

□ 신기술해설 □

퍼지이론을 이용한 영상 처리

최영식[†]

◆ 목 차 ◆

- | | |
|---------------------------------|----------------------|
| 1 서론 | 4 영상 품질 향상을 위한 퍼지 규칙 |
| 2. 영상 품질 향상을 위한 퍼지 규칙
시스템 구조 | 5. 실험 결과 |
| 3. 필터 설계 | 6 결론 |

요 약

퍼지이론을 이용한 영상 품질 향상 기법, 즉, a) 임펄스 노이즈 제거, b) 스무딩, b) 에지 및 중요한 영상 특성을 향상 시키는 새로운 방법을 제안한다. 각각의 목적에 적합한 세가지 서로 다른 필터를 로버스트 (robust) 측정 기법 중의 하나인 WLMS (Weighted Least Mean Squared) 기법을 사용하여 설계하고, 각 필터의 선택 기준을 정의한다. 선택 기준은 퍼지 규칙 (fuzzy rules)의 조건 절 (antecedent clauses)을 구성하고, 그에 해당되는 필터는 결과 절 (consequent clauses)을 구성한다. 최종적인 퍼지 규칙 시스템의 출력은 각 필터 출력의 조합에 의해서 결정되며, 각 필터 출력이 시스템 출력에 미치는 기여도는 조건 절이 만족되는 정도에 따라 결정된다. 이 방법은 영상 처리 필터 설계에 강력하고 융통성 있는 패러다임을 가져다 준다. 이를 이용한 실험 결과와 기존의 방법의 결과를 비교한다.

1. 서론

영상의 품질의 향상은 대부분의 영상 처리 응용에 있어서 중요한 단계이다. 영상 품질의 향상의 목적은 임펄스 노이즈 제거, 스무딩, 그리고 에지성분의 향상이다. 이를 달성하기 위하여 많은 알고리즘이 제안 되었다 그 중에서 anisotropic diffusion 기법이 [1-3] 많은 관심을 받았다. 이 방법은 노이즈를 스무딩할 뿐 아니라 에지를 향상시킬 수 있음을 보여 주었다 [4]. 그러나, 이러한 접근 방법으로는 임펄스 노이즈를 제거하기가 어렵다. 전통적으로 미디안 필터링이 임펄스 노이즈에는 강하나, 충분한 스무딩 효과가 없고 영상의 세밀한 부분을 보전하지 못하는 단점이 있다. 임펄스 노이즈와 가우시안 (Gaussian) 노이즈를 제거하기 위한 퍼지 스무딩 알고리즘이 제안 되었다 [5]. 그러나, 이 방법은 에지를 향상시키기에는 어려움이 있다.

영상 품질의 향상은 각 화소의 그레이 레벨 값을 부분 정보에 따라서 새로운 값으로 대체하는 과정으로 볼 수 있다. 이상적으로, 부분 정보가 변하기 때문에, 이 대체 알고리즘은 화소에 따라 달라야 한다. 즉, 영상 영역이 상대적으로

[†] 정회원 : 한국통신 멀티미디어연구소 연구원

스무드하다면, 대치되는 새로운 값은 그 지역의 평균치 형태로 결정 되어야 하며, 반대로, 영상 영역이 에지나 노이즈를 포함하고 있다면, 다른 형태의 필터링이 적용되어야 한다. 이러한 접근 방법은 조건적 및 적응적 스무딩 기법을 창출한다. 즉, 필터 뱅크를 만들고, 부분 정보에 따라서 각 화소에 적합한 필터를 선택 적용하는 것이다. 그러나, 각 화소에 따라 다른 필터를 적용하게 되면 결과가 스무드하지 않을 가능성이 있고, 대부분의 경우에 필터 선택 기준을 정의하기가 어렵다. 이러한 문제를 극복하기 위하여, 이 논문에서는, 퍼지이론을 사용할 것을 제안한다. 이 접근 방법에서는, 선택 기준이 퍼지 규칙의 조건 절을 구성하고, 그에 해당하는 필터는 결과 절을 구성한다. 규칙들이 퍼지하므로, 각 화소에서, 모든 조건 절이 만족되며, 그 정도는 부분 정보에 따라 결정된다. 최종적 결과는 각 필터 출력의 조합에 의해 결정되며, 각 필터 출력이 시스템 출력에 미치는 기여도는 조건 절이 만족되는 정도에 따라 결정된다.

