

재귀적 국소영역 정규상호정보를 이용한 적외선 영상과 가시광 영상의 정합기법 및 구현방법

EO/IR Images Registration using Recursive Localized Normalized Mutual Information and Implementation

전 윤 호*

Yunho Jeon

ABSTRACT

This paper proposes a recursive localized Normalized Mutual Information(NMI) algorithm to overcome shortcomings of the conventional NMI algorithm and the localized NMI algorithm which proposed before. The localized NMI algorithm divides images into few fixed size segments and applies NMI algorithm to each segments. By extension, the proposed algorithm uses variable size segments using its characteristic. Dividing each segment recursively, the algorithm selects a suitable segment size and improves a performance of the image registration. Experimental result shows the performance of the proposed algorithm.

Keywords : NMI, Image Registration, Localized NMI

1. 서 론

영상정합은 참조영상(reference image)과 입력영상(input image)을 영상내의 다양한 정보를 활용하여 대응점을 찾는 기법으로, 의료 영상, 불량 검출 등과 같은 분야 이외에도 컴퓨터 비전, 자동주행과 같은 인공지능 분야에도 널리 응용된다. 특히 다른 시간대에 얻어지거나 다른 환경 조건, 혹은 다른 센서로부터 얻어진 영상은 각 센서들의 특성이 서로 다르기 때문에 이들의 일반적인 대응 관계를 찾기가 어려워 정확히 정

합하는 것이 매우 어려운 일이다.

현재까지 연구된 이중 센서 영상들을 정합하기 위한 방법은 크게 영상의 특징을 이용하여 정합하는 특징기반(feature-based) 방법과 영상의 밝기값과 같은 영역 특성을 이용한 영역 기반(area-based)의 알고리즘으로 나눌 수 있다^[2]. 특징 기반의 알고리즘의 경우 이중영상(예를 들어, 적외선과 가시광 영상)에서 공통적으로 추출할 수 있는 특징을 추출하고 그 특징들 간의 대응 관계를 찾아내는 방법으로 영상을 정합한다. 특징기반의 알고리즘 중 대표적인 것으로는 에지(edge)를 이용하는 방법이 있다.

영역기반의 알고리즘의 경우 영상내의 밝기값(intensity) 또는 히스토그램과 같이 영상 밝기값의 분포를 이용하는데 같은 센서에서 얻어진 영상의 경우 영

† 2013년 3월 15일 접수~2013년 7월 26일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD) 제3기술연구본부 3부

책임저자 : 전윤호(jyh2986@add.re.kr)

상의 차이(subtraction)만으로도 영상 정합 정도를 판단할 수 있지만 이중영상의 경우 같은 물체에 대한 영상이라도 밝기값의 분포가 전혀 다른 특징을 지니기 때문에 밝기값의 차이만으로는 정합을 할 수 없다. 때문에 이중영상의 정합에서는 영상 내 밝기값의 통계치를 이용한 방법들이 많이 이용되는데 대표적인 방법으로는 정보이론에 기반을 둔 상호 정보(mutual information) 기법^[4]과 이를 발전시킨 정규상호정보(normalized mutual information) 기법^[5] 등이 있다^[3].

정규상호정보기법은 영상 화소간의 대응관계를 이용하여 영상을 정합하기 때문에 복잡한 환경을 가진 영상인 경우 화소간의 대응관계가 복잡하여 영상정합에 실패하는 경우가 발생한다. 이 문제점을 극복하고자 전체영상을 국소영역으로 나누어 정규상호정보 기법을 적용하는 국소영역 정규상호정보 기법을 제안한 바 있다^[6]. 하지만 국소영역 정규상호정보 기법은 국소영역의 크기가 고정되어 있어 국소 영역별로 영상의 특성을 반영하지 못하는 단점이 있었다.

본 논문에서는 기존 정규상호정보기법과 이미 제안한 국소영역 정규상호정보기법의 단점을 보완하기 위해 전체영상을 재귀적으로 나누어 정규상호정보기법을 적용하는 방법을 소개하고, 이에 대한 실험결과를 제시함으로써 적외선 영상과 가시광 영상의 정합에 제안된 기법의 적용 가능성을 살펴보고자 한다. 또한 제안한 기법에 대한 효율적인 구현방법에 대해 설명하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존의 방법에 대한 배경지식과 한계를 설명하고 3장에서 한계를 극복하기 위한 새로운 기법을 제안한다. 4장에서는 제안한 기법을 효율적으로 구현하기 위한 구현 방법에 대해 설명하고, 5장에서는 제안된 기법을 검증하기 위해 실험 및 결과 분석을 하였고, 마지막으로 결론 순으로 구성되어 있다.

