



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2017년10월26일
(11) 등록번호 10-1789979
(24) 등록일자 2017년10월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/50 (2006.01) G06T 11/60 (2006.01)

(52) CPC특허분류
G06T 5/50 (2013.01)
G06T 11/60 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2016-0110795

(22) 출원일자 2016년08월30일

심사청구일자 2016년08월30일

(56) 선행기술조사문헌

FENG Xiaolei ET AL, "Hausdorff Distance Using Gradient Orientation Registers Infrared and Visible Image", <Video Engineering> 2015.03.*

KR101051716 B1

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

기술이전 희망 : 기술양도

(73) 특허권자

인천대학교 산학협력단

인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)

(72) 발명자

전광길

인천광역시 연수구 경원대로119번길 21, 114동 904호 (동춘동, 풍림2차아파트)

(74) 대리인

특허법인충정

전체 청구항 수 : 총 5 항

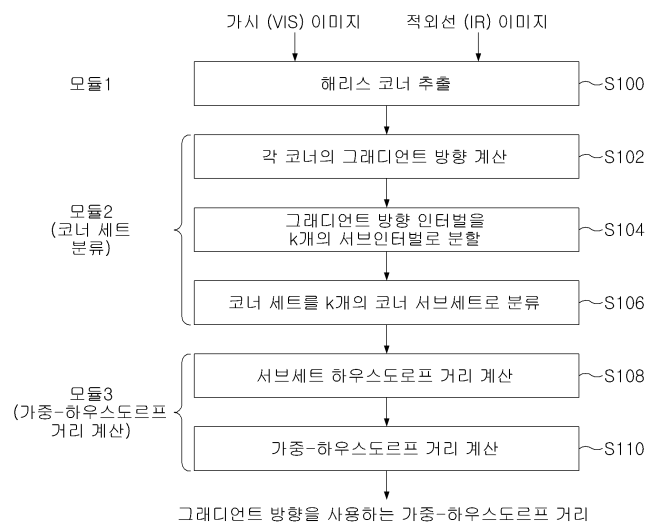
심사관 : 김광식

(54) 발명의 명칭 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법

(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법은, (a) 가시 이미지 및 적외선 이미지로부터 해리스 코너들을 추출하는 단계; (b) 상기 해리스 코너들을 각 코너의 그래디언트 (gradient) 방향에 따라 복수의 코너 서브세트로 분류하는 단계; 및 (c) 상기 코너 서브세트들의 하우스도르프 거리에 기반하여 가중-하우스도르프 거리를 계산하는 단계를 포함하여, 하우스도르프 거리를 정확하게 계산할 수 있기 때문에, 멀티-센서 이미지들의 정합 정확도를 향상시킬 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 2207/10048 (2013.01)

G06T 2207/20221 (2013.01)

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

- (a) 가시 이미지 및 적외선 이미지로부터 해리스 코너들을 추출하는 단계;
- (b) 상기 해리스 코너들을 각 코너의 그래디언트(gradient) 방향에 따라 복수의 코너 서브세트로 분류하는 단계; 및
- (c) 상기 코너 서브세트들의 하우스도르프 거리에 기반하여 가중-하우스도르프 거리를 계산하는 단계를 포함하고,
- 상기 단계 (b)는,
- (b-1) 상기 추출된 각각의 해리스 코너의 그래디언트 방향을 계산하는 단계;
- (b-2) 그래디언트 방향 인터벌을 복수의 그래디언트 방향 서브인터벌로 분할하는 단계; 및
- (b-3) 각 코너의 그래디언트 방향이 어떤 그래디언트 방향 서브인터벌에 속하는지에 따라 상기 해리스 코너들을 복수의 코너 서브세트로 분류하는 단계를 포함하며,
- 상기 단계 (c)는,
- (c-1) 상기 각 코너 서브세트의 하우스도르프 거리를 계산하는 단계; 및
- (c-2) 상기 코너 서브세트들의 하우스도르프 거리들을 합산하여 가중-하우스도르프 거리를 계산하는 단계를 포함하는, 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 단계 (a)는,

- (a-1) 제1 임계값 이하의 작은 임계값을 사용하여 해리스 코너 추출 알고리즘에 따라 가시 이미지 및 적외선 이미지로부터 해리스 코너들을 추출하는 단계;
- (a-2) 상기 이미지들을 동일한 크기를 갖는 패치들로 분할하는 단계;
- (a-3) 각 패치에서 제2 임계값 이상의 큰 응답 값을 갖는 코너들을 남겨두는 단계; 및
- (a-4) 각 패치를 복수의 윈도우로 분할하고, 윈도우 내에서 최대 응답값을 갖는 하나의 코너만을 남겨두고, 가시 이미지 및 적외선 이미지에서 남겨진 코너들을 해리스 코너들로서 결정하는 단계를 포함하는, 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법.

청구항 5

청구항 4에 있어서,

상기 단계 (a)에서, 코너 세트들 P 및 Q가 각각 상기 적외선 이미지와 상기 가시 이미지로부터 추출되고,

상기 단계 (b-3)에서, 상기 P 및 Q가 각각 k개의 코너 서브세트들로 분류되며,

각각 서브세트 쌍들 내의 코너 서브세트들을 $P^s = \{p_1^s, \dots, p_x^s, \dots, p_m^s\}$ 및

$Q^s = \{q_1^s, \dots, q_y^s, \dots, q_n^s\}$ 라 하고, $s=1,2,\dots,k$ 이며, p_x^s 및 q_y^s 는

각각 서브세트들 P^s 및 Q^s 에서의 포인트이고, m 과 n 은 코너 서브세트에서의 코너들의 수라 할 때, 코너 서브세트 쌍들에서의 2개의 코너 서브세트들 간의 하우스도르프 거리인 서브세트 하우스도르프 거리는 수학식 5에 의해 계산되며,

[수학식 5]

$$H^s(P^s, Q^s) = \max(h^s(P^s, Q^s), h^s(Q^s, P^s))$$

상기 $h^s(P^s, Q^s)$ 는 P^s 와 Q^s 간의 순방향 거리이고, 상기 $h^s(Q^s, P^s)$ 는 P^s 와 Q^s 간의 역방향 거리인, 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법.

청구항 6

청구항 5에 있어서,

적외선 이미지에서의 코너 서브세트 가중치 w_I^s 가 수학식 6에 의해 계산되고,

[수학식 6]

$$w_I^s = \frac{M_s}{M_s + N_s}$$

상기에서 변수 M_s 와 N_s 는 각각, P^s 와 Q^s 에서 "유용한" 코너들의 수이며,

가시 이미지에서의 코너 서브세트 가중치 w_V^s 가 수학식 7에 의해 계산되고,

[수학식 7]

$$w_V^s = \frac{N_s}{M_s + N_s}$$

상기 $h^s(P^s, Q^s)$ 는 수학식 8에 의해 계산되며,

[수학식 8]

$$h^s(P^s, Q^s) = w_I^s \times \sum_{p_x^s \in P^s} d_w(p_x^s, Q^s)$$

상기에서 $d_w(p_x^s, Q^s)$ 는 p_x^s 와 Q^s 간의 거리이고,

P^s 와 Q^s 간의 역방향 거리 $d_w(Q^s, P^s)$ 는 수학식 8에서 P^s , p_x^s 와 w_I^s 를 Q^s , q_y^s , w_V^s 로 교환함으로써 계산되며,

$d_w(p_x^s, Q^s)$ 는 수학식 9에 의해 계산되고,

[수학식 9]

$$d_w(p_x^s, Q^s) = U \left(\frac{d(p_x^s, Q^s)}{w_{(x)}^{s,I}} \right), x = 1, \dots, m$$

상기에서 비용 함수 $U(\bullet)$ 는 큰 거리 에러를 발생하는 코너들을 제거하는데 사용되며,

$$U(x) = \begin{cases} x & x \leq Th \\ 0 & x > Th \end{cases}$$

상기 비용 함수 이고,

$d_w(p_x^s, Q^s)$ 가 0이 아닌 것을 만족하는 코너들은 상기 "유용한" 코너들로 결정되며,

w_I^s 는 적외선 이미지로부터 서브세트 P^s 에서의 코너 p_x^s 의 코너 가중치이고,

상기 코너 가중치 $w_{(x)}^{s,I}$ 는 수학식 10에 의해 계산되며,

[수학식 10]

$$w_{(x)}^{s,I} = \frac{R_x^s}{\sum_{s=1}^k \sum_{x=1}^m (R_x^s)}$$

상기에서 R_x^s 와 R_y^s 는 적외선 이미지와 가시 이미지에서의 서브세트들 P^s 와 Q^s 의 코너 p_x^s 와 q_y^s 의 응답 값이고,

가시 이미지에서의 코너 가중치 $w_{(y)}^{s,V}$ 는 수학식 11에 의해 계산되며,
[수학식 11]

$$w_{(y)}^{s,V} = \frac{R_y^s}{\sum_{s=1}^k \sum_{y=1}^n (R_y^s)}$$

인, 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프
프 거리 계산 방법.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 가중-하우스도르프 거리($H_{WGO}(P, Q)$)는, 수학식 12에 의해 계산되고,
[수학식 12]

$$H_{WGO}(P, Q) = \sum_{f=1}^L H_f^s(Q^s, P^s)$$

$H_f^s(P^s, Q^s), f = 1, 2, \dots, s$ 는 (P^s, Q^s) 의 오름차순 정렬인, 그래디언트 방향
정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 가시 이미지 및 적외선 이미지 정합 시

[0002] 사용되는 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 이미징, 네트워킹, 데이터 프로세싱 및 스토리지 기술에서의 최근의 발전은 가시(VIS: visible) 이미지 및 적외선(IR: infrared) 이미지와 같은 멀티-센서 이미지들의 사용의 폭발적인 증가를 초래하였다. 이미징을 위한 상이한 물리적인 원리에 기인하여, 가시 이미지 및 적외선 이미지는 다른 특성들을 포함한다.

