논문 2015-52-9-7

Geodesic Support-weight 기반 깊이정보 추출 알고리즘의 효율적인 VLSI 구조

(Efficient VLSI Architecture for Disparity Calculation based on Geodesic Support-weight)

류 동 훈*, 박 태 근**

(Donghoon Ryu and Taegeun $\text{Park}^{\scriptscriptstyle{(\!\!\!\!\ C)\!\!}})$

요 약

적응적 가중치 윈도우 알고리즘은 기존의 지역적 정합방법의 단점인 낮은 정합률을 보완하면서 전역적 방법에 비하여 실시 간 하드웨어 설계가 용이하다는 장점을 갖고 있다. 본 논문에서는 객체를 분리하는데 더 유리한 지오데식 가중치 윈도우 알고 리즘을 사용하여 실시간 처리가 가능한 시스템을 설계하였다. 효율적인 하드웨어 설계와 처리 효율을 높이기 위해 데이터 의 존성에 따른 스케줄링을 분석하였고 계산시간이 가장 긴 가중치 계산을 기준으로 계산 단계를 최소화하여 병렬 처리를 적용하 였다. 지수함수 연산은 에러분석을 기반으로 계단(step) 함수로 구현하여 하드웨어 자원을 줄이고 설계 효율을 높였다. 설계한 시스템은 verilogHDL로 설계되었으며 동부하이텍 0.18um 라이브러리를 사용하여 Synopsis를 통해 합성하였고 츠쿠바 영상을 기준으로 2.22%의 에러율과 260MHz(25fps)의 최대 동작주파수, 182K 게이트의 하드웨어 자원을 사용한다.

Abstract

Adaptive support-weight based algorithm can produce better disparity map compared to generic area-based algorithms and also can be implemented as a realtime system. In this paper, we propose a realtime system based on geodesic support-weight which performs better segmentation of objects in the window. The data scheduling is analyzed for efficient hardware design and better performance and the parallel architecture for weight update which takes the longest delay is proposed. The exponential function is efficiently designed using a simple step function by careful error analysis. The proposed architecture is designed with verilogHDL and synthesized using Donbu Hitek 0.18um standard cell library. The proposed system shows 2.22% of error rate and can run up to 260Mhz (25fps) operation frequency with 182K gates.

Keywords: stereo vision, realtime system, geodesic support-weight, VLSI architecture

- * 학생회원, ** 정회원, 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 (Department of Information, Communication, and Electronic Engineering, The Catholic University of Korea)
- © Corresponding Author(E-mail: parktg@catholic.ac.kr)
- ※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사 업임(No.2011-0009513).
- ※ 본 연구는 2015년도 가톨릭대학교 교비연구비의 지 원으로 이루어졌음(M-2014-B0002-00008).

Received ; May 27, 2015 Revised ; July 22, 2015 Accepted ; September 4, 2015

I.서 론

스테레오 비전 시스템은 두 대 이상의 카메라를 사용 하여 깊이정보를 얻을 수 있으며 이를 바탕으로 3차원 재구성, 첨단 운전자 지원시스템(advanced driver assistance systems)^[1], 로봇 비전 및 장애물 인식^[2] 등 의 다양한 응용분야에서 사용되고 있다.

스테레오 비전 시스템은 정합방법에 따라 전역적 정 합 알고리즘과 지역적 정합 알고리즘으로 분류할 수 있 다. 전역적 정합 알고리즘의 경우 하나의 화소에 해당 하는 깊이정보를 얻기 위해 열 단위 또는 영상 전체의 정보를 활용하는 방식으로 대표적으로 동적계획법 (dynamic programming)^[3], 신뢰 확산 알고리즘(belief propagation)^[4]. 그래프 컷(graph cuts)^[5]알고리즘 등이 있다. 이 같은 알고리즘은 높은 정합률을 보여주지만 알고리즘이 복잡하고 계산량이 많으므로 실시간 처리를 필요로 하는 시스템에 적용하기 어렵다. 반면 지역적 정합 알고리즘은 영상의 일부분만을 사용하여 깊이정보 를 계산하는데 윈도우를 사용하는 영역기반 알고리즘이 일반적이다. 영역기반 알고리즘은 정의된 비용함수를 사용하여 윈도우라 불리는 일정한 영역에 대한 정합 비 용을 누적하여 정합여부를 판단한다. 비용함수는 차이 의 절대값의 누적(SAD, sum of absolute difference), 차이의 제곱의 누적(SSD, sum of squared difference), 센서스 변환(census transform) 등 간단한 연산의 반복 으로 정의되어 하드웨어로 설계가 용이하나 낮은 정합 률로 인해 활용 범위가 좁다^[6].