이 논문에서는, 퍼지 규칙 시스템에 대해서 간략히 소개하고, 제안된 퍼지 규칙에 근거한 영상 품질 향상 방법에 대해서 기술한다. 세 가지 다른 필터를 WLMS 방법에 의하여 유도하며, 제안된 시스템하에서 퍼지 규칙을 기술한다. 마지막으로, 실험 결과를 보여 준다.

2. 영상 품질 향상을 위한 퍼지 규칙 시스템 구조

이 절에서는 제안된 퍼지 규칙 시스템 구조에 대해서 기술한다. 전통적인 규칙 시스템은 다음과 같다.

규칙 k: If (Conditions) then (Action-k or F_k)
 요소 F_k 로 구성된 집합 F가 있다고 가정하고, 각 요소 F_k 는 필터링을 수행한다고 가정하자. 집합 F가 영상 처리에 필요한 모든 기능의 필터

들로 구성되었다면, 주어진 응용에 따라서 각 필터가 적용되어야 하는 적당한 조건만을 설정하면 된다. 따라서, 규칙 시스템을 이용한 필터 설계는 주어진 응용에 따라서 적당한 집합 F를 구하고, 각 필터에 대한 선택 조건을 설정하는 과정으로 볼 수 있다. 그러나, 영상 처리와 같이 문제를 정의 하기 힘들고 복잡한 시스템의 설계에서는, 모든 응용에 효과적인 집합 F를 구하는 것이 거의 불가능하다 설령, 그러한 모든 기본 필터들을 구하였다 하더라도, 각 필터들의 적용 조건을 정확하게 설정하기 어렵다 퍼지 이론은 이러한 문제에 가장 적합한 이론이라 믿는다 제안된 퍼지 규칙 시스템의 기본 구조는

$$\text{규칙 } k: \text{ If } X_{1k} \text{ is } A_{1k} \oplus \dots \oplus X_{Nk} \text{ is } A_{Nk} \oplus \dots \oplus X_{1N} \text{ is } A_{1N}, \text{ then } F_k,$$

여기서, A_{ki} 는 k번째 규칙의 i번째 입력 변수와 연관된 언어 레이블이고, F_k 는 k번째 규칙에 해당하는 액션이고, N은 입력 변수의 개수이고, \oplus 은 결합 (aggregation) 연산자 [6]이다. 액션 F_k 는 기본 필터가 될 수도 있고, 혹은 또 다른 형태의 규칙들로 구성될 수도 있다. 만약 F_k 가 퍼지 집합이라면, 제안된 규칙은 자동제어 시스템에 일반적으로 사용되는 입출력 관계를 나타내게 된다. 그러나, 대부분의 영상 처리 응용에서는 입출력 데이터를 구하기 어렵다 [11]. 따라서, 좀더 융통성 있는 퍼지 규칙 구조를 제안하게 되었다. 즉, F_k 는 Zadeh 모델 [7] 에서 처럼 퍼지 집합이 될 수도 있고, Sugeno 모델 [8]에서 처럼 선형 함수가 될 수도 있고, 혹은 비선형 필터처럼 일반적인 함수도 될 수 있다

제안된 퍼지 규칙 시스템에서는, if-then-else 패러다임 [9]을 사용한다. 일반적으로, M+1 규칙과 N 입력 변수를 가진 규칙 베이스는 다음과 같이 표현될 수 있다

$$\text{규칙 } 1: \text{ If } X_{11} \text{ is } A_{11} \oplus \dots \oplus X_{1N} \text{ is } A_{1N}, \text{ then } F_1$$

...