[0004] 가시 이미지는 적외선 이미지보다 더 선명한 반면에, 약한 조명, 연기 및 안개에서 캡처된 적외선 이미지는 가시 이미지가 제공할 수 없는 정보를 제공할 수 있다. 복잡합 환경을 위하여, 적외선 이미지와 가시 이미지의 융합은 더 나은 분석 성능을 초래할 수 있다. 이미지 융합의 주된 기술들 중 하나는 이미지 정합이다.

[0005] 이미지 정합 방법들은 픽셀-기반 방법과 특징-기반 방법으로 분류될 수 있다. 픽셀-기반 방법은 상호-상관 및

상호 정보에 의존한다. 상호-상관 정합 방법에 있어서, 계산 복잡성은 높다. 상호 정보(MI: mutual information)는 두 이미지들 간의 그레이 정보의 대응성을 고려할 필요가 있다. 하지만, 멀티-센서 이미지들 간의 그레이 매핑 관계는 종종 국부적으로 상이하다. 따라서, 이것은 상호 정보(MI) 기반 방법의 낮은 성능을 초래한다.

[0006] 하지만, 특징 기반 방법들은 어떤 명백한 특징, 즉 특징 포인트들을 갖는 몇몇 포인트들만을 고려한다. 예지 포인트, SIFT, SURF, 및 코너와 같은, 특징 포인트들은 이미지를 정합하는데 널리 사용된다. SIFT 및 SURF에 기반한 방법들은 유클리드 거리에 의한 포인트들 간의 대응하는 관계를 개발할 필요가 있는데, 유클리드 거리는 이미지 공간 정보를 포함하지 못하고 이미지 변형 또는 노이즈의 경우 충분히 식별되지 않는다.

[0007] 이러한 단점을 극복하기 위하여, 하우스도르프 거리(HD: Hausdorff distance) 기반 방법들이 제안되었다. 하우스도르프 거리는 포인트들 간의 대응하는 관계를 개발하는 대신에 두 포인트 세트들 간의 유사도를 계산한다.

[0008] 이미지 정합을 위해 많은 하우스도르프 거리(HD) 기반 방법들이 제안되었다. 비특허문헌 13은 부분적인 하우스도르프 거리를 제안하였다. 그것은, 이미지가 뷰로부터 부분적으로 숨겨진 객체들을 포함하는 경우에 잘 맞는다. 이 방법은 두 이미지들 간의 유사도를 추정하는데 좋은 결과를 보여준다. 비특허문헌 14는 수정된 하우스도르프 거리를 제안하는데, 분할 에러에 기인할 수 있는 이상점들에 강건하다. 비특허문헌 15는 최대 우도 추정에 기반하는 하우스도르프 거리를 제안하였는데, 매칭의 강건함을 개선하였다. 비특허문헌 16은 이상점들에 대해 정밀하게 식별하기 위한, 정확한 M-하우스도르프(AM-HD)라 불리우는 방법을 제시하였다. 하지만, 이들 하우스도르프 거리(HD) 기반 방법들은 3가지 주된 단점들을 가지고 있다: (1) 많은 계산량을 필요로 함; (2) 각 (예지) 포인트의 그래디언트 방향(GO: Gradient Orientation) 정보를 무시함; (3) 각 (예지) 포인트의 상이한 중요도를 무시함.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0009] (비특허문헌 0001) [1] J.G. Han, E.J. Pauwels, P.D. Zeeuw, Visible and infrared image registration in man-made environments employing hybrid visual features, Pattern Recognit. Lett. 34 (1) (2013) 4251.
- (비특허문헌 0002) [2] G.A. Bilodeau, A. Torabi, O. Franc, Morin visible and infrared image registration using trajectories and composite foreground images, Image Vis. Comput. 29 (1) (2011) 4150.
- (비특허문헌 0003) [3] Z. Liu, W. Wu, Machine intelligence and biometrics, in: Fusion with Infrared Images for an Improved Performance and Perception, Springer, Berlin; Heidelberg, 2011 (Chapter 4:21).
- (비특허문헌 0004) [4] J.N. Sarvaiya, S. Patnaik, S. Bombaywala, Image registration by template matching using normalized cross-correlation, in: International Conference on Advances in Computing, Control, & Telecommunication Technologies 2009, ACT, IEEE, 2009, pp. 819822.
- (비특허문헌 0005) [5] J.P.W. Pluim, J.A.B. Antoine Maintz, M.A. Viergever, Mutual-information-based registration of medical images: a survey, IEEE Trans. Med. Imaging 22 (8) (2003) 9861004.
- (비특허문헌 0006) [6] H.H. Zhang, C.T. Guan, Y.Q. Li, A linear discriminant analysis method based on mutual information maximization, Pattern Recognit. 44 (4) (2011) 877885.
- (비특허문헌 0007) [7] W.L. Zhao, C. Ngo, Flip-invariant SIFT for copy and object detection, IEEE Trans. Image Process. 22 (3) (2013) 980991.
- (비특허문헌 0008) [8] K.A. Peker Binary, SIFT. Fast image retrieval using binary quantized SIFT features, in: 2011 9th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI), IEEE, 2011, pp. 217222.
- (비특허문헌 0009) [9] S.P. Nasholm, R. Hansen, B. Angelsen, Post-processing enhancement of reverberation-noise suppression in dual-frequency SURF imaging, IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control 58 (2) (2011) 338348.
- (비특허문헌 0010) [10] J.I. Olszewska, D. Wilson, Hausdorff-distance enhanced matching of scale

invariant feature transform descriptors in context of image querying, in: 2012 IEEE 16th International Conference on Intelligent Engineering Systems (INES), IEEE, 2012, pp. 9196.

(비특허문헌 0011) [11] L.P. Niu, X.H. Jiang, W.H. Zhang, D.X. Shi, Image registration based on Hausdorff distance, in: 2010 International Conference on Networking and Information Technology (ICNIT), IEEE, 2010, pp. 252256.

(비특허문헌 0012) [12] A. Wang, X.Y.n. Sun, X.X. Zhou, W.J. Hu, Difference squared Hausdorff distance based medical image registration, in: Control and Decision Conference (CCDC), 2011 Chinese, IEEE, 2011, pp. 42704272.

(비특허문헌 0013) [13] D.P. Huttenlocher, G.A. Klanderman, W.J. Rucklidge, Comparing images using the Hausdorff distance, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 15 (9) (1993) 850863.

(비특허문헌 0014) [14] M.P. Dubuisson, A.K. Jain, A modified Hausdorff distance for object matching, in: Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, 1994. Conference A: Computer Vision & Image Processing, vol. 1, IEEE, 1994, pp. 566568.

(비특허문헌 0015) [15] D. Sim, O. Kwon, R. Park, Object matching algorithms using robust Hausdorff distance measures, IEEE Trans. Image Process. 8 (3) (1999) 425429.

(비특허문헌 0016) [16] O.K. Kwon, D. Kim, J.W. Suh, Accurate M-Hausdorff distance similarity combining distance orientation for matching multi-modal sensor images, Pattern Recognit. Lett. 32 (7) (2011) 903909.

(비특허문헌 0017) [17] Y.J. Pei, H. Wu, J. Yu, G.H. Cai, Effective image registration based on improved Harris corner detection, in: 2010 International Conference on Information Networking and Automation (ICINA), vol. 1, IEEE, 2010, pp. V1V93.

(비특허문헌 0018) [18] S.Z. Shen, X.L. Zhang, W. Heng, Auto-adaptive Harris corner detection algorithm based on block processing, in: 2010 International Symposium on Signals Systems and Electronics (ISSSE), vol. 1, IEEE, 2010, pp. 14.

(비특허문헌 0019) [19] B. Zitova, J. Flusser, Image registration methods: a survey, Image Vis. Comput. 21 (11) (2003) 9771000.

(비특허문헌 0020) [20] E. Szmidt, J. Kacprzyk, The spearman rank correlation coefficient between intuitionistic fuzzy sets, in: Intelligent Systems (IS), 2010 5th IEEE International Conference, IEEE, 2010, pp. 276280.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 멀티-센서 이미지들의 정합 정확도를 향상시킬 수 있는 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0011] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법은,

[0012] (a) 가시 이미지 및 적외선 이미지로부터 해리스 코너들을 추출하는 단계;

[0013] (b) 상기 해리스 코너들을 각 코너의 그래디언트(gradient) 방향에 따라 복수의 코너 서브세트로 분류하는 단계; 및

[0014] (c) 상기 코너 서브세트들의 하우스도르프 거리에 기반하여 가중-하우스도르프 거리를 계산하는 단계를 포함한

다.