영역 기반 알고리즘은 정합에 사용되는 정보가 윈도 우에 의해 결정되기 때문에 알맞은 윈도우의 크기 및 모양을 선택하는 것이 중요하다. 정합하는 대상에 비해 윈도우의 크기가 클 경우 필요 없는 정보량이 많아지 고, 반대로 정합하는 대상에 비해 너무 작을 경우 정보 량이 부족해서 정확한 정합이 불가능해진다. 정합하는 영상에 따라 최적의 윈도우가 달라지기 때문에 위와 같 은 문제를 해결하기 위해 다양한 크기, 모양의 윈도우 를 사용하는 가변 윈도우 알고리즘이나 다양한 해상도 의 영상을 사용하여 정합하고 보간하는 방법이 연구되 었으나 계산 효율에 비해 장점이 적었다.

적응적 가중치 원도우 알고리즘은 정합에 사용하는 비용함수를 계산할 때 원도우 내에 있는 각 화소의 가 중치를 계산하고 각 화소에 대한 비용 계산에 가중치를 적용하여 높은 정합률을 얻을 수 있다. 또한 스테레오 비전 시스템이 넓은 범위에서 응용되는 만큼 요구하는 정확도나 처리 속도, 하드웨어 비용도 달라지는데 윈도 우의 크기나 탐색거리 등의 파라미터를 조절하는 것만 으로 정확도와 속도 사이의 상충관계(trade-off)를 조절 할 수 있어 활용도가 높다.

다양한 알고리즘과 특징을 가진 실시간 스테레오 비 전 시스템을 구현한 연구가 진행되어 왔다. 정합 알고 리즘뿐만 아니라 직교화(rectification) 과정, 에러 검출 및 보정 등의 전처리, 스테레오 정합, 후처리 전체를 포 함하는 S. Jin의 스테레오 시스템^[7], 화소의 밝기가 아 닌 변화도를 바탕으로 계산한 각도와 크기를 이용한 시 스템^[8], 전역적 알고리즘인 신뢰확산 알고리즘을 기반으 로 격자 구조물 기반의 스테레오 매칭 기법과 시스톨릭 어레이를 적용한 S. Park의 시스템^[4] 등이 제안되었다. 적응적 가중치 윈도우 알고리즘을 적용한 시스템들로는 기존의 적응적 가중치 윈도우의 데이터 의존성을 줄여 계산 복잡도를 줄인 GIF(guided image filter)를 사용한 Hosni의 연구와^[9], 이를 FPGA를 사용하여 하드웨어로 설계하고 비교 분석한 Ttofis의 시스템^[10], 센서스 변환 기반의 알고리즘에 적응적 가중치를 적용한 Perri의 시 스템^[11] 등이 있다.

지오데식 가중치를 기반으로 하는 정합 알고리즘은 다른 적응적 가중치 알고리즘이 비해 객체를 효과적으 로 분리할 수 있으므로 낮은 에러율을 갖는 효과적인 정합이 가능하다. 하지만 알고리즘 자체의 데이터 의존 성(data dependency)으로 인해 데이터 재사용과 병렬 처리 등의 적용이 어렵다. 본 논문에서는 가중치와 비 용함수 계산에 필요한 임계경로 분석과 중간 값들의 저 장 및 관리를 lifetime analysis 방법에 의한 스케줄링을 통해 효과적인 병렬구조를 적용하였고, 병렬처리에 사 용한 PE(processing element) 사이에 데이터를 공유하 여 메모리로부터 읽어 들이는 입력의 수를 줄여 데이터 폭(data bandwidth)에 대한 부담을 줄였다. 알고리즘에 사용되는 지수연산은 하드웨어로 구현할 때 하드웨어 복잡도가 커지기 때문에 계단함수로 구현하였으며 에러 를 분석하고 경험적으로 근사화하여 허용할 수 있는 오 차 범위를 갖도록 설계하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서는 스테레오 정합 알고리즘의 특징과 적응적 가중치 윈도우 알고리 즘의 종류와 본 논문에 적용한 지오데식 가중치 알고리 즘을 설명하였고, Ⅲ장에서 제안한 시스템의 스케줄링 과 하드웨어 구조에 대해서 설명하고 Ⅳ장에서 설계 결 과를 다른 스테레오 시스템과 성능을 비교 분석하였고 Ⅴ장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 스테레오 정합 알고리즘

스테레오 정합 알고리즘은 지역적 정합 알고리즘과 전역적 정합 알고리즘으로 분류할 수 있으며, 지역적 정합 알고리즘은 다시 영역 기반 알고리즘과 변화도 기 반 알고리즘, 특징 매칭 알고리즘으로 다시 분류할 수 있다.