규칙 M: If X_{Mi} is A_{Mi} ... X_{MN} is A_{MN} then F_M

규칙 M+1: Else F_{M+1}

여기서, F_k 는 k번째 규칙의 출력을 표시한다.

k번째 규칙에 있는 조건 절들의 만족 정도를 c_k 로 표시하고, k번째 규칙의 i번째 입력 변수와 연관된 입력 퍼지 집합과 언어 레이블을 A_{ki} 와 A_{kn} 로 각각 표시하면, 퍼지 규칙 시스템의 최종적 출력은 다음과 같다.

$$Y = f((c_1 \circ F_1), \dots, (c_{M+1} \circ F_{M+1})), \quad (1)$$

여기서

$$c_k = (A_{ki} \circ A_{kn}) \dots (A_{kn} \circ A_{kn}), 1 \leq k \leq M, \\ c_{M+1} = 1 - \text{Max}(c_k).$$

함수 f는 대퍼지화 (defuzzification) 함수이고, 기호는 콤포지션(composition) 오퍼레이터이다 [10]. 콤포지션 오퍼레이터로서 곱하기를 선택하고, 디 퍼지화 함수로서 WA (Weighted Average)를 선택 하면, 최종적 출력은 다음과 같이 계산 된다.

$$Y = \sum_{k=1 \dots M+1} c_k F_k / c_k \quad (2)$$

3. 필터 설계

영상 품질 향상을 주어진 샘플 중에서 가장 적합한 프로토타입 (prototype)을 측정하는 문제로 생각할 수 있다. $I(X_i), \dots, I(X_N)$ 을 중심 화소의 주변 화소들의 그레이 레벨 값이라고 하자. 여기서 X_i 는 임의의 화소를 나타낸다. 주어진 화소의 그레이 레벨은 다음과 같은 목적 함수를 최소화함으로써 측정될 수 있다.

$$J = \sum_{j=1 \dots N} \mu_{ij} (I(X_i) - I(X_j))^2 \quad (3)$$

ij 는 중심화소 X_i 가 주변 화소 X_j 를 대표하는 멤버십 (membership) 정도를 나타낸다. 멤버십 함수가 종 모양 (bell-shaped) 이라고 가정하고, 멤버십 값이 중심 화소와 주변 화소 사이의 그레이 레벨차와 거리에 의해 결정된다고 가정하면, 그에 따르는 멤버십 함수는

$$\mu_{ij} = \omega_{ij} \exp[-(I(X_i) - I(X_j))^2 / \beta_{ij}], \quad (4)$$

여기서

$$\omega_{ij} = \exp[-\|X_i - X_j\|^2 / \alpha].$$

파라미터 (parameter) β_{ij} 는 스케일 파라미터이며, 주어진 윈도우 내에서의 그레이 레벨 분포에 의해서 결정된다.

J를 $I(X_i)$ 에 대하여 미분을 하면 다음과 같은 식을 구할 수 있다.

$$I(X_i) = \sum_{j=1 \dots N} \mu_{ij}(1-d_{ij}^2/\beta_{ij})I(X_j) / \sum_{j=1 \dots N} \mu_{ij}(1-d_{ij}^2/\beta_{ij}), \quad (5)$$

여기서

$$d_{ij}^2 = (I(X_i) - I(X_j))^2.$$

d_{ij}^2 이 β_{ij} 보다 크다면, 화소 X_j 에 대한 가중치는 음수가 되고, 같다면 0이 된다. 나머지 경우는, 가중치는 양수가 된다. 음수의 가중치는 에지를 향상시키는 효과가 있다.