- [0015] 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법에 있어서, 상기 단계 (b)는,
- [0016] (b-1) 상기 추출된 각각의 해리스 코너의 그래디언트 방향을 계산하는 단계;
- [0017] (b-2) 그래디언트 방향 인터벌을 복수의 그래디언트 방향 서브인터벌로 분할하는 단계; 및
- [0018] (b-3) 각 코너의 그래디언트 방향이 어떤 그래디언트 방향 서브인터벌에 속하는지에 따라 상기 해리스 코너들을 복수의 코너 서브세트로 분류하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0019] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법에 있어서, 상기 단계 (c)는,
- [0020] (c-1) 상기 각 코너 서브세트의 하우스도르프 거리를 계산하는 단계; 및
- [0021] (c-2) 상기 코너 서브세트들의 하우스도르프 거리들을 합산하여 가중-하우스도르프 거리를 계산하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0022] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법에 있어서, 상기 단계 (a)는,
- [0023] (a-1) 제1 임계값 이하의 작은 임계값을 사용하여 해리스 코너 추출 알고리즘에 따라 가시 이미지 및 적외선 이미지로부터 해리스 코너들을 추출하는 단계;
- [0024] (a-2) 상기 이미지들을 동일한 크기를 갖는 패치들로 분할하는 단계;
- [0025] (a-3) 각 패치에서 제2 임계값 이상의 큰 응답 값을 갖는 코너들을 남겨두는 단계; 및
- [0026] (a-4) 각 패치를 복수의 윈도우로 분할하고, 윈도우 내에서 최대 응답값을 갖는 하나의 코너만을 남겨두고, 가시 이미지 및 적외선 이미지에서 남겨진 코너들을 해리스 코너들로서 결정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0027] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법에 있어서, 상기 단계 (a)에서, 코너 세트들 P 및 Q가 각각 상기 적외선 이미지와 상기 가시 이미지로부터 추출되고,
- [0028] 상기 단계 (b-3)에서, 상기 P 및 Q가 각각 k개의 코너 서브세트들로 분류되며,

[0029] 코너 서브세트 쌍들 내의 코너 서브세트들을

$$P^s = \{p_1^s, \dots, p_x^s, \dots, p_m^s\} \text{ 및 } Q^s = \{q_1^s, \dots, q_y^s, \dots, q_n^s\}$$

라 하고, $s=1, 2, \dots, k$ 이며, p_x^s 및 q_y^s 는

각각 서브세트들 P^s 및 Q^s 에서의 포인트이고, m 과 n 은 코너 서브세트에서의 코너들의 수라 할 때, 코너 서브세트 쌍들에서의 2개의 코너 서브세트들 간의 하우스도르프 거리인 서브세트 하우스도르프 거리는 수학적 식 5에 의해 계산되며,

[0030] [수학적 식 5]

[0031]

$$H^s(P^s, Q^s) = \max(h^s(P^s, Q^s), h^s(Q^s, P^s))$$

[0032] 상기 $h^s(P^s, Q^s)$ 는 P^s 와 Q^s 간의 순방향 거리이고, 상기 $h^s(Q^s, P^s)$ 는 P^s 와 Q^s 간의 역방향 거리일 수 있다.

[0033] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법에 있어서, 적

외선 이미지에서의 코너 서브세트 가중치 w_I^s 가 수학적 식 6에 의해 계산되고,

[0034] [수학식 6]

$$w_I^S = \frac{M_S}{M_S + N_S}$$

[0035]

[0036] 상기에서 변수 M_S 와 N_S 는 각각, P^S 와 Q^S 에서 "유용한" 코너들의 수이며,

[0037] 가시 이미지에에서의 코너 서브세트 가중치 w_V^S 가 수학식 7에 의해 계산되고,

[0038] [수학식 7]

$$w_V^S = \frac{N_S}{M_S + N_S}$$

[0039]

[0040] 상기 $h(P^S, Q^S)$ 는 수학식 8에 의해 계산되며,

[0041] [수학식 8]

$$h^S(P^S, Q^S) = w_I^S \times \sum_{p_x^S \in P^S} d_w(p_x^S, Q^S)$$

[0042]

[0043] 상기에서 $d_w(p_x^S, Q^S)$ 는 p_x^S 와 Q^S 간의 거리이고,

[0044] P^S 와 Q^S 간의 역방향 거리 $d_w(Q^S, P^S)$ 는 수학식 8에서 P^S , p_x^S 와 w_I^S 를 Q^S , q_y^S , w_V^S 로 교환함으로써 계산되며,

[0045] $d_w(p_x^S, Q^S)$ 는 수학식 9에 의해 계산되고,

[0046] [수학식 9]

$$d_w(p_x^S, Q^S) = U \left(\frac{d(p_x^S, Q^S)}{w_{(x)}^{S,I}} \right), x = 1, \dots, m$$

[0047]

[0048] 상기에서 비용 함수 $U(\bullet)$ 는 큰 거리 에러를 발생하는 코너들을 제거하는데 사용되며,

[0049] 상기 비용 함수 $U(x) = \begin{cases} x & x \leq Th \\ 0 & x > Th \end{cases}$ 이고,

[0050] $d_w(p_x^s, Q^s)$ 가 0이 아닌 것을 만족하는 코너들은 상기 "유용한" 코너들로 결정되며,

[0051] w_I^s 는 적외선 이미지로부터 서브세트 P^s 에서의 코너 p_x^s 의 코너 가중치이고,

[0052] 상기 코너 가중치 $w_{(x)}^{s,I}$ 는 수학식 10에 의해 계산되며,

[0053] [수학식 10]

$$w_{(x)}^{s,I} = \frac{R_x^s}{\sum_{s=1}^k \sum_{x=1}^m (R_x^s)}$$

[0054]

[0055] 상기에서 R_x^s 와 R_y^s 는 적외선 이미지와 가시 이미지에서의 서브세트들 P^s 와 Q^s 의 코너 p_x^s 와 q_y^s 의 응답 값이고,

[0056] 가시 이미지에서의 코너 가중치 $w_{(y)}^{s,V}$ 는 수학식 11에 의해 계산되며,

[0057] [수학식 11]

$$w_{(y)}^{s,V} = \frac{R_y^s}{\sum_{s=1}^k \sum_{y=1}^n (R_y^s)}$$

[0058] 일 수 있다.

[0059] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법에 있어서, 상

기 가중-하우스도르프 거리($H_{WGO}(P, Q)$)는, 수학식 12에 의해 계산되고,

[0060] [수학식 12]

$$H_{WGO}(P, Q) = \sum_{f=1}^L H_f^s(Q^s, P^s)$$

$$H_f^s(P^s, Q^s), f=1, 2, \dots, s$$

는 $H^s(P^s, Q^s)$ 의 오름차순 정렬일 수 있다.

발명의 효과

본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법은, 하우스도르프 거리를 정확하게 계산할 수 있기 때문에, 멀티-센서 이미지들의 정합 정확도를 향상시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

도 1은 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법의 흐름도.

도 2는 코너 서브셋 쌍의 정의를 설명하기 위한 도면.

도 3은 해리스 코너 추출을 설명하기 위한 도면으로서, 도 3a는 패치 및 윈도우의 크기를 도시한 도면이고, 도 3b는 적외선 이미지에서 전통적인 해리스 검출 방법에 의해 추출된 해리스 코너들을 도시한 도면이며, 도 3c는 가시 이미지에서 전통적인 해리스 검출 방법에 의해 추출된 해리스 코너들을 도시한 도면이고, 도 3d는 적외선 이미지에서 본 발명의 실시예에 따른 개선된 해리스 검출 방법에 의해 추출된 해리스 코너들을 도시한 도면이며, 도 3e는 가시 이미지에서 본 발명의 실시예에 따른 개선된 해리스 검출 방법에 의해 추출된 해리스 코너들을 도시한 도면.

도 4는 그래디언트 방향, 그래디언트 크기 및 그래디언트 그레이값의 대응성을 도시한 도면으로서, 도 4a는 적외선 이미지를 도시한 도면이고, 도 4b는 가시 이미지를 도시한 도면이며, 도 4c는 그래디언트 방향(GO: gradient orientation)의 대응성을 도시한 도면이고, 도 4d는 그래디언트 크기의 대응성을 도시한 도면이며, 도 4e는 그레이값의 대응성을 도시한 도면.

도 5는 실험에 사용된 이미지 쌍들을 도시한 도면.

도 6은 M-HD, GO-HD, WGO-HD의 RMSE를 도시한 도면으로서, 도 6a는 $Tgr=(xg,yg)=(10,10)$, 도 6b는 $Tgr=(xg,yg)=(25,25)$, 도 6c는 $Tgr=(xg,yg)=(35,35)$.

도 7은 ML-HD, AM-HD, WGO-HD의 RMSE를 도시한 도면으로서, 도 7a는 $Tgr=(xg,yg)=(10,10)$, 도 7b는 $Tgr=(xg,yg)=(25,25)$, 도 7c는 $Tgr=(xg,yg)=(35,35)$.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

본 발명의 목적, 특정한 장점들 및 신규한 특징들은 첨부된 도면들과 연관되어지는 이하의 상세한 설명과 바람직한 실시예들로부터 더욱 명백해질 것이다.

이에 앞서 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이고 사전적인 의미로 해석되어서는 아니되며, 발명자가 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합되는 의미와 개념으로 해석되어야 한다.

