and vertically;
3. in case of 6-connectivity the deviations are marked following the pixel edge (not between the barycentre as happens, instead, in the two previous cases).

Though more natural, the latter encoding requires the recourse to more complex and less performing algorithms. The directions to follow are conventionally identified as integers (4 or 8 paths). By applying an "edge descriptor", derived from an 8-path algorithm, to the object schematically illustrated in fig. 18, the following encoding is obtained: [0701766344342].

Once detected the blob (binary large object) and its contour coordinates, it is simple to calculate the follow-

ritmo “descrittore del contorno” a 8 vie, all’oggetto rappresentato schematicamente in fig. 18 si ottiene la seguente codifica: [0701766344342].

Una volta individuato il blobs (binary large object) e le coordinate del suo contorno è possibile calcolare agevolmente i seguenti dati geometrici dell’oggetto (FREEMAN, 1961; GONZALES et al, 2004):

1. area (A): espressa in termini di numero dei pixel che rappresentano l’oggetto;
2. perimetro (P): numero di pixel che costituiscono il contorno indicato con P;
3. compattezza (C): è data dal seguente rapporto $C=P^2/A$ (il quadrato del perimetro rende il rapporto indipendente dalle dimensioni reali dell’oggetto);
4. centroide (M) che rappresenta il centro delle masse (center of gravity).

In particolare, l’area ed il perimetro sono grandezze dipendenti dalle operazioni di trasformazioni geometriche eseguite sull’immagine. La compattezza è invece un parametro topologico dell’oggetto ed esprime la minore o maggiore complessità del contorno (più o meno frastagliato). Il centroide invece è il centro geometrico del blob. Esso esprime la posizione media dei pixel bianchi nell’immagine booleana e viene determinato, per l’appunto, calcolando la media delle ascisse x e delle ordinate y relativamente a tutti i pixel bianchi che popolano l’immagine booleana stessa. Tale procedura, relativamente all’immagine riportata in fig. 18, si formalizza come segue:

$$Media_x = \frac{1}{\text{numero ascisse}} \sum_{k=1}^{\text{pixel bianchi}} i * B(i,j)$$

$$= \left(\frac{1}{14} * (2+2+3+3+4+4+5+5+6+6+6+7+7+7) \right) = 4.785714$$

$$Media_y = \frac{1}{\text{numero ordinate}} \sum_{k=1}^{\text{pixel bianchi}} j * B(i,j)$$

$$= \left(\frac{1}{14} * (3+4+3+4+4+5+4+5+3+4+5+4+5+6) \right) = 4.214286$$

Pertanto, si è determinata la posizione del centroide (xoj, yoj) della rotaia usurata e tutte le coordinate del suo contorno, desunte tramite l’algoritmo di Freeman partendo dal risultato formalizzato dalla relazione (11) e dalla relazione (12) a seguito delle opportune operazioni di chiusura morfologica (fig. 14). Le coordinate del contorno vengono raccolte dal vettore *Ru* (rotaia usurata) di dimensioni [n x 2], dove n è il numero delle ascisse carte-

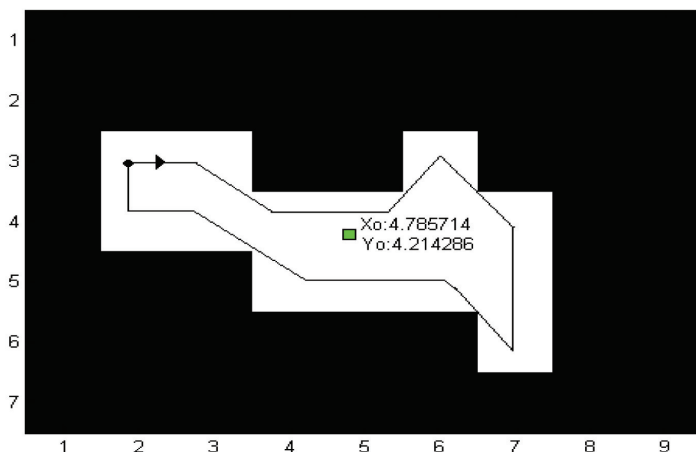


Fig. 18 - Applicazione dell’algoritmo di Chain code ad un oggetto binario. Chaincode algorithm application to a binary object.

ing geometric object data (FREEMAN, 1961; GONZALES et al, 2004):

1. area (A): expressed in terms of pixel number representing the object;
2. perimeter (P): pixel number forming the contour denoted with P;
3. compactness (C): given from the following relation $C=P^2/A$ (the square of the perimeter makes the relation independent of the real dimensions of the object).
4. centroid (M) representing the center of the masses (center of gravity).