2. NMI 배경이론

이중영상간의 정합에서 두 영상간의 통계적인 특성을 이용하여 정합하는 대표적인 방법으로는 정규상호정보기법이 있다. 정규상호정보기법은 Shannon의 정보이론^[1]을 바탕으로 정합하려는 두 영상의 화소의 대응관계를 적은 정보량으로 표현할 수 있을 때 정합이 잘 된 상태로 본다. 정보의 양은 엔트로피(entropy)로 표현

되는데, 엔트로피는 다음과 같이 정의된다.

$$H = -\sum_i p_i \log \frac{1}{p_i} = -\sum_i p_i \log p_i, \sum_i p_i = 1$$

p_i 는 특정 사건이 일어날 확률로서 엔트로피는 특정 사건을 표현하는 최소 정보량이라고 할 수 있다.

동일한 크기의 영상 A, B에 대하여 동일한 위치 \vec{v} 에 대응되는 영상 A의 밝기값 i 와 영상 B의 밝기값 j 의 대응관계에 대한 확률 $p(i, j)$ 는 다음과 같다.

$$p(i, j) = \frac{\sum_v \delta(i, j)}{|A|}, |A| \text{는 영상의 크기}$$

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 1 & , A(\vec{v}) = i \text{ and } B(\vec{v}) = j \\ 0 & , \text{other} \end{cases}$$

확률 $p(i, j)$ 를 이용하여 두 영상간의 대응관계를 결합엔트로피(joint entropy)로 표현하면 다음과 같은데,

$$H(A, B) = -\sum_{i, j} p(i, j) \cdot \log[p(i, j)]$$

두 영상이 정합이 잘 되었다는 것은 영상화소간의 대응관계에 대한 엔트로피가 적다는 것을 의미한다. 이는 결합히스토그램(joint histogram)으로 표현하면 의미가 분명해지는데, 결합히스토그램은 두 영상간의 화소대응관계를 2차원 히스토그램으로 표현한 것이다.

하지만 결합엔트로피만을 이용하여 영상을 정합할 경우 여러 가지 단점이 발생하게 되는데 이를 보완하기 위해 나온 방식이 상호정보방법과 정규상호정보방법이 있다. 정규상호정보방법은 상호정보방법을 정규화한 값으로 다음과 같이 정의 된다.

$$NMI(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)}$$

정규상호정보기법에서 영상정합은 교차엔트로피 값을 최소화 하는 것이고 이는 곧 위에서 정의한 NMI 값을 최대화하는 것으로 볼 수 있다. 또한 NMI 값은 1~2의 값을 갖는데, 1인 경우 정합이 전혀 되지 않은 상태를 의미하고 2인 경우 완벽하게 정합된 상태를 의미한다.

정규상호정보기법은 영상화소간의 대응관계에 의해

영상을 정합하기 때문에 정합하려는 영상간의 결합히스토그램의 분포가 매우 중요하다. 이종영상의 경우 영상 내에 다양한 물체가 분포하는 경우 그 화소간의 관계는 물체의 특성에 따라 달라진다. 특히 적외선 영상의 경우 동일한 물체라고 하더라도 시간과 환경에 따라 다양한 특성을 지니기 때문에 가시광 영상과 적외선 영상간의 정합은 매우 도전적인 문제이다.

영상 내에 다양한 물체가 존재하는 경우 물체의 특성과 환경에 따라 영상 내에 표현되는 영상의 밝기값은 서로 다른 특성을 지닌다. 이와 같은 영상에서 기존의 방법대로 결합히스토그램을 생성하게 되면 Fig. 1과 같이 정합이 잘 된 경우라고 하더라도 결합히스토그램 내에서는 밝기값의 분포가 다수의 군집을 이루는 형태로 나타나게 된다⁶⁾. 다시 말해 영상정합이 잘