본 명세서에서 각 도면의 구성요소들에 참조번호를 부가함에 있어서, 동일한 구성 요소들에 한해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한 한 동일한 번호를 가지도록 하고 있음에 유의하여야 한다.

또한, "제1", "제2", "일면", "타면" 등의 용어는, 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하기 위해 사용되는 것으로, 구성요소가 상기 용어들에 의해 제한되는 것은 아니다.

이하, 본 발명을 설명함에 있어, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있는 관련된 공지 기술에 대한 상세한

설명은 생략한다.

- [0070] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시형태를 상세히 설명하기로 한다.
- [0071] 하우스도르프 거리는 메트릭 공간(metric space)에서 두 세트 간의 거리를 나타낸다. 관용적인 하우스도르프 거리는 단지 개별 포인트를 사용하여 계산되고 각 포인트가 동일하게 가중된다. 각 포인트의 그래디언트 방향은 무시되는데, 이것은 이미지 정합에서 하우스도르프 거리의 성능을 제한한다. 더욱이, 상이한 포인트들은 상이한 중요도를 갖기 때문에 다른 가중치가 할당되어야 한다.
- [0072] 본 발명의 일 실시예는 가시 이미지 및 적외선 이미지를 정합하기 위한 수정된 하우스도르프 거리 계산을 방법을 제안하는데, 본 발명의 실시예는 각 포인트의 위치와 그래디언트 방향 양자를 사용한다. 각 포인트는 각 포인트의 코너 응답 값에 의해 다르게 가중된다. 실험 결과는 평균 제곱근 편차(RMSE)를 통해 관용적인 하우스도르프 거리에 기반하는 기존의 방법들에 비해 본 발명의 방법이 멀티-센서 이미지 정합 시 더 나은 성능을 보여주었다.
- [0073] 기존의 하우스도르프 거리 계산 방법의 단점들을 개선하기 위하여, 본 발명의 일 실시예는 그래디언트 방향(GO: gradient orientation)을 사용하는 가중-하우스도르프 거리(WGO-HD: weighted-Hausdorff distance using gradient orientation)라 불리우는 새로운 방법을 제안한다.
- [0074] 계산량을 감소시키기 위하여, 본 발명의 실시예는 에지 포인트 대신에 해리스 코너(Harris corner)를 사용한다. 코너들의 수는 이미지에서 에지 포인트들의 수보다 적은데, 이것은 코너들이 단지 에지 포인트들의 작은 부분이기 때문이다. 이것은 적은 계산량을 초래한다.
- [0075] 그래디언트 방향을 이용하기 위하여, 본 발명의 일 실시예는 적외선 이미지와 가시 이미지로부터 코너들을 추출한 후에 그래디언트 방향에 따라 코너들을 k개의 코너 서브세트들로 분할한다. 그 다음, 본 발명은 두 코너 서브세트 간의 하우스도르프 거리를 계산하는데, 모든 코너들의 그래디언트 방향들은 동일한 그래디언트 서브인터벌에 있다.
- [0076] 본 발명에서, 두 코너 서브세트 간의 하우스도르프 거리는 서브세트 하우스도르프 거리로 지칭하기로 한다. WGO-HD는 서브세트 하우스도르프 거리의 합에 의해 계산된다. 이러한 전략에 의해, 그래디언트 방향은 하우스도르프 거리(HD)에 포함될 수 있다. 상이한 코너들은 WGO-HD에 상이한 중요도를 가지기 때문에, 본 발명의 일 실시예에서는 코너들의 응답 값들에 따라 상이한 코너들에 상이한 가중치가 할당된다. 또한, 상이한 코너 서브세트들은 WGO-HD에 대해 상이한 중요도를 가지기 때문에, "유용한(usable)" 코너들의 수에 따라 상이한 코너 서브세트들에 상이한 가중치들이 할당된다.
- [0077] 하기에, 본 발명의 개요가 제시되고, 코너 추출 방법이 설명되며, WGO-HD 계산 방법이 주로 제시되고, 실험 결과들이 설명되며, 결론이 제공된다.
- [0078] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법의 흐름도이다.
- [0079] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법은, 3개의 모듈들로 구성된다: 해리스 코너 추출(S100), 코너 세트 분류(S102, S104, S106), 및 가중-하우스도르프 거리 계산(S108, S110). 제1 모듈에서, 해리스 코너는 개선된 해리스 코너 방법에 의해 검출된다. 제2 모듈에서, 코너 세트가 각 코너의 그래디언트 방향에 따라 k개의 코너 서브세트들로 분류된다. 제3 모듈에서, 그래디언트 방향을 사용하는 가중-하우스도르프 거리가 서브세트 하우스도르프 거리의 합에 의해 계산된다.
- [0080] 본 발명의 일 실시예에서, 코너들은 해리스 코너 방법에 의해 추출된다. 하지만, 전통적인 해리스 코너 검출 방법에 의해 코너들이 추출되는 경우, 상기 코너들은 몇몇 영역들에 클러스터링되어 있을 수 있다. 그리고 이들 클러스터들은 매치 에러를 증가시킬 수 있다. 이러한 문제를 회피하기 위하여, 본 발명의 일 실시예는 개선된 해리스 코너 검출 방법에 의해 코너 세트를 추출한다.
- [0081] 그래디언트 방향으로부터 이익을 취하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에서, 그래디언트 방향은 전통적인 하우스도르프 거리(HD)에 포함된다. 이것을 하기 위하여, 모든 코너들을 포함하는 코너 세트는 그래디언트 방향에 따라 서브세트들로 분할된다.
- [0082] 제2 모듈, 즉 코너 세트 분류는 도 1에 도시된 바와 같이 3개의 단계들에 의해 수행된다. 첫째, 단계 S102에서, 각 코너의 그래디언트 방향이 계산된다. 다음, 단계 S104에서, 그래디언트 방향 인터벌이 k개의 서브인터벌들로

분할된다. 마지막으로, 단계 S106에서, 상이한 코너들의 그래디언트 방향들이 존재하는, 상이한 서브인터벌들에 따라, 코너 세트가 k개의 코너 서브세트들로 분할된다. 즉, 각 서브세트는, 그래디언트 방향이 동일한 서브인터벌에 존재하는, 코너들로 구성된다.

[0083] 여기에서, 가시 이미지로부터 하나, 그리고 적외선 이미지로부터 다른 하나인, 2개의 코너 서브세트들을 포함하는 코너 서브세트 쌍이 정의된다. 2개의 코너 서브세트들에 있어서, 코너들의 그래디언트 방향들은 동일한 그래디언트 방향 서브인터벌에 존재한다. 설명을 단순화하기 위하여, 도 2는 코너 서브세트 쌍의 정의를 설명한다. 도 2에서, 블랙 도트들은 추출된 해리스 코너들을 나타낸다. 큰 원은 k개의 서브인터벌들로 분할된, 그래디언트 방향 인터벌 $[-\pi, \pi]$ 을 나타낸다.

[0084] WGO-HD 계산 모듈은 2개의 단계들에 의해 수행된다: 서브세트 하우스도르프 거리를 계산하는 단계(단계 S108) 및 그래디언트 방향을 사용하는 가중-하우스도르프 거리(WGO-HD)를 계산하는 단계(단계 S110). 각 서브세트 및 상기 서브세트내의 각 코너는 이미지 정합에 다른 기여를 하기 때문에, 이 모듈에서 두 개의 가중치들, 즉 코너 가중치와 코너 서브세트 가중치가 WGO-HD에 도입된다. 코너들을 코너 서브세트들로 분류한 이후에, 단계 S108에서, 서브세트 하우스도르프 거리가 계산된다. 그 다음, 단계 S110에서, 서브세트 하우스도르프 거리의 합에 의해 그래디언트 방향을 사용하는 가중 하우스도르프거리가 계산된다.

[0085] **해리스 코너 추출**

[0086] 해리스 코너들은 이미징 지오메트리에 대해 불변하고 인간 관찰자에 의해 잘 인지된다. 코너들은 에지 포인트들의 단지 작은 부분이기 때문에, 계산량을 감소시키기 위하여 에지 포인트들 대신에 이미지들을 정합하기 위하여 해리스 코너들이 사용된다. 픽셀의 응답 값(R)이 임계값보다 큰 경우 픽셀을 코너로 레이블링하는 전통적인 해리스 코너 검출 방법에 의해 코너들이 추출되는 경우, 코너들의 클러스터들은 어떤 영역에 존재할 수 있다. 상기 클러스터들은 잘못된 매치들의 증가를 초래한다.

[0087] 이 문제를 해결하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에서는 해리스 코너를 추출하기 위한 개선된 해리스 코너 검출 방법을 채택한다. 첫째, 전통적인 해리스 검출 방법에 의해 코너들이 추출되고 작은 임계값이 사용된다. 다음, 이미지를 동일한 크기를 갖는 패치들로 분할한다. 그 다음 각 패치에서의 코너들의 수(N)가 계산되고, 가장 작은 수(Nmin)가 발견된다. 각 패치에서 큰 응답 값을 갖는 코너들이 남겨진다. 제1 단계에서 작은 임계값이 사용되기 때문에, 각 패치에서의 코너들의 수(Nc)는 크다. 따라서, 상기 수를 줄이기 위하여 그리고 코너들을 동일하게 분포시키기 위하여, 작은 윈도우에서, 최대 응답 값을 갖는, 단지 하나의 코너만을 남겨둔다. 여기에서 작은 윈도우의 크기는 패치 크기보다 더 작다.