필터 (5)는 주어진 중심 화소가 주변 화소의 프로토타입이라는 가정하에서 유도된 것이기 때문에 중심 화소 자체가 노이즈 화소일 경우에는 적용될 수 없다. 따라서, 이러한 경우를 위해서 다른 필터링이 필요하다. 주어진 중심 화소가 노이즈일 경우에는 다음과 같은 식을 최대화 하는 값으로 중심 화소의 값을 대치한다.

$$\mu_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } \mu_{ij} \text{ and } \dots \text{ and } \mu_{iN}.$$

and 연결자의 해석에 따라서 다른 목적 함수를 구성할 수 있다. 그 중에서 두 가지 경우, 곱하기와 평균 취하기를 고려한다. 곱하기를 선택할 경우, 해당되는 목적 함수는 다음과 같다.

$$J = \prod_{j=1 \dots N} \mu_{ij} \quad (6)$$

이를 최대화하는 $I(X_i)$ 는

$$I(X_i) = \sum_{j=1 \dots N} \mu_{ij} (1/\beta_{ij})I(X_j) / \sum_{j=1 \dots N} \mu_{ij} (1/\beta_{ij}). \quad (7)$$

평균 취하기를 and 연결자로 선택하면, 목적 함수는

$$J = \sum_{j=1 \dots N} \mu_{ij} \quad (8)$$

이 되며, 해당되는 필터는

$$I(X_i) = \sum_{j=1 \dots N} (\mu_{ij} / \beta_{ij})I(X_j) / \sum_{j=1 \dots N} (\mu_{ij} / \beta_{ij}). \quad (9)$$

필터 (5), (7), 그리고 (9)의 특성은 [12]에 상세히 설명되어 있다. 간략히 소개하면, 필터 (5)는 에지 및 영상의 세부적 특징을 샤프닝 (sharpening) 하는 효과가 있고, 필터 (7)은 임펄스 노이즈를

제거하기에 적합하며, 필터 (9)는 에지를 손상시키지 않고 스무딩하는 효과가 있다.

스케일 (scale) 파라미터 β_i 는 중심 화소와 그 주변 화소 사이의 그레이 레벨 차의 분산을 나타내야 한다. 여러 가지 로버스트(robust) 측정 방법이 있지만[12], 여기서는 LS (Least Squared Error) 방법과 WLSM (Weighted Least Squared Method) 방법을 소개한다. LS 목적 함수는

$$J = \sum_{j=1}^N (\beta_i - d_{ij})^2 \quad (10)$$

이를 최소화하는 최적치 β_i 는 d_{ij} 의 평균치에 해당한다.

$$\beta_i = 1/(N-1) \sum_{j=1}^N d_{ij}^2 \quad (11)$$

WLSM의 목적 함수는

$$J = \sum_{j=1}^N w_{ij} (\beta_i - d_{ij})^2 \quad (12)$$

이를 최소화하는 i 는

$$\beta_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} d_{ij}^2 / \sum_{j=1}^N w_{ij} \quad (13)$$

가중치 w_{ij} 는 d_{ij}^2 중의 중간 값을 이용한 RWLSM (Reweighted Least Squared Method)로 정할 수 있다 [12]. 그러나, 휴리스틱 (heuristic)한 방법으로 익스포넨셜 (exponential) 함수를 다음과 같이 사용할 수도 있다.

$$w_{ij} = \exp(-d_{ij}^2/u), \quad (14)$$

여기서 u 는 d_{ij}^2 의 평균치이다.