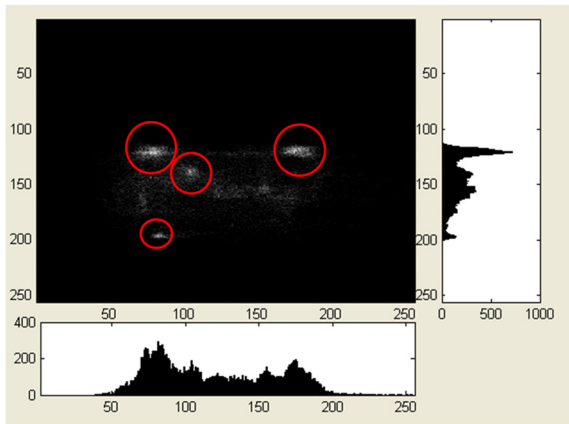


Fig. 1. 이종 영상의 결합히스토그램 분포

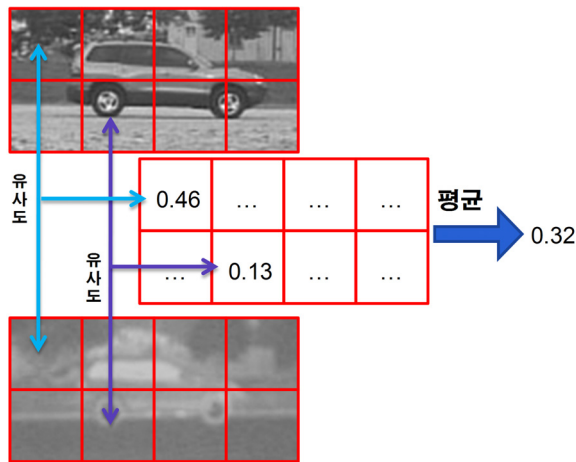


Fig. 2. 국소영역 정규상호정보기법

되더라도 NMI 값이 작게 나오게 되어 잘못된 정합 결과를 도출하게 될 문제점이 발생하게 된다.

이를 극복하기 위해 비슷한 특성을 지니는 영상내의 국소영역을 나누고 그 국소영역에 대해 각각 정규상호정보기법을 적용한 후 그 값들을 통계 처리하여 영상정합에 이용하는 방법을 제안한바 있다⁶⁾. 이 방식은 Fig. 2와 같이 영상을 고정된 크기의 국소영역으로 나눈 후 각각에 대해 정규상호기법을 적용하여 그 값들의 평균을 두 영상의 유사도로 이용하였다.

3. 제안하는 알고리즘

기존에 제안한 국소영역 정규상호정보 기법⁶⁾은 다양한 특성을 지닌 이종영상의 정합에서 좋은 성능을 보여주었다. 하지만 국소영역의 크기가 정해져 있기 때문에 한 국소영역 내에 다양한 물체와 특성이 존재하는 경우 기존의 정규상호기법과 동일한 문제가 발생할 수밖에 없다.

이를 해결하기 위해서는 정합하는 영역을 국소영역으로 나눌 때 영역 내의 영상 복잡도에 따라 영역의 크기가 달라져야할 필요가 생긴다. 예를 들어 배경이 단순한 영역에서는 큰 영역을 이용하더라도 영상 정합에 문제가 없지만, 배경이 복잡한 영역에서는 영역에 따라 서로 다른 물체들이 존재하여 영상 정합에 문제가 발생할 수 있다. 이 때 복잡한 영역을 다시 세부 영역으로 나누어 정합을 수행하게 되면 영상정합의 성능을 향상시킬 수 있다.

전체 영상 픽셀의 집합을 S 라고 하고 영상을 n 개의 국소영역 S_1, S_2, \dots, S_n 으로 나누었을 때 국소영역은 다음과 같은 조건을 만족하여야 한다.

$$S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_n = S$$

$$\forall i, j, S_i \cap S_j = \emptyset \quad (i \neq j)$$

이상적으로 보았을 때 영상 내의 다른 특성을 가지는 영역을 서로 다른 국소영역에 포함되도록 하는 것이 가장 좋은 방법이지만 실질적으로 영상 내에서 물체 분리(object segmentation)는 어려울 뿐만 아니라 시간도 많이 소요되는 작업이다. 이 때 영상 내에서 인접한 픽셀은 같은 물체에 속해있을 확률이 크다는 점을 이용하면 인접한 영역을 국소영역으로 나누는 것이 합리적인 방식이 될 것이다.

이에 서로 인접한 영역이 같은 국소영역에 포함되도록 하면서 가변적인 국소영역의 특성을 갖는 알고리즘을 제안하고자 한다. 이 알고리즘은 영역을 재귀적으로 나누고 다시 합치는 과정을 통해 두 영상의 유사도를 계산하기 때문에 재귀적 국소영역 정규상호 정보 기법(recursive localized NMI)이라고 명명한다.

알고리즘의 기본 흐름은 Fig. 3과 같다. 먼저 정합하고자 하는 두 영상을 이용하여 유사도를 계산하고 유사도가 임계치보다 작으면 n개의 국소영역으로 나눈다. 이 국소영역에 대해서도 각각 유사도를 계산하여 국소영역의 유사도가 임계치보다 클 때까지 영역을 나누어 나간다. 모든 국소영역이 조건을 만족하도록 나누어지면 다시 각각의 국소영역에서의 유사도를 합쳐 최종적으로 두 영상의 유사도를 계산한다.