[0088] 도 3a는 상기 패치 및 윈도우를 도시한 것이다. 각 패치에서의 코너들의 수를 제한함으로써, 코너들은 전통적인 검출 방법에 의해 추출된 코너들보다 더 균일하게 분포된다. 도 3b 및 도 3c는 적외선 이미지에서, 전통적인 해리스 코너 검출 방법과 본 발명의 일 실시예에 따른 개선된 해리스 코너 검출 방법에 의해 추출된 코너들을 보여준다. 도 3d 및 도 3e는 가시 이미지에서, 전통적인 해리스 코너 검출 방법과 본 발명의 일 실시예에 따른 개선된 해리스 코너 검출 방법에 의해 추출된 코너들을 보여준다. 도 3으로부터, 이미지들에서 개선된 해리스 코너 검출 방법에 의해 추출된 코너들은 전통적인 해리스 코너 검출 방법에 의해 추출된 코너들보다 더 균일하게 분포되어 있는 것을 관찰할 수 있다.

[0089] **코너 세트 분류**

[0090] 전통적인 하우스도르프 거리(HD) 방법은 단지 코너들의 위치들만을 고려한다. 코너들의 그래디언트 방향들은 완전히 무시된다. 하지만, 그래디언트 방향 정보는 이미지 정합에 있어서 중요한 역할을 할 수 있다. 위치 정보 및 그래디언트 방향 양자로부터 이익을 얻기 위하여, 본 발명은 그래디언트 정보를 전통적인 하우스도르프 거리(HD)에 통합한다.

[0091] 그래디언트 크기나 그레이 값 대신에 그래디언트 방향을 선택하는 이유는 그래디언트 크기와 그레이 값보다 그래디언트 방향이 적외선 이미지 및 가시 이미지 간의 더 나은 대응성을 갖고 있기 때문이다. 실험에 있어서, 2개의 대응 포인트들이 수동으로 랜덤하게 선택된다. 그 다음 대응하는 포인트들을 둘러싸는, 블록들 내의 픽셀들의 그래디언트 방향들, 그래디언트 크기들, 및 그레이 값들을 계산한다. 블록 크기는 5×5 이다.

[0092] 상기 실험에서, 적외선 이미지와 가시 이미지 간의 그래디언트 방향들, 그래디언트 크기들, 및 그레이 값들의 상관 계수(C)를 계산하기 위하여 스피어맨(Spearman)의 랭크 상관 계수를 사용한다. 상관 계수가 크면, 대응성은 높아질 것이다. 그 결과가 도 4a 내지 도 4c에 도시되는데, 적외선 이미지와 가시 이미지의 그래디언트 방향 분포가 유사하다는 것을 확인할 수 있다. 하지만, 도 4d에서, 적외선 이미지의 그래디언트 크기 분포는 가시 이

미지의 그래디언트 크기와는 다른, 거의 직선이다. 일반적으로, 적외선 이미지와 가시 이미지의 그래디언트 방향의 분포들은 그래디언트 크기와 그레이 값보다 더 유사하다. 더 많은 유사성은 적외선 이미지와 가시 이미지 간의 그래디언트 방향의 대응성이 더 양호하다는 것을 보여준다. 더욱이, 그래디언트 방향의 상관 계수는 그래디언트 크기와 그레이 값의 상관 계수보다 더 크다. 이 실험은 그래디언트 방향의 대응성이 그래디언트 크기와 그레이 값보다 더 양호하다는 것을 설명한다.

[0093] 그래디언트 방향을 하우스도르프 거리(HD)에 통합하기 위하여, 그래디언트 방향에 따라 코너 세트가 k개의 코너 서브세트들로 분류된다. 여기에서, 코너 세트를 k개의 코너 서브세트들로 분류하는 방법이 제시된다. 첫째, 단계 S102에서 각 코너의 그래디언트 방향이 계산되고, 단계 S104에서 그래디언트 방향 인터벌 $[-\pi, \pi]$ 이 k개의 서브인터벌로 분할된다. 다음, 단계 S106에서 그래디언트 방향들이 동일한 하나의 서브인터벌에 존재하는 코너들이 하나의 코너 서브세트를 형성한다.

[0094] 그래디언트 방향을 사용하는 가중-하우스도르프 거리(WGO-HD) 계산

[0095] 전통적인 하우스도르프 거리(HD)

[0096] 2개의 에지 포인트 세트들 $P=\{p_1, \dots, p_i, \dots, p_a\}$ 및 $Q=\{q_1, \dots, q_j, \dots, q_b\}$ 가 주어지고, p_i 와 q_j 는 각각 세트 P와 Q에서의 포인트이며, 코너들의 수가 각각 a와 b라 할 때, 전통적인 하우스도르프 거리는 수학적 식 1과 같이 정의된다:

수학적 식 1

$$H(P, Q) = \max(h(P, Q), h(Q, P))$$

[0097]

[0098] 상기에서 $h(P, Q)$ 와 $h(Q, P)$ 는 P와 Q 간의 순방향 거리 및 역방향 거리이다. 상기 순방향 거리 $h(P, Q)$ 는 수학적 식 2에 의해 계산될 수 있다.

수학적 식 2

$$h(P, Q) = \max(d(p_i, Q)), i = 1, \dots, a$$

[0099]

[0100] 상기에서 $d(p_i, Q)$ 는 수학적 식 3에 의해 정의되는, 최소 거리이다.

수학적 식 3

$$d(p_i, Q) = \min \|p_i - q_j\|, j = 1, \dots, b$$

[0101]

[0102] 상기 역방향 거리 $h(Q, P)$ 는 수학적 식 2와 수학적 식 3에서 P와 p_i 를 Q와 q_j 로 교환함으로써 계산된다. 2개의 (에지) 포인트 세트들 간의 하우스도르프 거리(HD)가 작은 경우, 2개의 (에지) 포인트 세트들의 유사성은 매우 높을 것이다. 이미지 정합에서, 더 높은 유사도는 더 양호한 정합을 보여준다. 하우스도르프 거리(HD)의 정의로부터, 하우스도르프 거리(HD)가 노이즈 포인트들에 민감하다는 것을 알 수 있다.

[0103] M-HD

[0104] 전통적인 하우스도르프 거리(HD)는 노이즈에 민감하다. 민감도를 감소시키기 위하여, 비특허문헌 14는 M-HD를 제안하였다. M-HD는 최소 거리들의 평균값을 계산함으로써 상기 문제를 해결한다. M-HD에서의 순방향 거리는 수학적 식 2를 하기와 같이 재작성함으로써 계산된다.

수학식 4

$$h(P, Q) = \frac{1}{a} \sum_{i=1}^a d(p_i, Q)$$

[0105]

[0106] 상기에서 $d(p_i, Q)$ 는 수학식 3에 의해 계산된다. 역방향 거리 $h(Q, P)$ 는 수학식 4에서 P 와 p_i 를 Q 와 q_j 로 교환함으로써 계산된다.

[0107] WGO-HD

[0108] 여기에서, 2개의 코너 세트들 P 및 Q 가 적외선 이미지와 가시 이미지로부터 추출되고, P 와 Q 는 각각 k 개의 코너 서브세트들로 분류된다고 가정한다. 코너 서브세트 쌍들 내의 2개의 코너 서브세트들은

$$P^s = \{p_1^s, \dots, p_x^s, \dots, p_m^s\}$$

$$Q^s = \{q_1^s, \dots, q_y^s, \dots, q_n^s\}$$

및

$$p_x^s$$

, $s=1, 2, \dots, k$ 로서 기술된다. 여기에서

$$q_y^s$$

및 q_y^s 는 각각 서브세트들 P^s 및 Q^s 에서의 포인트이고, m 과 n 은 코너 서브세트에서의 코너들의 수이다. WGO-HD는 2개의 단계들에 의해 계산된다: 서브세트 하우스도르프 거리를 계산하는 단계(S108) 및 WGO-HD를 계산하는 단계(S110).

$$H^s(P^s, Q^s)$$

[0109]

수학식 1에 의하면, $H^s(P^s, Q^s)$, 즉 코너 서브세트 쌍들에서의 2개의 코너 서브세트들 간의 하우스도르프 거리인 서브세트 하우스도르프 거리는 수학식 5에 의해 계산될 수 있다:

수학식 5

$$H^s(P^s, Q^s) = \max(h^s(P^s, Q^s), h^s(Q^s, P^s))$$

[0110]

[0111] 상기에서 P^s 와 Q^s 간의 순방향 거리 $h^s(P^s, Q^s)$ 는 수학식 2와는 다르게 계산된다. WGO-HD에 대한 각 서브세트의 기여도가 다르다고 가정하고, 각 서브세트의 기여도는 "유용한(usable)" 코너들의 수와 관련된다고 가정한다. 상기 "유용한" 코너들의 수가 서브세트에서 큰 경우, 상기 서브세트의 기여도는 크다. 그렇지 않으면, 상기 서브세트의 기여도는 작다. 따라서, 상이한 서브세트들에 상이한 가중치들이 할당된다. IR 이미지에서의 코너 서브

$$w_I^s$$

세트 가중치 w_I^s 는 수학식 6에 의해 정의된다.

