김일성종합대학학보 주체108(2019)년
수 학 제65권 제4호

화상국부령역특징을 리용한 방향성마당내 보간순차화방법의 개선

조동철, 리철균

론문에서는 간차식동영상을 순차식동영상으로 변환하는 마당내보간순차화방법에 대하여 연구하였다.

선행연구[2－5]에서 제기된 선반복법(LR), 선평균법(LA), 경계기반선평균법(ELA)과 방향성마당내보간법(DOI)들은 속도가 빠르거나 경계처리를 보다 개선하지만 화상경계에서 뚜렷한 계단효과가 나타나거나 경계방향추정이 안정하지 못하며 잡음이 많이 나타나는 부족점들을 가지고있다.

선행연구[1]에서는 우의 선행방법들의 부족점들을 극복하기 위하여 경계방향추정문제를 최대사후확률추정문제에 귀착시키고 베이스방법에 의하여 사후확률이 최대로 되는 방향을 찾아 그 방향에 따르는 보간을 진행하는 한가지 방향성마당내보간법을 제기하였다. 그러나 이 방법은 방향성마당내보간법(DOI)에 비하여 경계방향추정이 보다 안정해지지만 반복무늬가 있거나 수평경계가 있는 구역에서의 보간결과가 안정하지 못한 부족점을 가지고있다.

론문에서는 선행연구[1]에서 나타난 부족점들을 해결하기 위하여 화상의 국부령역의 정보를 추출하여 리용하며 수평경계령역과 평탄한 령역에서의 보간을 보다 안정화하기 위한 방법을 구성하고 실험을 통하여 그 효과성을 평가하였다. 또한 선행연구[1]에서 수평경계에 대한 처리를 해주지 않은것으로 하여 나타난 결함을 극복하기 위하여 새로운 수평경계판정기준을 도입하고 이 기준에 의하여 평탄성(무경계성)도 판정하였다.

그 기준은 보간하려는 점의 웃줄의 5개 점들의 분산과 아래줄의 5개 점들의 분산이다. 보간하려는 점의 근방이 평탄한 령역이거나 수평경계라면 두 분산이 다 작을것이다. 따라서 론문에서는 두 분산이 다 어떠한 턱값보다 작으면 수평 및 평탄으로 보았으며 이를 하나의 새로운 방향클라스로 보고 선행연구[1]에서 제시된 17개 방향클라스에 추가하였으며 18개 방향클라스에 대하여 클라스사후확률이 큰 클라스에 따르는 보간을 진행하였다. 턱값은 실험을 통하여 4로 설정하였다.

$\mathrm{Var\_1}$: 보간하려는 점의 웃줄의 5개 점($U_0(i+t)$ $(t=\overline{-2,\ 2})$)들의 분산

$\mathrm{Var\_2}$: 보간하려는 점의 아래줄의 5개 점($L_0(i+t)$ $(t=\overline{-2,\ 2})$)들의 분산

$\mathrm{Var\_1}<\mathrm{thr}, \mathrm{Var\_2}<\mathrm{thr}$ 이면 수평이거나 평탄블로크라고 보겠다.

$w_k,\ k=18$: $\mathrm{Var\_1}<\mathrm{thr},\ \mathrm{Var\_2}<\mathrm{thr}$ 일 사건 즉 보간하려는 점에서의 경계방향이 수평이거나 경계가 없는 평탄한 구역일 사건(여기서 $\mathrm{thr}=4$ 로 설정함)

$w_k,\ k=1\sim17$: $\mathrm{Var\_1}\geq\mathrm{thr}$ 이거나 $\mathrm{Var\_2}\geq\mathrm{thr}$ 이면서(즉 보간하려는 점에서의 경계방향이 수평이 아니거나 평탄한 구역이 아니면서) 웃줄의 17개 점들($U_0(i+t)$ $(t=\overline{-8,\ 8})$)중 k번째 점이 $X(i)$와 화소값이 제일 류사할 사건 다시말하여 17개 점들중 k번째 점이 보

간에 참가할 사건, A: 보간하려는 점의 2*3근방 $\begin{pmatrix} U_0(i-1) & U_0(i) & U_0(i+1) \\ L_0(i-1) & L_0(i) & L_0(i+1) \end{pmatrix}$ 과 웃줄의 17개 방향에서의 2*3블로크 $\begin{pmatrix} U_1(i-1+2^*k) & U_1(i+2^*k) & U_1(i+1+2^*k) \\ U_0(i-1+2^*k) & U_0(i+2^*k) & U_0(i+1+2^*k) \end{pmatrix}$ $(k=\overline{-8,\ 8})$ 들의 차(6차원벡토르)들 그리고 보간하려는 점의 2*3근방과 량옆의 적당한 4개 점의 2*3근방

$$\begin{pmatrix} U_0(i+t) & U_0(i+t+1) & U_0(i+t+2) \\ L_0(i+t) & L_0(i+t+1) & L_0(i+t+2) \end{pmatrix} \quad (t=-5,\ -3,\ 1,\ 3)$$

들의 차(6차원벡토르)들을 나란히 붙여만든 126(=21*6)차원관측벡토르라고 하자.