영역 기반 알고리즘은 윈도우라 불리는 기준 화소를 포함한 일정한 범위의 화소들을 차이를 이용하여 유사 성을 판단하는 방법으로 알고리즘 별로 정의된 비용함 수를 사용하여 유사성을 계산하고 차이가 가장 작은 화 소를 정합 지점으로 판단한다. 변화도 기반의 알고리즘 은 두 영상 사이의 밝기와 움직임과 관련된 변화도를 분석하여 계산하는 방법으로 화소값을 사용하여 영상 자체의 밝기나 외부 조명의 영향에 대해서 더 강인하지 만, 변화도 분석과 행렬 연산을 주로 사용하기 때문에 하드웨어로 구현할 때 어려움이 있다. 특징 기반 알고 리즘은 윈도우를 사용하는 대신 경계면, 곡선, 표면 등 객체의 모양을 일정한 특징으로 정의하고 기준이 되는 영역을 정의한 특징 중 일치한 것을 찾아 정합에 사용 하여 고정된 윈도우를 사용했을 때보다 더 정확한 정합 이 가능하지만, 분류 및 비교를 위한 추가적인 연산으 로 인해 계산시간이 길며 고밀도 깊이정보(dense disparity map)을 얻기 힘들다^[12].

전역적 정합 알고리즘에서 동적 계획법은 계산 복잡 도가 큰 문제를 복잡도가 작은 여러 문제로 나누어 해 결하는 방법으로 스테레오 비전 시스템에서는 시차공간 영상(disparity space image)을 얻는 문제와 비용 함수 를 통해 깊이 영상을 얻는 문제로 나누어 깊이정보를 얻는다. 신뢰 확산 알고리즘과 그래프 컷은 변이 영상 을 마르코프 랜덤필드(markov random fields)로 모델링 한 후 MAP(maximum a posteriori) 값을 찾는 확률 모 델을 이용한 방법으로 현재까지 정합 알고리즘 중 가장 좋은 성능을 보인다.

1. 적응적 가중치 윈도우 알고리즘

영역기반의 알고리즘은 간단한 연산의 반복으로 쉽 게 깊이정보를 계산할 수 있지만 고정 윈도우를 사용할 경우 높은 정확도의 깊이 영상을 얻기 힘들다. 적응적 가중치 윈도우 알고리즘은 고정된 윈도우를 사용하지만 윈도우 내의 각각의 화소에 다른 가중치를 할당하여 전 역적 정합 알고리즘과 견줄 수 있는 정확도를 나타낸 다. 적응적 가중치 윈도우 알고리즘은 일반적인 영역기 반 알고리즘에 가중치 윈도우를 계산하여 할당한 것으 로 일반적인 형태는 다음과 같다.

$$m(c,d) = \sum_{p \in Wc} w(p,c) \bullet f(p,p-d)$$
(1)

식 (1)은 적응적 가중치 윈도우 알고리즘의 일반식으 로 m은 깊이정보를 결정하는데 사용하는 정합 비용으 로 비용함수 f()를 통해 계산된 각 화소에 해당하는 비 용에 중심화소 c를 기준으로 계산된 가중치 윈도우 w(p,c)를 계산하고 이들의 곱을 누적하여 계산한다.

$$d_p = \frac{\arg\min}{d \in D} m(p, d) \tag{2}$$

비용함수는 탐색거리 *d*만큼 움직이면서 계산되고 그 동안 가중치 윈도우는 변하지 않으며 최소의 정합값을 가질 때의 깊이정보 *d*가 깊이정보가 된다. 적응적 가중 치 윈도우를 정의하는 방법에 따라 알고리즘의 특성이 결정되며, 식 (3)은 bilateral 가중치 윈도우 계산 방법으 로 화소 유사성과 관련된 식 (4)와 두 화소 사이 깊이 정보에 대한 식(5)를 종합하여 가중치를 계산한다.

$$W_{BL}(p,q) = \exp\left(-\left(\frac{C(p,q)}{\gamma_c} + \frac{D(p,q)}{\gamma_d}\right)\right)$$
(3)

$$C(p,q) = \sum_{i=1}^{i=3} (|I^{i}(p) - I^{i}(q)|)$$
(4)

$$D(p,q) = \sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2}$$
(5)

윈도우의 중심화소와 유사하고 중심에 더 가까이 있 을수록 중요한 화소라는 전제하에 더 큰 가중치를 할당 한 것으로 높은 정합률을 갖는 대신 계산 복잡도가 늘 어난다. 이를 보완하기 위해 데이터 의존성을 고려하여 효과적으로 계산이 가능한 guided filter 가중치^[9], 깊이 정보를 사용하는 대신 화소의 유사성에 연속성의 속성 을 추가하여 객체를 분리하는데 비중을 둔 지오데식 (geodesic) 가중치^[14], 미디언 필터를 사용하여 가중치를 계산한 방법, 계산한 차이와 거리요소를 바탕으로 영상 을 분할하여 해당 영역에 가중치를 할당한 방법^[15] 등이 있다.