4. 영상 품질 향상을 위한 퍼지 규칙

제3절에서 유도한 각 필터는 특정 상황에서만 효과적이다. 예를 들어, 임펄스 노이즈에 효과적인 필터 (7)을 에지 영역에 적용하면, 에지 성분을 손상하는 결과를 초래 한다. 따라서, 필터 (5), (7), 그리고 (9)를 적합한 상황에 적용하기 위한 선택 조건을 결정하여야 한다. 전통적으로 조건적, 적용력 있는 필터링에 에지 특성이 많이 이용되어 왔다. 에지 특성 추출 기법은 노이즈에 평장히 민감하다. 따라서, 에지 특성 추출을 위해서 스무딩을 수행한다. 그러나, 스무딩은 에지 성분을 흐리게 할 가능성이 높다. 따라서, Catch 22 상황에 놓이게 된다. 이러한 이유로, 이 논문

에서는 다음과 같은 새로운 조건을 제안한다. 만약, 주어진 중심 화소가 임펄스 노이즈라면, 그 주변 화소들이 중심 화소를 대표하는 정도는 작을 것이다. 반대로, 중심 화소가 스무딩한 영역에 놓여 있으면 그 주변 화소들이 중심 화소를 대표하는 정도는 클 것이다. 이러한 점을 고려하여, 조건적 필터링을 위한 선택 기준을 다음과 같이 설정한다.

$$M = (1/K) \sum_{j=1}^N \omega_j$$

여기서

$$K = \sum_{j=1}^N \omega_j$$

즉, 선택 기준 M 은 중심 화소와 주변 화소의 양립성 (compatibility)을 나타낸다. 이 기준과 제3절에서 유도한 필터를 이용하여, 제2절에서 제안된 퍼지 규칙에 의한 다양한 필터링 시스템을 구축할 수 있다 [12]. 그 일례로, 다음과 같은 필터링 시스템을 구축할 수 있다.

$$\text{규칙1: If } M \text{ is small, } y_1 = \sum_{j=1}^N (1/\beta_j)I(X_j) / \sum_{j=1}^N (1/\beta_j).$$

$$\text{규칙2: If } M \text{ is large, } y_2 = \sum_{j=1}^N (\mu_j / \beta_j)I(X_j) / \sum_{j=1}^N (\mu_j / \beta_j).$$

$$\text{규칙3: Else, } y_3 = \sum_{j=1}^N \mu_j (1 - d_{ij}^2 / \beta_j)I(X_j) / \sum_{j=1}^N \mu_j (1 - d_{ij}^2 / \beta_j).$$

언어 레이블 **small** 과 **large**에 대한 멤버십 함수는 $M (0 \leq M \leq 1)$ 영역에서 정의 된다. 중심 화소에 대한 최종적 값은 다음과 같이 계산된다.

$$I(X_i) = \sum_{j=1}^{2C_k} y_j w_j / \sum_{j=1}^{2C_k} w_j$$

만약 임펄스 노이즈 제거만을 위한 필터링을 원한다면, 다음과 같은 규칙을 사용할 수 있다.

$$\text{규칙1: If } M \text{ is small, } y_1 = \sum_{j=1}^N (1/\beta_j)I(X_j) / \sum_{j=1}^N (1/\beta_j).$$

$$\text{규칙2: Else, } y_2 = I(X_i).$$

시스템 출력은

$$I(X_i) = \sum_{j=1}^{2C_k} y_j w_j / \sum_{j=1}^{2C_k} w_j$$

즉, 중심 화소가 주변 화소와의 양립성이 적으면, 그 중심 화소가 임펄스 노이즈일 가능성이 높다. 따라서, 임펄스 노이즈에 효과적인 필터

(7)의 추력이 최종적인 시스템 출력에 양립성이 적은 정도 만큼 기여하게 된다. 반대로, 양립성이 크면, 중심 화소의 원래 값을 규칙2의 출력으로 그대로 사용한다.

에지를 손상하지 않고 영상을 스무딩하는 필터링 시스템은 다음과 같다.

$$\text{규칙1: If } M \text{ is small, } y_1 = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N (\mu_j / \beta_i) I(X_{ij})}{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N (\mu_j / \beta_i)}$$

$$\text{규칙2: If } M \text{ is large, } y_2 = \frac{\sum_{j=1}^N (\mu_j / \beta_j) I(X_j)}{\sum_{j=1}^N (\mu_j / \beta_j)}$$

이러한 필터링 시스템은 레인지 영상 (range image) 응용에 효과적일 것이다.