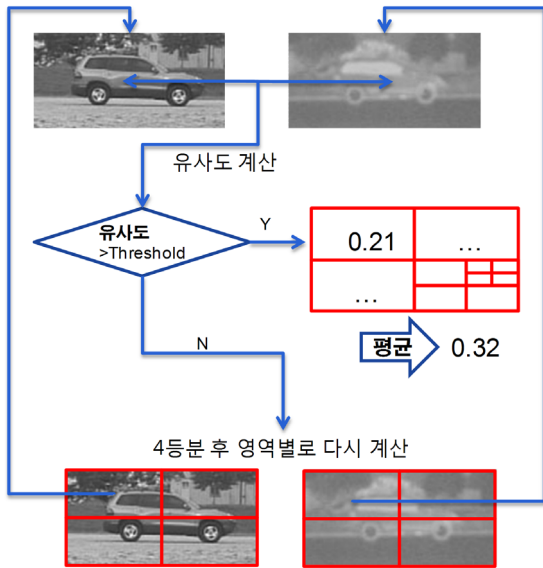


Fig. 3. 제안하는 알고리즘 흐름도

가. 국소 영역 나누기

같은 영역 내에 서로 다른 특성을 가진 물체들이 많이 존재하는 경우 정합이 잘 되더라도 결합히스토그램의 분포가 흩어지게 되어 NMI 값이 작게 나올 수밖에 없다. 따라서 NMI 값이 임계치보다 작은 경우 국소영역의 크기가 크다고 판단하고 영역의 크기를 n개로 나눈다. n개로 나누어진 국소영역에 대해 NMI 값을 계산하고 그 영역의 값이 작은 경우 그 영역을 다시 나눈다.

이와 같은 방식으로 계속 영역의 크기를 나누는데

최소 영역의 크기를 설정하여 국소영역의 크기가 너무 작아지는 것을 막는다. 즉, 나누는 영역의 크기가 최소 영역의 크기보다 작으면 NMI 값이 임계치보다 작더라도 더 이상 영역을 나누지 않는다(Fig. 4).

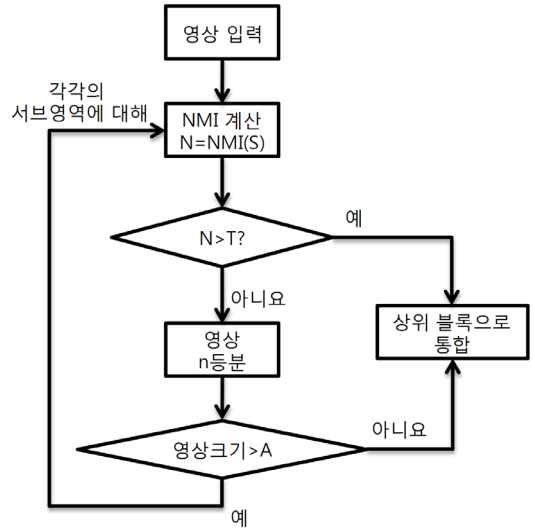


Fig. 4. 국소영역 나누기

나. 국소영역 합치기

영상을 국소영역으로 나누다가 더 이상 나눌 영역이 없다면 나누어진 영역의 NMI 값을 이용하여 다시 재귀적으로 영역의 값을 합치는 과정을 거친다. 이 때 영역을 n개로 나눈 경우 영역을 합칠 때 n개의 NMI 값이 나오게 되는데, 이 값을 적절한 통계처리를 사용하여 하나의 값으로 합치게 된다. 일반적으로 평균이 가장 적당한데 영상에 따라서 최댓값이나 중간값을 사용할 수도 있다. 영역을 합치는 과정은 최상위 영역으로 합쳐질 때까지 계속되고 이 과정이 끝나면 영상 전체에 대해 하나의 값이 나오게 된다. 이 값을 영상 정합이 잘 되었는지 판단하는 유사도 값으로 활용한다.

위에서 설명한바와 같이 제안하는 방법은 크게 영상을 잘게 나누는 과정과 다시 합치는 두 단계로 나누어지는데 이를 그림으로 표현하면 Fig. 5와 같다. 국소영역에 대한 NMI값이 임계치보다 작으면 영상을 더 작은 국소영역으로 나누고 나누어진 국소영역들에서 다시 NMI값을 계산한다. 이와 같은 방식으로 계속 국소영역을 나누어가다가 더 이상 영역이 나누어지지 않을 때 계산된 NMI값을 다시 합치는 과정을 통해 최종적으로 값을 두 영상의 유사도 값으로 활용한다.

