

뉴로-퍼지와 PIV를 이용한  
모세혈관 혈류속도 검출에 관한 연구

연세대학교 대학원  
의공학과  
차 동 익

뉴로-퍼지와 PIV를 이용한  
모세혈관 혈류속도 검출에 관한 연구

지도 윤 영 로 교수

이 논문을 박사 학위논문으로 제출함

2003년 12월 일

연세대학교 대학원

의공학과

차 동 익

## 차동익의 박사 학위논문을 인준함

심사위원 \_\_\_\_\_인

심사위원 \_\_\_\_\_인

심사위원 \_\_\_\_\_인

심사위원 \_\_\_\_\_인

심사위원 \_\_\_\_\_인

연세대학교 대학원

2003년 12월 일

## 감사의 글

직장생활을 하면서 그 분야에 최고가 되겠다는 생각으로 시작한 공부가 마음처럼 열심히 하지 못하고 마무리하게 되어 아쉬움이 많습니다.

본 논문이 결실을 맺기까지 무한한 애정과 격려로 조언을 아끼지 않으셨던 윤영로 교수님께 진심으로 감사를 드립니다.

항상 지상한 충고와 가르침으로 부족한 저를 인도해 주신 윤형로 교수님, 이윤선 교수님, 바쁜 신 가운데 세심한 검토와 지도로 논문을 심사해 주신 이경중 교수님, 신태민 교수님, 김동윤 교수님, 김영호 교수님, 조효성 교수님, 김법민 교수님, 김한성 교수님, 이철규 교수님, 안종수 선생님께도 깊은 감사를 드립니다. 바쁜신 가운데 본 논문이 결실을 맺도록 아낌없는 지원을 해주신 신촌세브란스 심혈관병원 정남식 교수님께 깊은 감사를 드립니다.

대학원 생활동안 힘든 일들을 내색하지 않고 끝까지 도와준 후배 성홍모, 장원석, 신재우, 장승진, 차민석, 이주성, 이정훈, 박세립, 홍규석 그리고 이우희, 최혜원, 김병윤, 김성운, 홍석균, 김원식 학형에게 고마움을 전합니다.

어려운 여건에서도 학업을 할 수 있도록 관심과 배려를 해주신 사장님과 사업부장님 이하 사업부원 여러분과 동고동락한 직장 선.후배님께도 감사를 드립니다.

늘 가까이에서 고민과 푸념들을 들어 주고 힘이 되어준 허물 없는 오랜 친구 길문중, 박승호, 지경태, 박승주, 안태홍, 김기두에게 고마움을 표합니다. 항상 함께 울고 웃으며 정을 나누는 지지모의 신동민, 박성현, 이문호, 김현익, 박재기 회원님과 기쁨을 함께 하고 싶습니다.

부족한 형을 믿고 따르며 이해 해 주고 힘이 되어준 착하고 반듯한 정감 있는 동생들과 채수씨, 언제나 따뜻한 가슴과 부드러운 손길로 감싸 안아 주시고 걱정해 주시는 멀리 호주에 계시는 부모님께 고마움을 전합니다. 불편하지 않도록 배려해 주시고 염려해 주신 장모님과, 변함없는 애정과 도움을 주신 형님과 처형, 처남, 동서, 체제계도 고마움을 표합니다.

16년을 함께 생활하면서 바쁜 맛벌이 가정의 공허를 헌신과 온정으로 큰 버팀목이 되어 주셨던 하늘나라에 계신 외할머님께 고개 숙여 감사 드립니다.

끝으로 한결 같은 마음으로 가정의 모든 문제를 차분하고 지혜롭게 처리하며 지치고 힘들 때 용기와 격려를 아끼지 않았던 사랑하는 아내와, 어느새 아빠보다 훌쩍 커 버린 듬직하고 생각이 깊은 아들, 아빠의 피로를 한꺼번에 확 풀어주는 귀엽고 예쁜 재롱둥이 딸과 함께 오늘의 영광을 함께 하고 싶습니다.

2003년 12월

차동의 올림

## 차 례

그림 차례 .....	iii
표 차례 .....	vii
국문 요약 .....	viii
제 1 장 서론 .....	1
제 2 장 모세혈관의 혈류속도와 말초혈액순환장애 .....	3
제 3 장 Particle image velocimetry(PIV) 방법 .....	8
3.1 PIV 방법의 종류 .....	8
3.1.1 단일 프레임 PIV .....	12
3.1.2 다중 프레임 PIV .....	12
3.1.3 자기상관 PIV .....	12
3.1.3 상호상관 PIV .....	13
3.2 모세혈관 영상에 대한 기존 PIV 방법의 문제점 .....	14
제 4 장 Dynamic evolving neural-fuzzy inference system .....	17
4.1 Evolving fuzzy neural network 모델 .....	19
4.2 Evolving clustering 모델 .....	21
4.3 ECM with constrained minimization 모델 .....	22
4.4 Dynamic evolving neural-fuzzy inference system 모델 .....	25
4.5 Mackay-Glass 시계열 신호에 대한 예측 .....	28
제 5 장 모세혈관 영상을 이용한 혈류속도 검출 .....	32
5.1 영상측정 시스템의 구성 .....	33
5.2 영상신호 전처리 과정 .....	35
5.2.1 농도 평탄화 과정 .....	35