More specifically, area and perimeter are sizes dependent of geometric transformation operations carried out on the image, whereas compactness is a topological parameter of the object and expresses the smaller or greater complexity of the edge (more or less indented). The centroid is the geometrical center of the blob; it expresses the mean position of the white pixels in the Boolean image and is in fact defined by calculating the mean between the axes x and the ordinates y with regard to all the white pixels which are contained in the same Boolean image. Referring to the image in Figure 18, this procedure is formalized as follows:

$$Media_x = \frac{1}{\text{numero ascisse}} \sum_{k=1}^{\text{pixel bianchi}} i * B(i,j)$$

$$= \left(\frac{1}{14} * (2+2+3+3+4+4+5+5+6+6+6+7+7+7) \right) = 4.785714$$

$$Media_y = \frac{1}{\text{numero ordinate}} \sum_{k=1}^{\text{pixel bianchi}} j * B(i,j)$$

$$= \left(\frac{1}{14} * (3+4+3+4+4+5+4+5+3+4+5+4+5+6) \right) = 4.214286$$

siane del bordo. In seguito, l'algoritmo acquisisce le coordinate del profilo della rotaia non usurata (nel caso in studio sono state prese in esame rotaie UIC 60) e le riporta nella stessa scala dell'immagine precedentemente determinata. Tali coordinate sono appositamente registrate in un vettore R_i (rotaia integra) di dimensione $[k \times 2]$ dove k rappresenta il numero delle ascisse discrete che ne individuano il contorno della rotaia integra.

Per ottenere lo scostamento tra il profilo della rotaia usurata rispetto a quella non usurata si è costruito un profilo ausiliario ottenuto scalando il precedente R_i di un termine costante pari a 1,3 (R_g) ottenendo in tal maniera una frontiera perfettamente omotetica rispetto al profilo avente coordinate contenute nel vettore R_i , (si veda a tal proposito la seguente fig. 19).

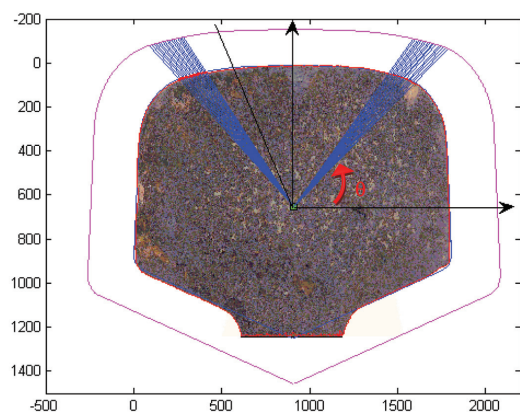


Fig. 19 – Individuazione del profilo ausiliario del fungo della rotaia. Detection of the rail head auxiliary edge.

Le distanze tra i due profili sono state ottenute a partire dalle intercette tra le rette condotte dal centroide del profilo R_i , rispetto a questa ultima frontiera R_g , il cui dominio ovviamente è perfettamente parallelo al precedente.

La procedura è in grado di ricavare gli scostamenti tra i due profili a confronto (usurato e non) relativamente ad una rotazione di 360° della retta uscente dal centroide della rotaia e, pertanto, restituisce in output informazioni sullo stato di usura dell'intero profilo della rotaia. Nella fig. 20 viene mostrato il risultato finale ottenibile dall'applicazione dell'algoritmo proposto.

A titolo esemplificativo, il seguente diagramma riporta l'andamento della deformazione del profilo di una rotaia UIC60 appositamente esaminata in laboratorio per validare la bontà del metodo proposto, relativamente alla porzione del fungo che si colloca tra un angolo " θ " compreso tra 20° e 160° . In tal modo, peraltro, è possibile ricavare i valori di usura verticale, a 45° ed orizzontale, così come richiesto dalle Norme tecniche emanate da RFI.

We then determined the centroid position (x_{oj} , y_{oj}) of the worn-out track and its contour coordinates, gathered from Freeman's algorithm developed on the result formalized by relations (11) and (12) after carrying out the proper morphological closing operations (fig. 14). The contour coordinates are collected by vector WT (worn-out track) of dimension $[n \times 2]$, where n is the Cartesian axis number of the edge. The algorithm then adds the profile coordinates of the unworn track (in this case UIC 60 tracks have been taken into consideration) and carries them to the same image scale previously determined. These coordinates are properly recorded in a vector IT (intact track) of dimension $[k \times 2]$ where k represents the number of the discrete axes denoting the contour of the intact track.

In order to get the deviation between the profiles of the worn-out and the unworn tracks, an auxiliary profile has been developed by reducing the previous IT by a constant term equal to 1.3 (R_g), thus obtaining a perfectly homothetic boundary to the profile with the coordinates in the vector IT . The following fig. 19 is shown to this end.

The distances between the two profiles have been determined by the intercepts of the straight lines from the centroid of the profile IT , with regard to this last boundary R_g , whose domain is obviously perfectly parallel to the previous one.

The procedure allows to get the deviation between the two compared profiles (worn-out and unworn) with regard to a 360° rotation of the straight line coming out of the track centroid and, therefore, produces output information on the wear condition of the whole track profile. Figure 20 shows the final result yielded by the application of the algorithm suggested.