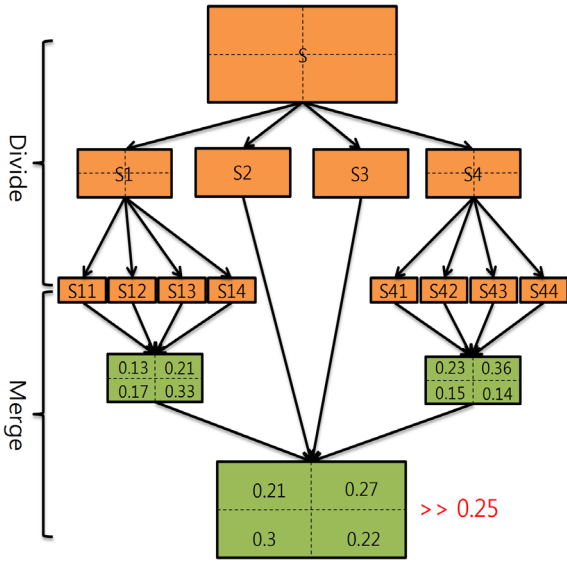


Fig. 5. 국소영역 나누기와 합치기

다. 과잉 적합(overfitting) 문제

일반적으로 영역의 크기가 작을수록 같은 영역 내의 영상 특성이 비슷해서 NMI값이 커질 확률이 증가한다. 이는 영상이 제대로 정합되지 않더라도 영역을 잘게 쪼개었을 경우 NMI값이 크게 나오는 경우가 발생할 수도 있다는 의미가 된다. 이를 방지하지 위해 영상을 많이 나누는 경우 계산 값에 대해 패널티를 적용한다. 즉, 너무 많이 쪼개서 NMI값이 높게 나오게 되는 문제를 방지하기 위해 영역을 한번 나눌 때마다 실제로 영역에서 나온 NMI 값에 가중치를 다르게 반영한다.

예를 들어 가중치를 0.9라고 하였을 때 한번 나눈 결과영역에 대해서는 원래 NMI값의 90%를 이용하고 영역을 두 번 나눈 결과 값에는 81%(0.9² = 0.81)를 반영하는 방식으로 많이 나눌수록 가중치를 적게 주는 방식을 사용한다. 이와 같은 방식을 사용하면 영역을 너무 작은 국소 영역으로 나누어 NMI값이 높게 나오는 문제를 방지 할 수 있다.

영역을 합칠 때의 통계값을 평균으로 이용하였을 때 가중치 반영방식을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$N_i = NMI(S_i)$$

$$N = w^d \times \sum_i \frac{N_i}{n} \quad (w : \text{가중치}, d : \text{depth})$$

depth : 영역을 나누는 횟수

라. 기존 알고리즘과의 비교

아래의 그림은 기존방법과 제안한 방법의 차이를 보여준다. Fig. 6은 정합에 이용된 표준영상(가시광영상)이고 Fig. 7은 정합 결과와 유사도 그래프이다. 기존방법을 이용하여 정합한 경우 정합위치가 원하는 위치가 아닌 잘못된 곳에 정합되었다. 유사도 그래프를 보면 목표한 정합의 위치에 지역 봉우리(local peak)가 존재하지만 검색영역내에 지역 봉우리보다 큰 다른 봉우리 값이 존재하여 정합이 실패하였다. 반면 제안한 알고리즘은 목표한 정합의 위치를 정확하게 계산하였고 유사도 그래프에서도 목표한 위치만이 광역 봉우리(global peak)로 나타나 강인한 정합 결과를 보여준다.