수학식 6

$$w_I^S = \frac{M_S}{M_S + N_S}$$

[0112]

상기에서 변수 M_S 와 N_S 는 각각, P^S 와 Q^S 에서 "유용한" 코너들의 수이다. w_I^S 와 마찬가지로, 코너 서브세트

가중치 w_V^S 는 수학식 7과 같이 계산된다:

수학식 7

$$w_V^S = \frac{N_S}{M_S + N_S}$$

[0114]

코너 서브세트 가중치를 수학식 4에 도입함으로써, 수학식 4는 수학식 8과 같이 작성될 수 있다:

수학식 8

$$h^S(P^S, Q^S) = w_I^S \times \sum_{p_x^S \in P^S} d_w(p_x^S, Q^S)$$

[0116]

상기에서 $d_w(p_x^S, Q^S)$ 는 p_x^S 와 Q^S 간의 거리이다. P^S 와 Q^S 간의 역방향 거리

$d_w(Q^S, P^S)$ 는 수학식 8에서 P^S , p_x^S 와 w_I^S 를 Q^S , q_y^S , w_V^S 로 교환함으로써 계산된다.

$d_w(p_x^S, Q^S)$ 는 코너 가중치를 수학식 3에 도입함으로써 계산된다. 상기 가중치들은 각 코너의 응답과 관련되는 것으로 가정한다. 큰 응답을 갖는 코너는 더 명백한 특징에 대응한다. 더 명백한 특징을 갖는

$d_w(p_x^S, Q^S)$ 코너는 에서 더 중요한 것으로 가정한다. 따라서, 수학식 3은 하기와 같이 코너 가중치를 도입함으로써 작성된다:

수학식 9

$$d_w(p_x^s, Q^s) = U \left(\frac{d(p_x^s, Q^s)}{w_{(x)}^{s,I}} \right), x = 1, \dots, m$$

[0119]

[0120] 상기에서 비용 함수 $U(\bullet)$ 는 큰 거리 에러를 발생하는 코너들을 제거하는데 사용된다. 상기 비용 함수

$$U(x) = \begin{cases} x & x \leq Th \\ 0 & x > Th \end{cases} d_w(p_x^s, Q^s)$$

이다. 가 0이 아닌 것을 만족하는 코너

들은 "유용한" 코너들로 지칭된다. w_I^s 는 적외선 이미지로부터 서브세트 P^s 에서의 코너 p_x^s 의 코너 가

중치이다. 상기 코너 가중치 $w_{(x)}^{s,I}$ 는 하기와 같이 정의된다:

수학식 10

$$w_{(x)}^{s,I} = \frac{R_x^s}{\sum_{s=1}^k \sum_{x=1}^m (R_x^s)}$$

[0121]

[0122] 상기에서 R_x^s 와 R_y^s 는 적외선 이미지와 가시 이미지에서의 서브세트들 P^s 와 Q^s 의 코너 p_x^s 와 q_y^s 의

응답 값이다. 유사하게, 가시 이미지에서의 코너 가중치 $w_{(y)}^{s,V}$ 는 하기와 같이 계산된다:

수학식 11

$$w_{(y)}^{s,V} = \frac{R_y^s}{\sum_{s=1}^k \sum_{y=1}^n (R_y^s)}$$

[0123]

[0124] 큰 서브세트 하우스도르프 거리 에러를 갖는 서브세트의 영향을 감소시키기 위하여, k개의 서브세트 하우스도르프

프 거리들은 오름차순으로 정렬된다. 그 다음 제1 L 서브세트 하우스도르프 거리를 사용하여 WGO-HD가 계산된다. 마지막으로, 그래디언트 방향을 사용하는 가중 하우스도르프 거리, 즉

$H_{WGO}(P, Q)$ 가 하기와 같이 계산될 수 있다.

수학식 12

$$H_{WGO}(P, Q) = \sum_{f=1}^L H_f^s(Q^s, P^s)$$

$H_f^s(P^s, Q^s), f=1, 2, \dots, s$

는 $H^s(P^s, Q^s)$ 의 오름차순 정렬이다.

본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법의 성능을 검증하기 위하여, 가시 이미지와 적외선 이미지 쌍을 가지고 실험을 수행하였다. 가시 이미지와 적외선 이미지의 쌍들은 <http://www.imagefusion.org>에서 획득되었다. 이들 이미지들은 공동-정합되는, 가시 이미지와 적외선 이미지 쌍들의 11쌍들을 포함한다. 이들 이미지들의 크기는 320×240 이다. 상기 이미지 쌍들은 도 5에 도시된다. 상기 실험은 GO와 가중치들의 효과에 대한 실험 및 본 발명의 일 실시예에 의한 방법의 정확성에 대한 실험의 두 부분들로 설계되었다. 그래디언트 방향(GO)과 가중치들의 효과에 대한 실험에서, 그래디언트 방향과 가중치의 효과를 검증하기 위한 실험이 수행되었다. 본 발명의 일 실시예에 의한 방법의 정확성에 대한 실험에서, WGO-HD의 정확성을 더 테스트하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법을 AM-HD 및 ML-HD와 비교하였다.

본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법에서, 임계치 $t=2 \times 10^{-3}$ 에 의해 해리스 코너가 추출되었다. ML-HD와 AM-HD 및 WGO-HD를 위하여, 비용 함수의 임계치로서 6이 선택되었다. WGO-HD에서, L의 값으로서 2가 사용되었다. 실험에서 AM-HD 방법을 위하여, 상수 ϵ 는 0.001이다.

각 이미지 쌍의 적외선 이미지를 초기 병진(initial translation) T_0 만큼 삭제하였다. 따라서, 이미지 쌍들의 실측 위치 T_{gr} 은 T_0 이다. 병진 운동 하에서, $\neg$ 가시 이미지는 최선의 정렬 병진 $T=(x,y)$ 을 찾기 위하여 적외선 이미지로 변형되고 적외선 이미지에 중첩된다.

평가 지표로서 평균 제곱근 편차(RMSE: root of the mean square error)가 사용된다. RMSE는 수학식 13에 의해 계산된다.

수학식 13

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x - x_g)^2 + (y - y_g)^2}{n}}$$

여기에서 (x_g, y_g) 는 실측 위치(T_{gr})이고, (x, y) 는 계산된 정렬 병진이고, n 은 이미지 쌍들의 수이다. 방법이 작

은 RMSE를 갖는 경우, 상기 방법은 더 높은 정합 정확도를 가질 것이다.

[0133] 그래디언트 방향과 가중치들의 효과를 검증하기 위하여, 제안된 접근의 두가지 결과가 제공된다: 그래디언트 방향만을 사용하는 결과들(GO-HD로 지칭됨), 및 그래디언트 방향과 가중치들을 사용하는 결과들(WGO-HD로 지칭됨). 본 발명의 방법은 M-HD에 기반하기 때문에, GO-HD 및 WGO-HD를 M-HD와 비교하였다.

표 1

Images	M-HD	GO-HD	WGO-HD
Image1	(7,7)	(8,5)	(5,5)
Image2	(1,1)	(5,5)	(5,5)
Image3	(3,8)	(4,3)	(4,5)
Image4	(8,10)	(2,6)	(5,5)
Image5	(5,4)	(6,5)	(9,2)
Image6	(5,4)	(6,6)	(5,5)
Image7	(7,2)	(5,2)	(5,5)
Image8	(1,8)	(7,5)	(5,5)
Image9	(1,4)	(6,5)	(5,5)
Image10	(1,3)	(5,5)	(5,5)
Image11	(1,6)	(4,4)	(6,5)
Truth position	(5,5)	(5,5)	(5,5)

[0134]

[0135] 우선 실측 위치 $T_{gr}=(5,5)$ 에 의해 시험이 수행되었다. 표 1은 M-HD, GO-HD, 및 WGO-HD에 의한 정렬 병진 T를 나타낸다. 표 1에서 M-HD는 GO-HD 및 WGO-HD와 비교할 때 정렬 정확도에서 최악의 성능을 나타내었다. GO-HD는 M-HD보다, 실측 위치와 동일한, 더 정확한 병진을 생성하였다. 더 정확한 병진들은 그래디언트 방향이 이미지 정합에서 효과적임을 증명한다. 유사하게, WGO-HD는 GO-HD보다 더 많은 8개의 정확한 병진들을 가졌다. 따라서 가중치들은 또한 본 발명의 방법에서 효과적이다.

[0136] 본 발명의 방법을 더 검증하기 위하여, 다른 3개의 초기 병진들 (10,10), (25, 25), (35,35)에 의해 다시 다른 3개의 실험이 수행되었다. 즉, $T_{gr}=(x_g, y_g)=(10,10)$, $T_{gr}=(x_g, y_g)=(25,25)$, $T_{gr}=(x_g, y_g)=(35,35)$ 에 의한 3개의 실험들이 수행되었다.

[0137] 이들 3개의 초기 병진들에 의한 M-HD, GO-HD 및 WGO-HD의 RMSE가 도 6a 내지 도 6c에 제공되는데, 도 6a 내지 도 6c는 $T_{gr}=(x_g, y_g)=(10,10)$, $T_{gr}=(x_g, y_g)=(25,25)$, 그리고 $T_{gr}=(x_g, y_g)=(35,35)$ 의 RMSE를 나타낸다.