2. 지오데식 가중치 알고리즘^[14]

다른 가중치 알고리즘의 경우 유클리드 거리를 통해 화소의 유사성을 판별하지만 지오데식 가중치 알고리즘 은 중심화소와 현재 화소 사이의 지오데식 거리를 사용 하여 계산한다. bilateral 가중치 기반 알고리즘은 컬러 성분의 유사성과 화소의 위치 정보에 의해 가중치를 할 당하는 반면 지오데식 거리를 사용할 경우 각 화소들의 연속성을 중요시하기 때문에 색은 같지만 떨어져 있는 객체를 더 잘 분리할 수 있다.

그림 1은 해당 윈도우 영역 영상(첫 번째 줄)과 bilateral 가중치 윈도우(두 번째 줄), 지오데식 가중치 윈도우(세 번째 줄)를 나타낸 것으로 bilateral 가중치 윈도우는 중심 화소와 유사한 색을 갖고 있는 경우에 객체와 배경을 완벽히 분리해내지 못하는 반면(그림의 화살표) 지오데식 가중치 알고리즘은 물체를 잘 분리하 여 큰 가중치를 할당할 수 있다.

화소 *p*와 윈도우의 중심화소 *c*사이의 지오데식 거리 *D*(*p*,*c*)는 *p*와 *c*를 연결하는 모든 경로 중 가장 작은 값을 나타낸다.

$$D(p,c) = \min_{P \subseteq P_{p,c}} d(P)$$
(6)

인접한 두 화소 p,q의 거리 $d_c(p,q)$ 는 유클리드 거 리를 사용하여 계산하고 p와 c를 연결하는 모든 화소 사이의 차이를 누적하여 거리를 계산한다.

$$d(P) = \sum_{i=2}^{i=n} d_C(p_i, p_{i-1}) \tag{7}$$

$$d_c(p,q) = \sqrt{(L_p - L_q)^2 + (a_p - a_q)^2 + (b_p - b_q)^2}$$
(8)

$$w(p,c) = \exp(\frac{-D(p,c)}{\gamma})$$
(9)



그림 1. 윈도우 영역과 bilateral, 지오데식 가중치[14] Fig. 1. Support regions and bilateral, geodesic weights.

화소와 인접한 화소 사이의 유사성은 유클리드 거리 (8)을 사용하며 계산된 지오데식 거리 *D*(*p*,*c*)는 지수 연산을 통해 거리가 클수록 작은 가중치를, 거리가 작 을수록 큰 가중치를 할당해주며 여기에서 γ는 가중치 를 조절하는 파라미터이다.

비용함수는 SAD, SSD, NCC(normalized cross correlation), 화소의 변화도 차이 등 여러 방법을 사용 할 수 있으며 본 논문에서는 하드웨어 설계를 고려해 SAD를 선택하였다. 또한 컬러 정보를 사용하여 화소의 유사성을 비교하기 때문에 화소의 차이 값과 색의 변화 정도가 비례하도록 균등한 색체계인 CIE Lab 컬러 형 식으로 표현된 영상을 사용하였다.

Ⅲ. 스케줄링 및 하드웨어 구조

1. 데이터 스케줄링

윈도우의 중심화소를 기준으로 차이를 누적하는 지 오데식 거리의 특성상 윈도우의 중심부터 외곽 방향으 로 데이터 의존성을 가진다.

그림 2는 병렬처리와 직렬처리 방식에 따른 지오데 식 거리 계산 방법을 나타낸 것으로 병렬처리 방식의 경우 매 반복마다 인접한 모든 화소들을 계산하는 방법 으로 빠르게 계산할 수 있지만 불규칙적인 데이터 처리 순서를 가진다. 직렬처리 방식은 모든 인접한 화소를 처리하는 대신 자신 포함 5개의 인접한 화소로 정방향, 역방향의 두 방향으로 나누어 계산을 하기 때문에 계산 에 걸리는 시간이 길어지지만 규칙적인 처리순서를 갖

PARALLEL COMPUTATION

			3333333	
		- 2 2 2 2 2 -	3222223	
	111	- 2 1 1 1 2 -	3211123	
	101	- 2 1 0 1 2 -	3210123	
	111	- 2 1 1 1 2 -	3211123	
		- 2 2 2 2 2 -	3222223	
			3333333	
1st	iter.	2nd iter.	3rd iter.	