정합 목표점



Fig. 6. 정합 표준 영상과 정합목표점

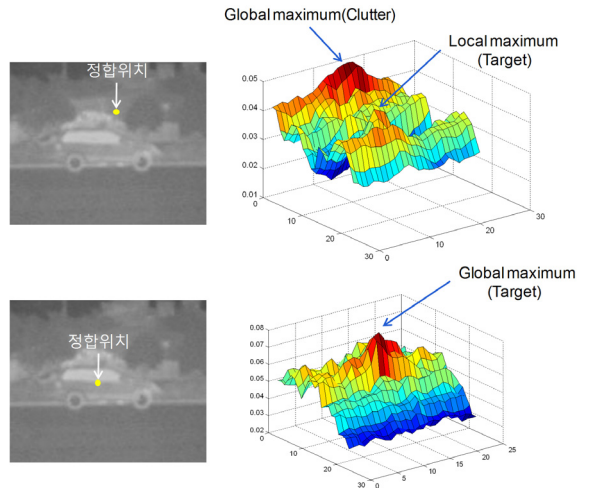


Fig. 7. 기존방법(위)과 제안한 방법(아래)의 정합 결과와 유사도 그래프

Fig. 8은 정합이 잘 되었을 때에 사용된 국소영역의 분포를 나타내는데 영역에 따라 서로 다른 크기의 국

소 영역 크기를 사용하여 정합한 것을 볼 수 있다. 상대적으로 밝은 부분이 NMI값이 높게 나온 부분이다.

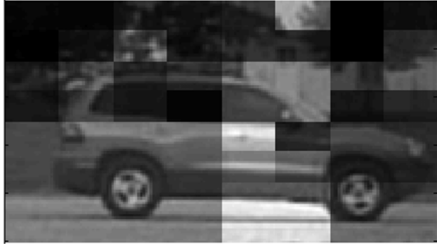


Fig. 8. 국소영역의 분포

4. 효율적인 구현방법

NMI 값을 계산하기 위해서는 영상 A와 B 각각의 히스토그램과 결합히스토그램을 계산하여야 한다. 제안한 방법처럼 재귀적으로 NMI를 계산할 경우 같은 영역에 대해서 계속해서 히스토그램을 계산하여야 한다. 예를 들어 영상을 4등분하는 경우 처음에 영상 전체를 이용하여 NMI를 계산하고 다시 4등분된 영상에 대하여 각각 NMI를 계산하게 되는데 이때 같은 위치의 밝기 값에 대해 히스토그램을 2번 계산하는 비효율이 생기게 된다. 영역을 나누는 최대 횟수를 D라고 했을 때 같은 영역에 대해 최대 D번의 히스토그램을 계산하게 되고 이는 계산시간의 증가로 이어지게 된다.

이 문제를 해결하기 위해 중복 계산될 가능성이 있는 히스토그램을 메모리에 저장해놓으면 그 영역에 대해서 다시 계산할 필요 없이 저장된 히스토그램을 이용하면 되기 때문에 계산시간을 크게 단축시킬 수 있다. 국소영역의 최소크기를 A라고 하면 가장 작게 나누어도 A보다 작게 나눌 수는 없다. 따라서 NMI를 계산하는 최소영역의 크기는 A이고 히스토그램도 크기 A를 기본 단위로 하여 그 영역 크기만큼의 히스토그램을 계산한다. 따라서 영상을 최소 영역의 크기 A로 나누고 각각의 히스토그램을 계산한 후 그 결과를 메모리에 저장하게 되면 최소영역 크기의 배수크기의 영역에 대해서는 저장된 히스토그램을 이용하여 중복 계산 없이 히스토그램을 구할 수 있다.

예를 들어 640×480(pixel) 영상을 각 단계마다 1/2씩 나누고 최소 영상 크기를 40×30이라 하였을 때 최소영상의 크기로 히스토그램을 생성하면 총 16×16개

의 히스토그램이 생성된다. 640×480 영상은 한 단계씩 나누어질 때마다 320×240, 160×120, 80×60, 40×30 크기로 나누어지는데 국소영역의 크기가 80×60이라면 이 영역의 히스토그램은 4개의 40×30 영역 히스토그램을 이용하여 계산할 수 있다.

하지만 이 방법도 영상의 크기가 커지고 나누는 횟수가 늘어갈수록 사용해야 하는 기본 히스토그램의 수가 많아져 시간이 비례하여 증가한다.

이와 같은 문제를 해결하기 위해 적분히스토그램(integral histogram)을 생성한다^[8]. 영상을 기본 영역의 크기로 나누었을 때 나누어진 국소영역을 각각 S_{ij} 라고 하고 S_{ij} 의 히스토그램을 H_{ij} 로 표시한다. 적분 히스토그램은 적분이미지(integral image)와 같은 방식으로 생성하는데 다음과 같이 계산한다.

$$H_{ij} = \text{Histogram}(S_{ij})$$

$$I_{mn} = \sum_{i \leq m, j \leq n} H_{ij}$$

예를 들면 Fig. 9와 같이 I_{23} 은 다음과 같은 수식으로 계산할 수 있다.