[0138] 도 6에서 WGO-HD는 GO-HD보다 낮은 RMSE를 보여주는데, 이것은 가중치가 효과적임을 증명한다. 더욱이, GO-HD는 M-HD보다 더 낮은 RMSE를 가지는데, 이것은 그래디언트 방향이 효과적임을 확인해준다. 그래디언트 방향과 가중치들이 본 발명의 방법에서 효과적이라는 결론에 도달할 수 있다. 이것은 초기 병진 (5,5)에 의해 수행된, 실험에서 도출된 결론과 일치한다.

[0139] 본 발명의 방법의 정확도에 대한 실험

[0140] WGO-HD의 정확도를 테스트하기 위하여, 표 2는 실측 위치 $T_{gr}=(5,5)$ 에 의한 WGO-HD, AM-HD 및 ML-HD의 정렬 병진을 나타낸 것이다. 표 2로부터 AM-HD는 ML-HD와 동일한 정확한 병진을 가지고 있음을 확인할 수 있다. WGO-HD는 AM-HD와 ML-HD보다 더 많은 정렬 병진들(5,5)을 생성한다. WGO-HD가 더 높은 정합 정확도를 갖는다는 것을 더 정확한 병진들이 보여준다. 즉, 본 발명의 방법은 AM-HD와 ML-HD보다 더 성능이 좋다.

표 2

Images	M-HD	GO-HD	WGO-HD
Image1	(7,7)	(7,7)	(5,5)
Image2	(3,1)	(3,6)	(5,5)
Image3	(5,5)	(5,5)	(4,5)
Image4	(8,10)	(7,10)	(5,5)
Image5	(5,4)	(5,4)	(9,2)
Image6	(6,4)	(5,4)	(5,5)
Image7	(7,2)	(7,4)	(5,5)
Image8	(4,3)	(4,3)	(5,5)
Image9	(1,2)	(3,2)	(5,5)
Image10	(5,1)	(5,1)	(5,5)
Image11	(4,6)	(5,6)	(6,5)
Truth position	(5,5)	(5,5)	(5,5)

[0141]

[0142]

도 7은 ML-HD, AM-HD 및 WGO-HD의 RMSE를 도시한 것이다. 도 7a 내지 도 7c는 각각 $T_{gr}=(x_g, y_g)=(10, 10)$, $T_{gr}=(x_g, y_g)=(25, 25)$, 그리고 $T_{gr}=(x_g, y_g)=(35, 35)$ 의 RMSE를 도시한 것이다. AM-HD와 ML-HD가 가시 이미지와 적외선 이미지를 정합하는데 있어서 WGO-HD보다 훨씬 더 큰 RMSE를 나타냄을 확인할 수 있다. WGO-HD는 그래디언트 방향을 사용하여 더 낮은 RMSE를 발생하는데, 이것은 WGO-HD가 더 높은 정확도를 가짐을 보여준다. 본 발명의 방법은 AM-HD와 ML-HD보다 더 나은 성능을 결과로서 보여준다.

[0143]

본 발명의 일 실시예에서, 이미지 정합을 위한 새로운 하우스도르프 거리 계산 방법이 제안된다. 제안된 방법은 그래디언트 방향과 가중치들을 도입함으로써 전통적인 하우스도르프 거리를 개선한다. M-HD와 WGO-HD를 GO-HD와 비교함으로써, 그래디언트 방향과 가중치들이 효과적임이 증명되었다. 더욱이, WGO-HD를 AM-HD와 ML-HD와 비교함으로써, WGO-HD가 AM-HD와 ML-HD보다 더 높은 정확도를 보여준다. 상기 결과는 본 발명의 일 실시예에 의한 그래디언트 방향 정보에 기반한 하우스도르프 거리 계산 방법이 M-HD, ML-HD 및 AM-HD보다 더 성능이 좋다는 것을 확인한다.

[0144]

이상 본 발명을 구체적인 실시예를 통하여 상세하게 설명하였으나, 이는 본 발명을 구체적으로 설명하기 위한 것으로, 본 발명은 이에 한정되지 않으며, 본 발명의 기술적 사상 내에서 당 분야의 통상의 지식을 가진 자에 의해 그 변형이나 개량이 가능함은 명백하다고 할 것이다.

[0145]

본 발명의 단순한 변형 내지 변경은 모두 본 발명의 영역에 속하는 것으로, 본 발명의 구체적인 보호 범위는 첨부된 청구범위에 의하여 명확해질 것이다.

부호의 설명

[0146]