다음으로 HOG정보 B 를 보간하려는 점의 5*5근방의 25개 미지점 및 기지점의 그라디엔트에 대하여 향방히스토그람을 계산하여 얻는다. 그라디엔트의 향방각의 범위를 $[0,\ \pi)$ 로 하며 보간하려는 점의 5*5근방의 25개 점에 대하여 π 구간을 5등분하여 히스토그람을 계산한다.

매 미지점의 그라디엔트는 다음과 같이 계산한다.

x 축방향변위와 y 축방향변위를

$$\Delta x_1 = \frac{L_0(i+1)-U_0(i-1)}{2\sqrt{2}},\ \ \Delta y_1 = \frac{L_0(i-1)-U_0(i+1)}{2\sqrt{2}}$$

로 보고 그라디엔트의 크기와 향방각을

$$|\,\mathrm{grad}_1| = \sqrt{\Delta x_1{}^2 + \Delta y_1{}^2},\ \ \arg(\mathrm{grad}_1) = \arctan\left(\frac{\Delta y_1}{\Delta x_1}\right) + \frac{\pi}{4}$$

로 정한다. 또한 x 축방향변위와 y 축방향변위를

$$\Delta x_2 = \frac{U_0(i+1)-U_0(i-1)+L_0(i+1)-L_0(i-1)}{4},\ \ \Delta y_2 = \frac{L_0(i)-U_0(i)}{2}$$

로 보고 그라디엔트의 크기와 향방각을

$$|\,\mathrm{grad}_2| = \sqrt{\Delta x_2{}^2 + \Delta y_2{}^2},\ \ \arg(\mathrm{grad}_2) = \arctan\left(\frac{\Delta y_2}{\Delta x_2}\right)$$

로 정한다. 그다음 미지점의 그라디엔트는 2개의 그라디엔트중 절대값이 큰것으로 하며 그것의 향방각이 $[0,\ \pi)$ 구간에 놓이도록 한다.

매 기지점의 그라디엔트는 다음과 같이 계산한다.

x 축방향변위와 y 축방향변위를

$$\Delta x = \frac{U_0(i+1)-U_0(i-1)}{2},\ \ \Delta y = \frac{L_0(i)-U_1(i)}{4}$$

로 보고 그라디엔트의 크기와 향방각을

$$|\,\mathrm{grad}| = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2},\ \ \arg(\mathrm{grad}) = \arctan\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right)$$

로 정한다. 향방각은 $[0,\ \pi)$ 구간에 놓이도록 한다.

그다음 $X(i)$ 의 5*5근방의 25개 점의 그라디엔트에 대하여 그것의 히스토그람을 계산한다. 히스토그람은 $[0,\ \pi)$ 구간을 5등분한 매 부분구간(bin)에 향방각이 놓이는 그라디엔트의 크기를 루적하고 총합으로 나누어 계산한다. 얻어진 5차원그라디엔트히스토그람벡

토르를 B (HOG－5차원벡토르)라고 표시한다.

론문에서는 베이스방법을 리용하여 매 점에서의 경계방향을 추정한다. 따라서 경계방향을 찾는 문제는 최대우도추정문제 즉 $P(w_k \mid A \cap B)$ 가 최대인 k 를 결정하는 문제에 귀착된다.[1]

$$\tilde{k} = \arg\max_{1 \le k \le 18} P(w_k \mid A \cap B) \tag{1}$$

한편 베이스사후확률공식으로부터 다음식이 성립한다.

$$P(w_k \mid A \cap B) = \frac{P(w_k)P(A \cap B \mid w_k)}{P(A \cap B)} \quad (k = \overline{1,\ 18}) \tag{2}$$

여기서 $P(w_{18})$ 은 미지점근방이 평탄이거나 경계방향이 수평일 확률이고 $P(w_k)$ $(k = \overline{1,\ 17})$ 는 평탄이 아니거나 수평경계가 아닐 때 웃줄의 17개 점들중 k 번째 점이 미지점과 제일 가까울 확률이며 $P(A \cap B \mid w_k)$ 는 조건부확률함수 즉 18개 클라스들중 k 번째 클라스가 선택되였을 때 131(=21*6+5)차원관측벡토르 $A \cap B$ 가 얻어질 확률함수이다.