$$I_{23} = H_{11} + H_{12} + H_{13} + H_{21} + H_{22} + H_{23}$$

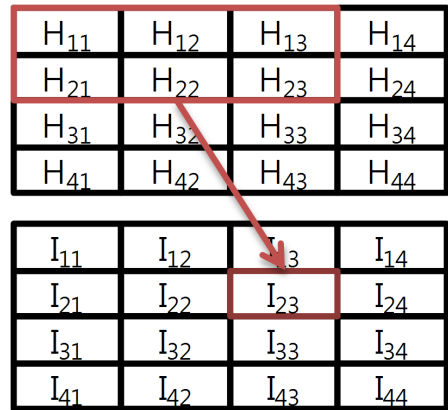


Fig. 9. 적분히스토그램의 예

적분히스토그램은 동적 프로그래밍(dynamic programming) 방법^[7]을 사용하면 효율적으로 계산할 수 있는데, 아래의 수식을 이용하여 좌상단부터 우하단으로 계산하면 선형적인 시간에 적분히스토그램을 생성할 수 있다.

$$I_{m,n} = I_{m-1,n} + I_{m,n-1} - I_{m-1,n-1} + H_{m,n}$$

적분히스토그램이 생성되면 원하는 영역의 히스토그램은 적분히스토그램을 이용하여 단순한 계산으로 복원해낼 수 있다. 적분히스토그램의 값은 영상의 좌상단으로부터 자신의 국소영역을 포함한 영역까지의 히스토그램 정보를 가지고 있으므로 특정영역의 히스토그램을 복원해내기 위해서는 아래의 수식을 이용하면 된다. $H_{m_1 \sim m_2, n_1 \sim n_2}$ 을 국소영역 S_{m_1, n_1} 부터 S_{m_2, n_2} 까지의 히스토그램이라고 하면 $H_{m_1 \sim m_2, n_1 \sim n_2}$ 의 값은 다음과 같다.

$$H_{m_1 \sim m_2, n_1 \sim n_2} = I_{m_2, n_2} - I_{m_1-1, n_2} - I_{m_2, n_1-1} + I_{m_1-1, n_1-1}$$

위 수식을 이용하면 어느 영역의 히스토그램이라도 4개의 적분히스토그램의 값을 이용하여 구할 수 있게 된다. 예를 들어 국소영역 $H_{2 \sim 4, 3 \sim 4}$ 의 히스토그램을 구하기 위해서는 $H_{2 \sim 4, 3 \sim 4} = I_{44} - I_{14} - I_{42} + I_{22}$ 의 수식으로 계산할 수 있다(Fig. 10).

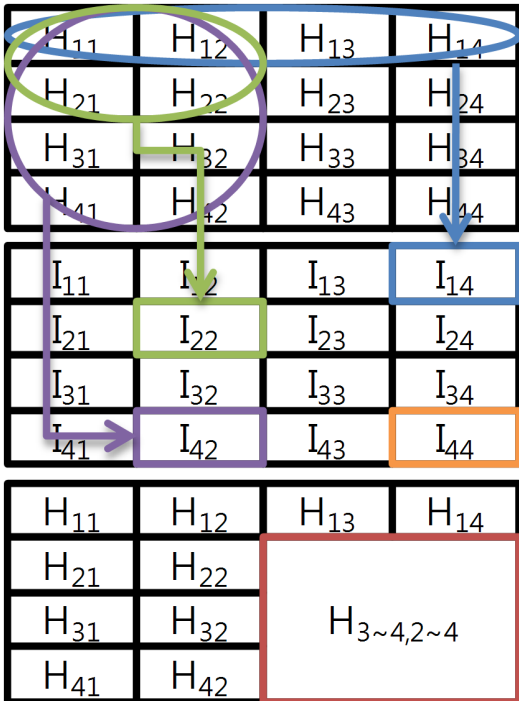


Fig. 10. 적분히스토그램을 이용한 임의영역 히스토그램의 복원 예

두 영상의 결합히스토그램도 위와 동일한 방법으로 적분결합히스토그램(integral joint histogram)을 생성하면 선형적인 시간에 두 영상의 특정한 영역에 대한 결합히스토그램을 구할 수 있게 된다.

따라서 두 개의 영상 A, B에 대하여 영상 A의 적분히스토그램, 영상 B의 적분히스토그램, 영상 A와 B의 적분결합히스토그램을 생성하면 재귀적으로 NMI를 구하게 되더라도 히스토그램의 추가적인 계산 없이도 적분히스토그램과 적분결합히스토그램을 이용하면 되므로 계산시간을 크게 단축할 수 있다.