SEQUENTIAL COMPUTATION

-	-	-	-	-	-	-	3	3	3	3	3	3	3
-	-	-	-	-	-	-	3	2	2	2	2	2	3
-	-	-	-	-	-	-	3	2	1	1	1	2	3
_	-	-	0	1	2	3	3	2	1	0	1	2	3
_	-	1	1	1	2	3	3	2	1	1	1	2	3
-	2	2	2	2	2	ž	3	2	2	2	2	2	3
3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
f	forwards backwards												

그림 2. Geodesic 거리 계산

Fig. 2. Geodesic distance computation.

기 때문에 하드웨어로 설계하기 더 유리하다. 정방향 연산의 경우 윈도우의 중심부터 의미 있는 값을 얻을 수 있고 이 값이 다음 연산의 마스크에 포함되어야 차 이 값이 누적되기 때문에 정방향 연산을 끝냈을 경우 그림 2와 같은 중간값을 얻게 된다.

다음은 그림 3에 나타낸 직렬처리 방식의 지오데식 거리 알고리즘을 나타낸 의사 코드(pseudo code)이다. 정방향 연산(a)에 사용되는 마스크는 자기 자신 포함 진행 방향의 반대에 위치한 4개의 화소로 이루어져 있 고 윈도우의 중심부터 의미 있는 계산 값을 얻을 수 있다.

Forward:(a)
for $i = (size+1)/2,,lines$ do
for j = (size+1)/2,,columns do
$v_{i,j} = \underset{(k,l) \in forwardmask}{minimum} (v_{i+k,j+l} + c(k,l))$
Backward:(b)
for i = lines-(size-1)/2,,1 do
for j = columns-(size-1)/2,,1 do
$v_{i,j} = \min_{(k,l) \in backwardmask} (v_{i+k,j+l} + c(k,l))$

정방향 연산은 윈도우의 중심부터 시작하는 반면 역 방향 연산은 마지막으로 계산된 정방향 연산 값을 사용 하여 시작하기 때문에 계산방향이 정방향 연산과 반대 이고 마스크 모양 또한 정방향 마스크와 대칭의 모양을 가진다. 역방향 연산에서 계산한 가중치는 바로 윈도우 연산에 사용하여 필요로 시간을 최소화 한다.

영역기반 스테레오 비전 시스템의 계산량은 영상의 크기와 탐색거리, 윈도우의 크기에 비례한다. 384×288 크기의 입력 영상과 탐색거리 16, 21×21 크기의 윈도우 를 사용하는 시스템의 경우 화소 단위 처리를 요하는 비용함수만을 고려했을 때, 한 장의 깊이정보 영상을 얻기 위해 약 780M의 클록 사이클이 필요하고 여기에 가중치 윈도우를 계산을 포함하면 계산량이 더 늘어나 기 때문에 실시간 처리를 만족하는 시스템을 설계하기



그림 3. 정방향(a), 역방향(b) 연산과 마스크



위해서는 병렬 처리나 데이터 재사용 기법을 사용하여 계산량을 줄여야 한다. 가중치 윈도우를 계산하는데 필 요한 사이클 수는 비용함수와 가중치 윈도우는 독립적 으로 계산이 가능하므로 둘 중 계산량이 더 많은 과정 에 맞춰 최소화할 수 있고 이를 위해 각각 다른 수의 PE를 사용하여 병렬 처리를 적용하였다.

2. 제안하는 하드웨어 구조

그림 4는 제안한 스테레오 시스템의 전체 구조로 입 력 영상을 저장하는 두 개의 메모리(pixel memory)와 지오데식 거리를 통해 가중치를 계산하는 가중치 모듈 (weight module)과 비용함수 계산 및 윈도우 연산을 포 함하는 비용함수 모듈(cost module)로 구성되었다.

가중치 모듈은 11개의 PE(weight PE0~PE10)와 중 간값을 저장하는 레지스터를 통해 지오데식 거리를 계 산하고 지수 모듈(exp module)을 통해 최종 가중치가 할당된다. 비용함수 모듈은 단순히 다수의 가산기로 이 루어진 PE(SAD PE0~PE15)를 16개 사용하여 정합비 용을 계산하고 누산기와 비교기(ACC & Min)를 거쳐서 최종 깊이정보를 결정한다.



그림 4. 제안한 시스템 구조

Fig. 4. Proposed system architecture.

				\rightarrow			
		\rightarrow					
\rightarrow		0	1	2	3		
0	1	2	3				
2	3					PE0	
				PE1			
		PE2					

그림 5. 가중치 PE 사이의 데이터 공유

Fig. 5. Data sharing between the weight PEs.