VIS 이미지 : 가시 이미지

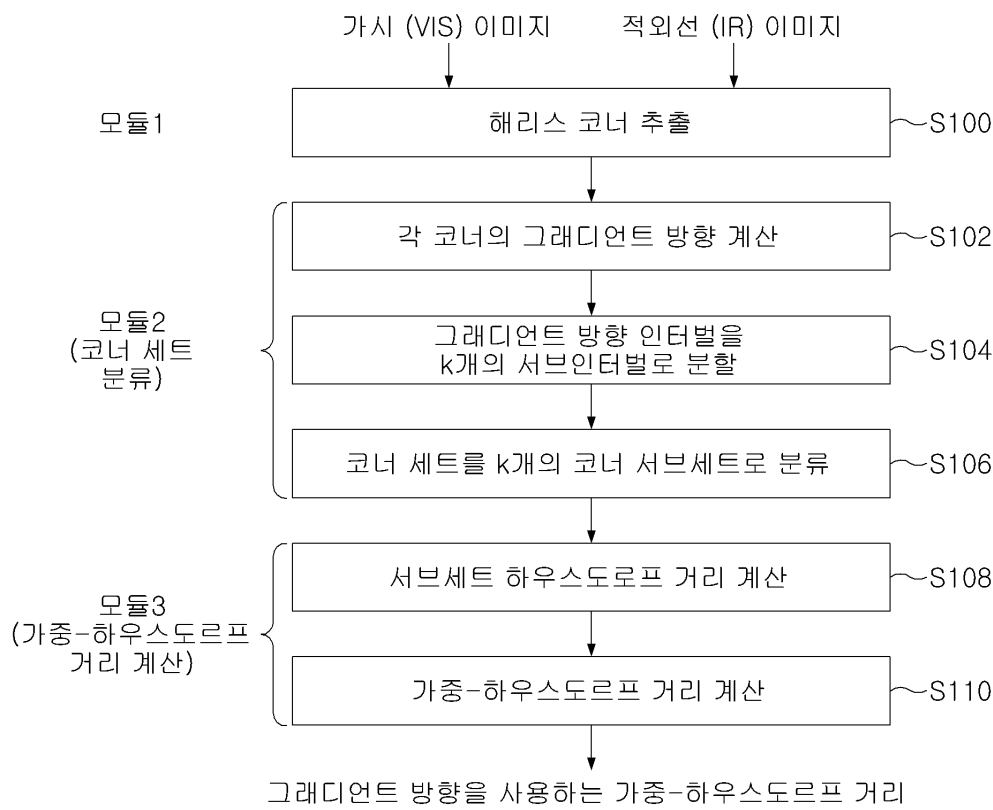
IR 이미지 : 적외선 이미지

GO : 그래디언트 방향

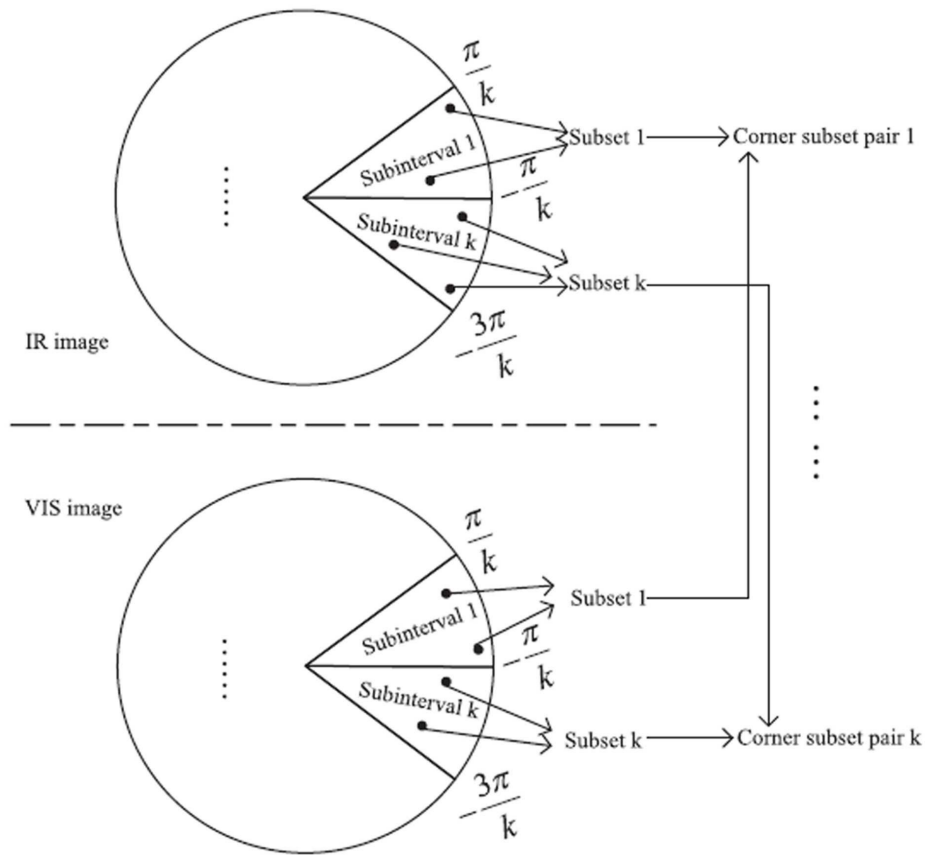
HD : 하우스도르프 거리

도면

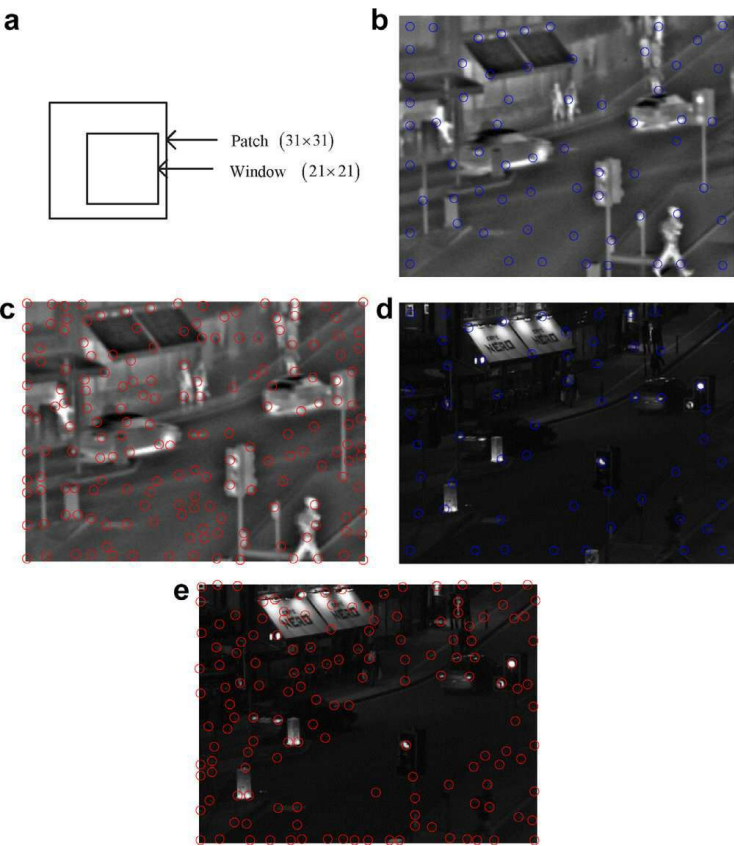
도면1



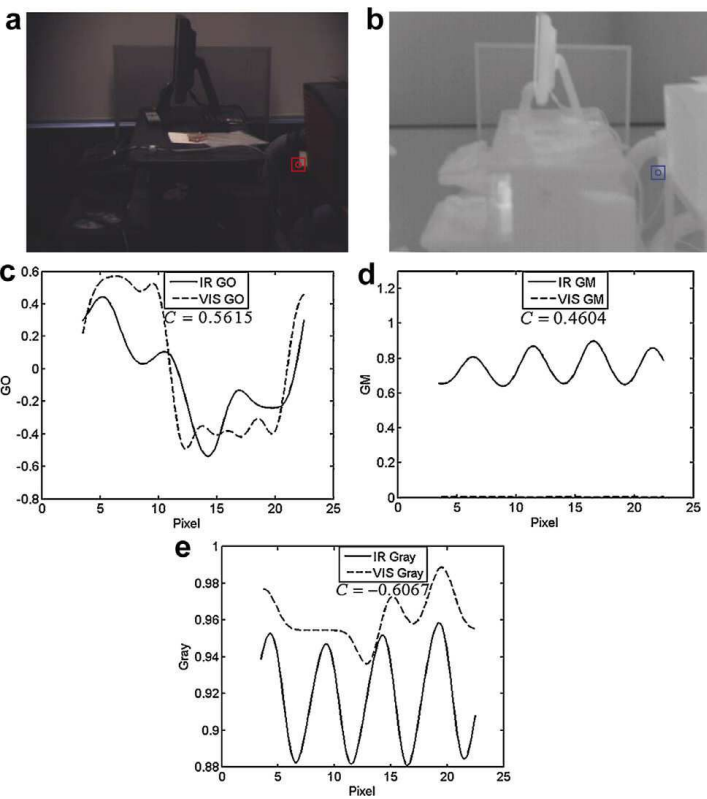
도면2



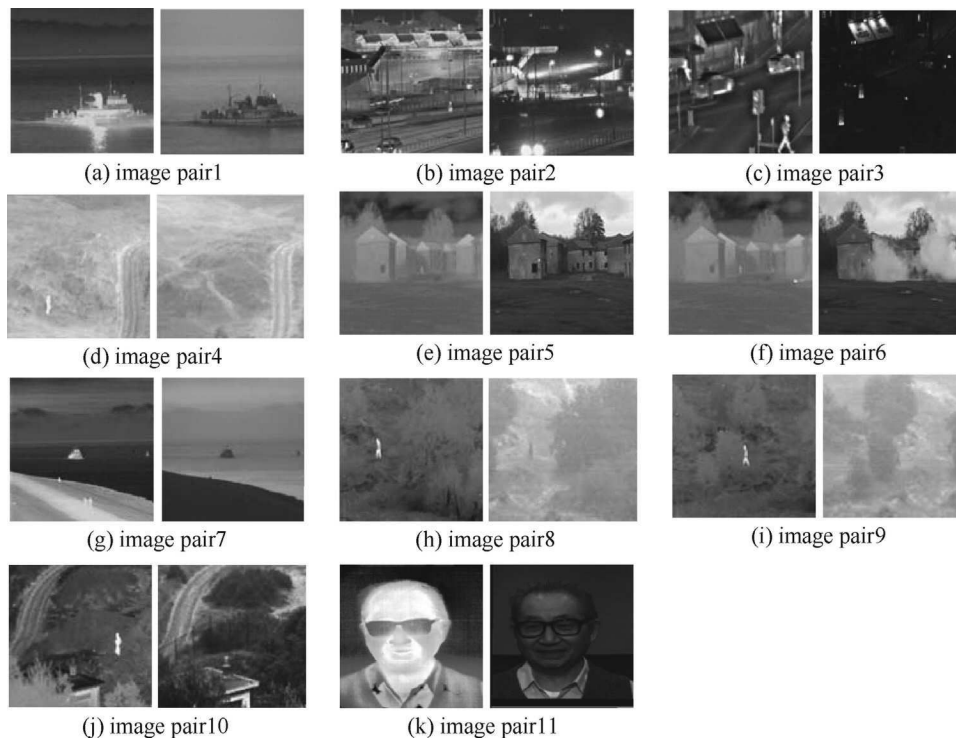
도면3



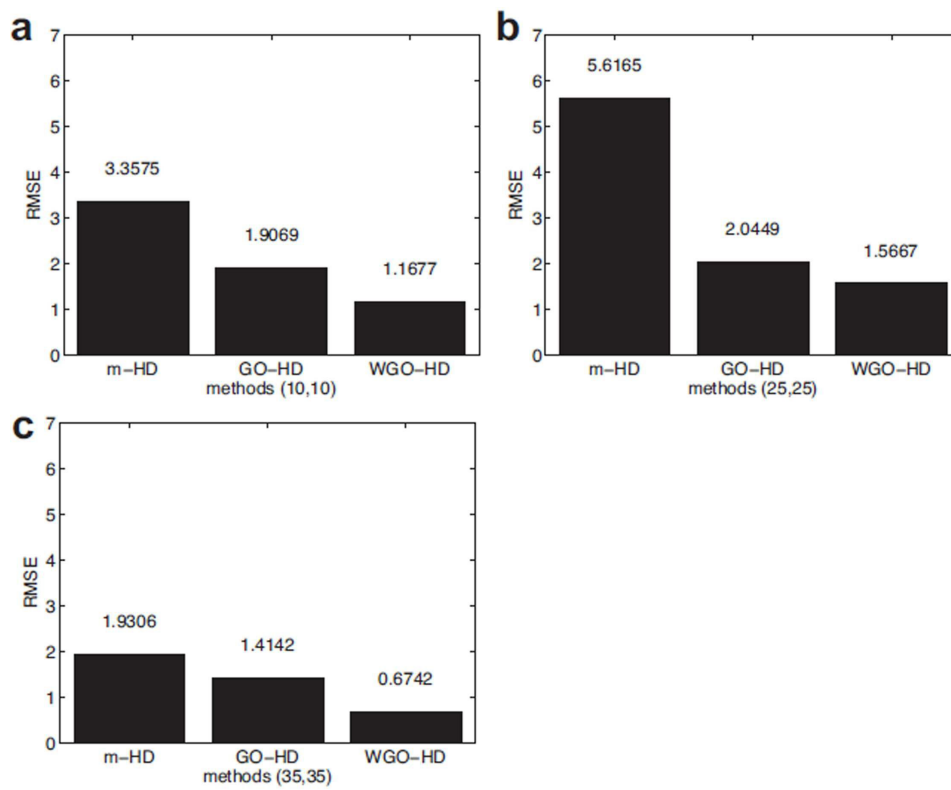
도면4



도면5



도면6



도면7