5. 실험 및 결과분석

제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 135개의 적외선 영상과 가시광 영상의 테스트 영상을 이용하여 기존의 알고리즘과 고정크기 국소영역 정규상호정보 기법, 그리고 제안한 알고리즘의 성능을 비교해 보았다.

테스트 영상은 여러 가지 물체가 존재하는 복잡한 영상이고 다양한 시간, 환경 하에서 얻어진 영상들이다. 정합에는 120×120(pixel) 크기의 영상을 이용하였고, 검색범위는 60×60(pixel)이다. 성공은 기준점의 오차가 보통 2~3pixel정도인 점을 감안하여 기준점으로부터 5pixel이내의 거리에 정합된 경우로 판단하였다.

NMI 값은 기존의 방법과 제안된 방법 모두 히스토그램을 계산할 때 32개의 bin을 이용하였으며, 제안한 방법에서 최소 국소영역 크기는 40×40(pixel)을 사용하였다. 국소영역으로 나누는 것에 대한 가중치는 0.9, 영상을 나누는 기준 임계치는 0.1로 설정하였다.

수행시간과 관련하여 얼마나 잘게 쪼개지는가에 따라 차이가 있지만 기존 NMI와 비교해볼 때 평균적으로 약 20~30% 정도 더 소요되었다.

Table 1. 실험결과

알고리즘	결과	성공개수	성공률
기존 방법		89/135	65.9%
고정 영역 크기 국소영역		98/135	72.5%
제안한 방법		100/135	74.1%

Table 1은 실험결과를 나타낸다. 기존의 방법은 총 135개의 영상 중 89개의 영상에 대하여 정합에 성공하여 성공률이 65.9%였고, 고정 영역 크기를 사용하여 국소영역을 나누는 경우 72.5%였다. 제안한 방법은 100개의 영상정합을 성공하여 74.1%의 성공률을 보여 기존의 방법에 비해 8.2%의 성능향상을 보였다.

6. 결론

본 논문에서는 적외선영상과 가시광 영상의 정합에 이용되었던 정규상호정보기법을 개선하여 전체 영상을 국소영역으로 나누고 NMI를 적용하는 기법을 제안하였다. 기존에 제안했던 방법은 고정된 크기로 국소영역을 나누어 적용하였기 때문에 국소영역 별로 영상의 특성을 반영하지 못하는 문제점이 있었다. 그 문제점을 극복하고자 국소영역의 크기를 재귀적으로 나누어 적합한 국소영역의 크기를 자동적으로 찾는 방법을 제안하였다. 또한 재귀적으로 영역의 크기를 나누어가는 과정에서 발생할 수 있는 계산의 비효율을 적분히스토그램이라는 개념을 도입하여 효율적으로 구현할 수 있는 방법을 제안하였다.

실험결과에서 제안한 방법은 기존의 방법보다 약 8.2% 정도의 개선효과를 보여 가능성을 확인하였다. 향후에는 더 다양한 영상에 대해 적용을 하여 알고리즘의 단점과 문제점에 대해 파악할 필요가 있으며 가중치와 임계치의 값을 적절하게 설정하는 방법에 대한 연구가 필요할 것이다.

References

- [1] C. E. SHANNON, "A Mathematical Theory of Communication", The Bell System Technical Journal, Vol. 27, pp. 379~423, 1948.
- [2] Barbara Zitova, Jan Flusser, "Image Registration Methods : A Survey", Image and Vision Computing 21, pp. 977~1000, 2003.
- [3] Josien P. W. Pluim, J. B. Antoine Maintz, Max A. Viergever, "Mutual Information Based Registration of Medical Images : A Survey", IEEE Trans. Med Imaging, pp. 986~1004, 2003.
- [4] P. Viola and W. M. Wells, "Alignment by Maximization of Mutual Information", International Journal of Computer Vision 24, pp. 137~154, 1997.
- [5] C. Studholme, D. L. G. Hill, D. J. Hawkes, "An Overlap Invariant Entropy Measure of 3D Medical Image Alignment", Pattern Recognition, Vol. 32, No. 1, pp. 79~86, 1999.
- [6] 전윤호, 임재완, 우영권, 유현정, "국소영역 정규상호정보를 이용한 적외선 영상과 가시광 영상의 정합", 2012년 한국군사과학기술학회 종합학술대회, pp. 902~905, 2012.
- [7] Eddy, S. R., "What is Dynamic Programming?", Nature Biotechnology, 22, 909~910, 2004.
- [8] F. Porikli, "Integral Histogram : A Fast Way to Extract Histograms in Cartesian Spaces", Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005.