By way of example, the following diagram illustrates the trend of the deformation of a UIC60 track profile properly examined in laboratory to validate the effectiveness of the method suggested, with regard to the part of the rail head located at an angle " θ " between 20° and 160° . By doing so, it is also possible to work out the values of vertical, horizontal and 45° wear, as required by the technical rules approved by the Italian Railway Network.

4. Conclusions

Monitoring the wear condition of the railway superstructure is one of the key points to guarantee an adequate safety level of the railway transport system. With regard to such a field, in this paper a new non-conventional procedure has been examined to determine the track wear, based on the image processing technique. The method, based on the analyses of high-resolution photographic images, has required the working out and the following implementation of specific mathematical algorithms able to provide the cross section geometry of a generic worn-out

4. Conclusioni

Il controllo dello stato di usura della sovrastruttura ferroviaria costituisce uno dei principali cardini per garantire un adeguato livello di sicurezza del sistema di trasporto ferroviario. Proprio con riferimento a tale ambito disciplinare, nel presente lavoro è stata esaminata una nuova procedura non convenzionale per la determinazione dell'usura delle rotaie, basata sulla tecnica dell'immagine processing. Il metodo, fondato sull'analisi di immagini fotografiche ad alta risoluzione, ha richiesto l'ideazione e la successiva implementazione di specifici algoritmi matematici atti a fornire la geometria della sezione trasversale di una generica rotaia usurata e la misura dei relativi scostamenti rispetto a rotaie nuove della medesima tipologia.

Allo stato attuale, la procedura può essere impiegata per le sole analisi in laboratorio per le quali essa ha mostrato una elevata precisione nella stima dell'usura e, al contempo, una buona velocità di analisi. Sulla scorta degli ottimi risultati ottenuti, sono in fase di definizione ulteriori metodologie (questa volta stereoscopiche) per la ricostruzione del profilo delle rotaie mediante apparecchiature installate direttamente sui rotabili diagnostici; ciò verosimilmente consentirà in futuro di poter accoppiare al monitoraggio laser quello mediante immagini digitali.

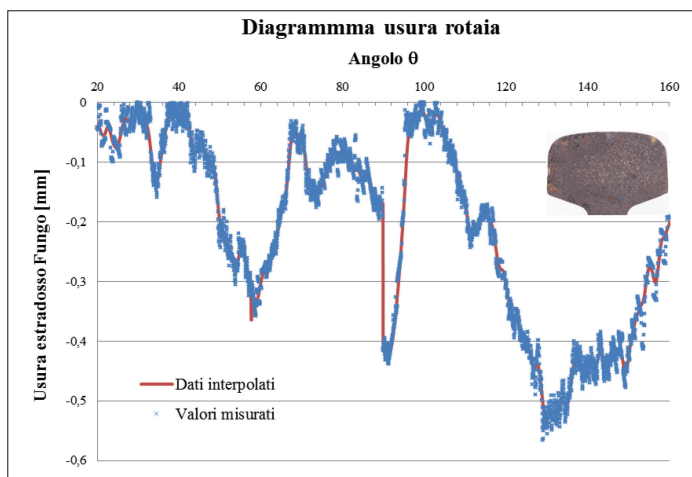


Fig. 20 – Usura puntuale del fungo della rotaia. *Point wear of the rail-head*

track and the measurement of the relevant deviations compared to new tracks of the same typology.

At present, the procedure can be only used for the lab analyses showing high precision in the wear evaluation as well as great rapidity in being performed. In light of the best results yielded, further (stereoscopic) methodologies are being developed to reconstruct the track profile through equipment installed directly on diagnostic rolling stock. So, it is very likely that a laser monitoring system will be combined with a digital one in the future.

BIBLIOGRAFIA – REFERENCES

- [1] *Procedura operativa subdirezionale RFI DMAIMSD P0 IFS 002 0* del 16.01.02, Rilievi della geometria del binario e relative disposizioni manutentive, Rete Ferroviaria Italiana, 3.2002.
- [2] DI VINCENZO D., GUERRIERI M., "Gestione e diagnostica della sovrastruttura ferroviaria. Un caso studio: la linea Palermo-Messina", Argomenti ISSN 1973-4220- Rivista quadrimestrale di RFI dicembre 2005, n. 7, pp. 47-77.
- [3] CANNY J. (1986), "A computational approach to edge detection", PAMI(8), No. 6, November 1986, pp. 679-698.
- [4] GONZALES R.C., WOODS R. E. (2002), "Digital Image Processing 2nd ed." Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.
- [5] GONZALES R.C., WOODS R.E., EDDINS S.L. (2004), "Digital image processing using Matlab", Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, 2004.
- [6] SERRA J., "Image analysis and mathematical morphology", London, Academic Press, 1982.
- [7] FREEMAN H., "Computer Processing of Line Drawing Images" Computing Surveys. 6(1): 57-97.
- [8] FREEMAN H., "On the encoding of arbitrary geometric configurations", Ire Trans. Electron. Comput. EC-10, 260-268, 1961.
- [9] X. TROUILLOT, M. JOURLIN AND J.C. PINOLI, "Geometric parameters computation with freeman code", submitted to Image anal stereol, 6 pages.