각 PE는 3개의 컬러 정보로 구성된 화소값을 사용하 기 때문에 이와 같은 병렬 처리를 적용할 경우 데이터 의 입력 수가 크게 늘어난다. 동시에 필요로 하는 데이 터의 종류가 많을수록 대역폭 문제(data bandwidth)가 생기기 때문에 데이터 의존성에 의해 데이터를 필요로 하는 시간을 최소화 시키면서 입력 데이터 문제를 해결 하기 열 방향으로 계산하는 PE를 사용하여 병렬 처리 를 적용하였다.

그림 5는 정방향 연산을 기준으로 PE 사이의 데이터 의존성과 공유할 수 있는 값을 나타낸 것으로 현재 위 치의 가중치 값을 계산하기 위해 오른쪽 위에 위치한 가중치가 필요하기 때문에 열 사이에는 2 사이클의 지 연시간이 존재한다. 현재 PE에서 사용되는 입력은 바로 그 용도가 끝나는 것이 아니라 다음 1~3 사이클 동안 다른 행에 위치한 PE에 필요하다. 이 데이터를 저장하 여 PE 사이에 공유함으로써 메모리로부터 읽어오는 데 이터를 각 PE당 5개에서 1개로 줄일 수 있다.

그림 6은 설계한 가중치 PE의 세부 구조를 나타낸 것으로 입력 w0, w1, w3, p0, p1, p2는 다른 행에 위치 한 PE와 공유하는 데이터로 입력 P, W가 현재 PE의 진행방향에 위치한 새롭게 저장되는 값이다. 입력받은 화소값과 가중치 P, W는 다른 PE에서 사용하기 위해 각각 레지스터 P_Reg0, 1, 2와 W_Reg0, 1, 2에 저장되 어 출력된다. 입력받은 인접한 화소값과 가중치 값을 사용하여 새로운 가중치 값을 계산하고 이 중 최소값이 비교기를 통해 선택되어 현재 화소에 해당하는 가중치 가 된다.



그림 6. 가중치 PE 구조 Fig. 6. Structure of the weight PE.

표	1.	가중치 PE의 싸이클 별 동작
Table	1.	The operation of the weight PE by each cycle.

	정방향	역법	방향	
PE0	0~10	$34 \sim 54$	$56 \sim 76$	
PE1	1~12	$36 \sim 56$	$58 \sim 78$	
~	~	~	~	
PE9	9~28	$52 \sim 72$	$74 \sim 94$	
PE10	10~30	$54 \sim 74$	-	

데이터 의존성으로 인해 행이 바뀔 때마다 1 사이클 의 딜레이가 필요하고 정방향 연산은 윈도우의 중심부 터 시작되므로 병렬 처리 가능한 최대 PE의 수는 (윈도 우의 높이)/2+1이 된다. 본 논문에서는 21×21 크기의 윈도우를 사용하였기 때문에 가중치 모듈은 11개의 PE 를 사용하였고 윈도우에 대한 지오데식 가중치를 계산 하는데 필요한 클록 수는 607 사이클에서 94 사이클로 감소한다. 이 경우 가중치를 계산하는데 필요한 클록 수가 비용함수를 계산하는데 필요한 클록 수 보다 크기 때문에 깊이정보를 계산하는데 필요한 사이클 수는 94 로 결정된다.

표 1은 11개의 PE를 사용하여 가중치 모듈을 구성하 였을 때, 각 사이클에 따른 PE의 동작 상태를 나타낸 것이다. 각 PE는 윈도우의 행 방향으로 계산을 진행하 고 데이터 의존성으로 인해 열이 바뀔 때마다 딜레이가 하나씩 존재한다. 또한 역방향 연산을 시작하기 위해선 정방향 연산을 완전히 끝내야하기 때문에 각 PE에 할 당된 정방향 연산을 끝내고 대기시간이 필요하다. 정방 향 연산을 마치고 역방향 계산이 시작되는 순간부터 각 PE사이에는 데이터 의존성에 의한 최소한의 딜레이만 을 갖고 마지막 PE를 제외한 각 PE는 윈도우의 2행에 해당하는 연산을 수행한다.

하나의 가중치 윈도우 계산에 필요한 94 사이클 중 실제로 의미 있는 가중치 값은 역방향 가중치가 계산되 는 34 사이클 이후이며 가중치를 저장하기위한 별도의 메모리를 추가하지 않기 위해 SAD모듈 또한 가중치 모듈과 같은 11개의 가산기를 기본으로 한 PE를 탐색 거리에 맞추어 16개를 사용하여 병렬처리 하였다.

이로 인해 제안한 시스템에서 한 장의 깊이정보 영상 을 얻기 위해 필요한 계산량은 780M의 사이클에서 10M 사이클로 감소하여 병렬 처리를 적용하기 전보다 78배 빠르게 계산할 수 있다.