5. 실험 결과

제4절에서 기술한 필터링 시스템 중 첫번째 필터링 시스템의 실험 결과를 그림 1에서 보여 준다. 상세한 실험 결과 및 기존 알고리즘과의 비교 분석은 [12]에 나타나 있다. 그림1(a)는 원래의 레나 (Lena) 영상이다. 그림1(b)는 노이지 화상으로 다음과 같은 랜덤 프로세스에 의해 생성되었다.

$$I(x, y) = 0.95N(0, 225) + 0.05N(0, 10000)$$

그림1(c), 1(d), 그리고 1(e)는 미디안 (median) 필터, Saint-Marc 필터 [3], 그리고 제안된 알고리즘을 각각 보여 준다.



(c) (d)



(e)

6. 결론

퍼지 논리에 기초를 둔 퍼지 규칙을 이용한 영상 품질 향상 기법을 개발하고 실험 결과를 보여 주었다. 특정 상황에 적합한 필터를 부분 영역의 그레이 레벨 분포를 고려하여 유도하였다. 각 필터가 적용되어야 할 조건을 퍼지 언어 레이블로 정의 하였다. 최종적인 시스템의 추력은 각 필터 출력의 조합에 의해서 구해진다. 이러한 접근 방법은 강력하고 융통성 있는 영상 처리 패러다임을 제시한다.

참고문헌

[1] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 7, pp. 629-639, July 1990.
 [2] M. Nitzberg and T. Shiota, "Nonlinear Image



(a) (b)

- Filtering with Edge and Corner Enhancement", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 8, pp. 826-833, August 1992.
- [3] P. Saint-Marc et. al., G. Medioni, "Adaptive Smoothing: A General Tool for Early Vision", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, No. 6, pp. 514-529, June, 1991.
- [4] X. Li and T. Chen, "Nonlinear Diffusion with Multiple Edginess Thresholds", Pattern Recognition, Vol. 27, No. 8, pp. 1029-1037, 1994.
- [5] S. Peng and L. Lucke, "Fuzzy filtering for mixed noise removal during image processing, Proceedings of the 3rd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE '94, Orlando, 1994, pp. 89-93.
- [6] J. Keller, R. Krishnapuram and F. C.-H. Rhee, "Evidence aggregation networks for fuzzy logic inference", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 3, n. 5, September 1992a, pp. 761-769.
- [7] L. A. Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex systems, IEEE Transactions On SMC., 1 (1973), pp. 28- 44.
- [8] M. Sugeno and G. T. Kang, "Structure Identification of fuzzy model", Fuzzy Sets and Systems 28 (1988) pp. 15-33.
- [9] F. Russo, "A new class of fuzzy operators for image processing: design and implementation", Proc. of the 2nd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE '93, San Francisco, 1993, pp. 815-820.
- [10] Kosko, B., "Neural networks and fuzzy systems", Prentice-Hall, NJ., 1992.
- [11] YoungSik Choi and Raghu Krishnapuram, Image Enhancement Based on Fuzzy Logic, IEEE Proceedings of International Conference on Image Processing, Vol. 1, Washington, October, 1995.
- [12] YoungSik Choi and Raghu Krishnapuram, A Robust and Fuzzy Rule-Based Approach to Image Enhancement, IEEE Transactions on Image Processing, to appear.



최 영 식

1985년 연세대 전자공학과 졸업
 1987년 연세대 대학원 전자공학과 졸업 (석사)
 1988년- 한국전기통신공사 연구원
 1996년 University of Missouri Columbia 컴퓨터공학 (박사)

1996년-현재 한국통신 멀티미디어연구소 연구원
 관심분야 : 영상 처리, 퍼지 이론, 패턴 인식, content-based indexing 과 retrieval 등을 이용한 VOD, Digital Library 등의 응용 분야