이로부터 $P(w_k \mid A \cap B)$ 의 최대우도추정문제는 최대사후확률추정문제로 귀착된다. 즉

$$\tilde{k} = \arg\max_{1 \le k \le 18} P(w_k)P(A \cap B \mid w_k) \tag{3}$$

이다. 웃식에 의하여 경계방향을 추정하자면 사전확률 $P(w_k)$ 와 조건부확률 $P(A \cap B \mid w_k)$ 를 계산하여야 한다. 아래에서는 이것들의 추정방법에 대하여 서술한다.[1]

기둥도표법으로 사전확률 $P(w_k)$ 를 추정한다.

$P(A \cap B \mid w_k)$ 도 기본적으로 선행연구[1]에서와 같이 추정한다. 먼저 126차원관측벡토르 A 를 주성분분석에 의하여 30차원으로 변환하고 그뒤에 5차원벡토르 B 를 덧붙여 만든 35차원벡토르에 대하여 $P(A \cap B \mid w_k)$ 를 다차원정규분포로 보고 파라메터추정한다. 주성분분석의 변환행렬 $Trans\_Mat$ (126∗30)을 계산한다. 다음으로 $Trans\_Mat$ (126∗30)에 의하여 126차원벡토르를 다음과 같이 변환하자.

$$A_1 = Trans\_Mat^{\mathrm{T}} \times A \tag{4}$$

30차원벡토르 A_1 의 뒤에 5차원벡토르 B 를 덧붙여 만든 35차원벡토르를 C 라고 하자. 이때 공분산행렬은 다음과 같이 계산한다.

$$\Sigma_k = E[(C-\mu)(C-\mu)^{\mathrm{T}}] \quad (k = \overline{1,\ 18}) \tag{5}$$

여기서 $\mu = E[C]$ 이다.

다음

$$P(A \cap B \mid w_k) = \frac{1}{(2\pi)^{35/2} \mid \Sigma_k \mid^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(C-\mu)^{\mathrm{T}} \Sigma_k^{-1}(C-\mu)\right) \quad (k = \overline{1,\ 18}) \tag{6}$$

에 따라 조건부확률함수 $P(A \cap B \mid w_k)$ 를 계산한다.

최대사후확률추정에 따라 보간하려는 점의 웃줄에서 선택된 방향을 k_0 이라고 하자.

우의 방법과 마찬가지로 아래줄에 대하여 최대사후확률을 추정하여 찾아진 아래방향을 k_1 이라고 하자. 이제 다음과 같이 방향에 따르는 보간을 진행한다.

$$X(i)=\begin{cases}\dfrac{U_0(i+k_0)+L_0(i+k_1)}{2}, & (k_0-9)+(k_1-9)=0\\ \dfrac{U_0(i)+L_0(i)}{2}, & \text{기타}\end{cases} \tag{7}$$

론문에서 제기한 방법의 효과성을 검증하기 위하여 6개의 실험화상(ㄱ－ㅂ)들에 대하여 론문에서 제기한 방법과 선행연구들에서 제기한 두가지 방법의 결과를 비교하였다.

세가지 방법의 성능을 PSNR에 의하여 다음의 표에서 보여준다.(표)

표. PSNR에 의한 세가지 방법의 성능비교

화상자료	DOI	선행연구[1]에서 제기한 방법	론문에서 제기한 방법
ㄱ	38.906 0	38.756 3	39.161 6
ㄴ	36.649 8	36.721 7	37.151 6
ㄷ	36.372 2	35.898 1	36.662
ㄹ	35.941 3	35.912 7	36.452 0
ㅁ	32.646 6	34.849 2	35.309 8
ㅂ	36.472 1	36.315 9	37.057 8
평균	36.164 7	36.409 0	36.965 8

표에서 보는바와 같이 여러가지 특성을 가진 화상들에 대하여 순차화를 진행할 때 론문에서 제기한 방법의 보간오차가 가장 작다.

참 고 문 헌

[1] **김일성**종합대학학보 수학 65, 1, 31, 주체108(2019).

[2] E. B. Bellers et a1.; Circ. Syst. and Sig. Proc., 27, 28, 7, 1996.

[3] Y. Biet a1.; Communic. Comp. Informat. Science Book Series(CCIS), 685, 12, 2016.

[4] T. Chen et a1.; Visual Communications and Image Processing, 4067, 1551, 2000.

[5] L. Zheng et a1.; Speech and Signal Processing, 13, 335, 1998.

주체108(2019)년 6월 10일 원고접수

Improved DOI Intra-Field Deinterlacing Method using Image Local Regional Features

Jo Tong Chol, Ri Chol Gyun

In this paper, we propose an approach to improve DOI intra-field deinterlacing method using Bayes estimation. It is showed that this method outperforms prior results through our experiments.

Key words: Bayes estimation, intra-field interpolation, deinterlacing