가중치 모듈을 통해 계산된 지오데식 거리는 다시 식

표 2. 지수 함수 구현 Table 2. Approximation of exp(x)



그림 7. SAD 모듈의 ACC & CMP 구조 Fig. 7. Structure of ACC & CMP in SAD module.

(9)에서 지수함수 계산을 통해 거리가 작을수록 큰 값 으로 바뀐다. 삼각함수, 지수함수 등과 같은 연산은 하 드웨어로 설계할 때 많은 자원을 필요로 하기 때문에 LUT(Look-up table) 방식이나 근사화한 함수를 사용하 고 본 논문에서는 표 2와 같이 6개 영역으로 나누어진 계단함수를 사용하여 구현하였다.

가중치 윈도우를 별도로 저장하지 않고 바로 사용하 기 위해 탐색거리만큼의 누산기를 통해 각각의 윈도우 를 동시에 계산하고 16개의 입력 중 최소값을 선택하는 비교기의 경우 트리형태의 구조를 사용하여 4 사이클 동안 계산을 하게 된다. 최소값을 결정하는데 필요한 4 사이클은 전체 96 사이클 중 정방향 가중치를 계산할 때 중첩하여 수행할 수 있으므로 성능에 영향을 주지 않는다.

표 3. 스테레오 비젼 시스템의 성능분석 Table 3. Performance analysis of stereo vision systems.

Ⅳ. 설계 및 성능 분석

제안한 스테레오 비전 시스템은 verilogHDL로 설계 하여 검증하였으며, Synopsis를 사용하여 합성하였다. 윈도우 크기 21×21, 탐색거리 16, 영상크기 384×288를 처리할 수 있는 제안한 구조를 동부하이텍 0.18um 라이 브러리를 사용하여 합성한 결과로 전체 시스템은 182K 게이트를 요구한다. 최대 클록 속도는 260MHz로 약 25fps의 속도를 가진다. 제안한 구조에서 가중치를 할 당하기 위해 필요한 지수함수 부분을 6구간의 계단 함 수로 근사화하여 구현하였다.

그림 8은 츠쿠바 영상 (a)를 입력으로 사용하였을 때 ground truth 영상 (b)와 제안한 구조로 처리한 결과영 상 (c)와 에러 영상 (d)를 나타낸다. 시스템을 하드웨어 로 구현하면서 비트 할당, 근사화 정도에 따라 정확도 와 하드웨어 복잡도 사이에 상충관계가 발생할 수 있 다. 제안한 시스템은 중간값의 크기 범위와 경험적 분



(a) 스테레오 영상



(c) 제안한 시스템 결과

그림 8. 깊이정보 결과 Fig. 8. Disparity results.



(b) Ground truth



알고리즘	구현 방법	이미지크기	탐색거리	윈도우크기	속도(fps)	에러(%)
DP[3]	AMD AthlonXP 2800	384×288	100	N/A	19	2.85
BP[4]	Nvidia Geforce 7900	320×240	16	N/A	16	3.40
Census[7]	FPGA	640×480	64	$\begin{array}{c} \text{census}(11 \times 11) \\ \text{corr}(15 \times 15) \end{array}$	230	9.79
GIF[8]	hybrid CPU/GPU	640×480	26	N/A	25	2.65
Ttofis's GIF[9]	FPGA	1280×720	64	N/A	60	3.97
ASW_CT[10]	FPGA	640×480	64	5×5-9×9	45-68	4.39-4.7
제안한 구조	ASIC	384×288	16	21 × 21	25	2.22

석 등을 통한 가중치 할당 등으로 2.22%의 에러율을 나 타냈다.

표 3은 제안한 스테레오 비전 시스템과 다른 실시간 스테레오 비전 시스템을 비교한 것으로 에러율은 츠쿠 바 영상을 기준으로 차폐영역을 제외하고 계산했다. 전 역적 알고리즘인 BP와 DP를 사용하여 설계한 시스템 과 적응적 가중치 윈도우 알고리즘을 사용한 시스템 (GIF)이 2~3%대의 상대적으로 높은 정합률을 보이며 영역기반 알고리즘인 센서스 변환을 적용한 시스템의 경우 하드웨어로 구현했을 때 빠른 속도와 상대적으로 높은 에러율을 보여주며, 여기에 적응적 가중치를 적용 하여 설계한 시스템(ASW_CT)의 경우 가중치 윈도우 를 적용하지 않을 때에 비해 절반이상 에러율이 감소하 였지만 작은 윈도우 크기의 영향으로 상대적으로 높은 에러율을 나타내었다.

본 논문에서 제안한 시스템은 25fps의 속도로 2.22% 의 높은 정확도를 갖고 있으며 합성결과 182K의 게이 트를 나타내었다.

V.결 론

본 논문에서는 지오데식 가중치 기반의 스테레오 비 전 시스템을 하드웨어로 설계하였으며 동부하이텍 0.18um 라이브러리를 사용하여 Synopsis를 통해 합성 한 뒤 계산속도 및 하드웨어 자원 소모량을 분석하였 다. 효율적인 하드웨어 설계를 위해 각 계산 사이의 데 이터 의존성에 근거하여 스케줄링을 하였으며 각 중간 값의 저장 시간을 최소화하는 스케줄링 및 병렬 처리를 적용하여 메모리를 줄이고 PE사이의 입력 값들을 공유 하여 시스템의 효율성을 높였다. 제안한 시스템은 25fps 의 속도로 2.22%의 정확도를 보여주며 합성결과 182K 게이트의 하드웨어 자원을 필요로 한다.

감사의 글

저자들은 본 연구를 위하여 설계 환경을 제공하여준 IDEC(IC Design and Education Center)에 감사드린다.

REFERENCES

[1] N. Bernini, et al, "Real-time obstacle detection

using stereo vision for autonomous ground vehicles: A survey," IEEE 17th Intl. Conf. on ITSC, pp.873-878, 2014.

- [2] B. Wang, S. A. R. Florez, and V. Frémont, "Multiple obstacle detection and tracking using stereo vision: application and analysis," The 13th Intl. Conf. on Control, Automation, Robotics, and Vision, 2014.
- [3] H. Hirschmuller, P. Innocent, and J. Garibaldi, "Real-time correlation based stereo vision with reduced border errors," Intl. J. of Computer Vision, vol.47, no.1–3, pp.229–246, 2004.
- [4] S. Park and H. Jeong, "Real-time stereo vision FPGA chip with low error rate," Intl. Conf. on Multimedia and Ubiquitous Engineering, pp.751-765, 2007.
- [5] M. Brown, D. Burschka, and G. Hager, "Advances in computational stereo," IEEE Trans. on PAMI, vol.25, no.8, pp.993–1008, 2003.
- [6] S. Jin, et al, "FPGA design and implementation of a real-time stereo vision system," IEEE Trans. on CAS for Video Technology, vol.20, no.1, pp.15-26, 2010.
- [7] A. Darabiha, J. Rose, and W. Maclean, "Video-rate stereo depth measurement on programmable hardware," IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, pp.203–210, 2003.
- [8] A. Hosni, et al, "Real-time local stereo matching using guided image filtering," IEEE Intl. Conf. on Multimedia and Expo, pp. 1–6, 2011.
- [9] C. Ttofis, and T. Theocharides, "High-quality real-time hardware stereo matching based on guided image filtering," European Conf. and Exhibition in Design, Automation and Test, pp. 1–6, 2014.
- [10] S. Perri, P. Corsonello, and G. Cocorullo, "Adaptive census transform: a novel hardware-oriented stereovision algorithm," Computer Vision and Image Understanding, vol.117, no1. pp.29-41, 2013.
- [11] D. Scharstein and R. Szeliski, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," Intl. J. of Computer Vision, vol.47, no.1–3, pp.79–88, 2002.
- [12] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, "Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts," IEEE Trans. on PAMI, vol.23, no.11, pp.1222–1239, 2001.
- [13] K. Yoon and I. Kweon, "Adaptive support-

- 저 자 소 개 -

weight approach for correspondence search," IEEE Trans. on PAMI, vol.28, no.4, pp.650-656, 2006.

- [14] A. Hosni, et al, "Local stereo matching using geodesic support weights." 16th IEEE Intl. Conf. on Image Processing, pp.2093-2096, 2009.
- [15] F. Tombari, S. Mattoccia, and L. Di Stefano, "Segmentation-based adaptive support for accurate stereo correspondence," 2nd Pacific Rim Symposium in Proceedings, pp.427 - 438, 2007.



류 동 훈(학생회원) 2012년 가톨릭대학교 정보통신전자공학 학사. 2015년 가톨릭대학교 정보통신전자공학 석사.

<주관심분야 : VLSI 설계, 영상처리>

박 태 근(정회원) 1985년 연세대학교 전자공학 석사 1988년 Syracuse Univ. Computer 공학석사. 1993년 Syracuse Univ. Computer 공학박사. 1991년~1993년 Coherent Research Inc. VLSI 설계 엔지니어. 1994년~1998년 현대전자 System IC 연구소 책임연구원

1998년~현재 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 교수

<주관심분야 : VLSI 설계, CAD, 컴퓨터 구조>