5.2.2 랜덤잡음 제거 과정 .....	37
5.2.3 흔들림 보정 과정 .....	38
5.3 마이크로 눈금자에 의한 보정 .....	40
5.4 수동 측정법 .....	41
5.5 뉴로-퍼지와 프로파일 기반의 PIV 측정 방법 .....	43
5.5.1 프로파일 기반의 PIV 측정 방법 .....	44
5.5.2 속도검출의 가능 여부 판단을 위한 뉴로-퍼지 방법 .....	50
제 6 장 결과 및 고찰 .....	60
6.1 영상신호 전처리 과정 결과 .....	60
6.1.1 농도 평탄화 결과 .....	60
6.1.2 랜덤잡음 제거 결과 .....	62
6.1.3 흔들림 보정 결과 .....	63
6.2 뉴로-퍼지에 의한 검출 가능성 판단 및 속도검출 결과 .....	65
6.3 안정 상태에서의 실험결과 .....	73
6.4 커프 가압에 의한 실험결과 .....	75
제 7 장 결 론 .....	77
참 고 문 헌 .....	79
ABSTRACT .....	85

## 그 립 차 례

그림 2.1 혈관의 단면적과 혈류의 속력 .....	4
그림 2.2 혈액 내 적혈구의 부피 비에 따른 혈액의 점도의 변화 .....	5
그림 2.3 혈관에 따른 수축기 혈압의 변화 .....	6
그림 3.1 PIV 계측방법의 분류 .....	9
그림 3.2 PIV 방법의 구분 .....	10
그림 3.3 상호상관함수에 의한 PIV방법 .....	14
그림 3.4 기존의 PIV 방법에 의한 속도 계산 .....	15
그림 3.5 모세혈관 영상 및 부분확대 .....	16
그림 4.1 EFuNN의 구조 .....	20
그림 4.2 샘플 $x_1 \sim x_9$ 에 대해 ECM 기법을 이용하여 클러스터링하는 ...	23
과정	
(a) 샘플 $x_1$ 의 입력에 의해 새로운 클러스터가 형성	
(b) $x_2$ 가 $C_1^0$ 를 $C_1^1$ 으로 업데이트, $x_3$ 가 새로운 클러스터 $C_2^0$ 를 형성	
(c) $x_5$ 에 의해 클러스터 $C_1^1$ 를 $C_1^2$ 로 업데이트, $x_7$ 에 의해 클러스터 $C_2^0$ 를 $C_2^1$ 로 업데이트, $x_8$ 가 새로운 클러스터 $C_3^0$ 를 형성	
(d) $x_9$ 에 의해 클러스터 $C_1^2$ 를 $C_1^3$ 으로 업데이트	
그림 4.3 DENFIS 과정에 의해 형성된 두 개의 퍼지 규칙 그룹 .....	27
(a) 입력 벡터 $\mathbf{x}_1$ 에 대한 추론 (b) 입력 벡터 $\mathbf{x}_2$ 에 대한 추론	
그림 4.4 Mackay-Glass 시계열 신호 .....	28

그림 4.5 Mackay-Glass 시계열 신호에 대한 DENFIS 추론 결과 ...	30
그림 4.6 Mackay-Glass 시계열 신호에 대한 입력 공간에서의 클러스터링과 각 중심들의 분포	30
그림 4.7 Mackay-Glass의 테스트 데이터를 입력하여 검증한 결과 ...	31
그림 5.1 모세혈관 혈류속도 측정 방법의 전체 흐름도	33
그림 5.2 모세혈관 촬영 시스템의 구성	34
그림 5.3 농도 평탄화 과정	36
(a) 농도 히스토그램의 확장 (b) 농도 변환 곡선	
그림 5.4 메디안 필터를 이용한 랜덤잡음 제거	37
그림 5.5 연속된 프레임 영상의 흔들림 보정을 위한 상호상관분석	39
그림 5.6 보정을 위한 마이크로 눈금자	41
그림 5.7 수동 측정법	42
(a) 프레임1에서의 마킹 및 확대 (b) 프레임2에서의 마킹 및 확대	
그림 5.8 영상으로부터의 프로파일 획득	44
(a) 샘플 영상 (b) 샘플 영상의 지시된 라인으로부터 추출된 프로파일	
그림 5.9 샘플 영상에 의한 프로파일 분석	46
(a) 프레임1 샘플 (b) 프레임1영상의 프로파일	
(c) 프레임2 샘플 (d) 프레임2영상의 프로파일	
그림 5.10 샘플 영상의 프로파일에 대한 상호상관분석 결과	47
그림 5.11 모세혈관의 프로파일 분석의 예	48
(a) 프레임1 영상에 대한 프로파일 선택	
(b) 프레임1 영상의 선택된 라인의 프로파일	
(c) 프레임5 영상에 대한 프로파일 선택	



(d) 프레임5 영상의 선택된 라인의 프로파일	
그림 5.12 모세혈관 영상의 프레임1과 프레임2의 프로파일에 대한 상호상관값 ...	49
그림 5.13 속도검출이 가능한 혈액의 흐름영상과 프로파일 .....	51
(a) 프레임1 영상 (b) 프레임1에 대한 프로파일	
(c) 프레임2 영상 (d) 프레임2에 대한 프로파일	
(e) 프레임3 영상 (f) 프레임3에 대한 프로파일	
그림 5.14 속도검출이 불가능한 혈액의 흐름영상과 프로파일 .....	52
(a) 프레임1 영상 (b) 프레임1에 대한 프로파일	
(c) 프레임2 영상 (d) 프레임2에 대한 프로파일	
(e) 프레임3 영상 (f) 프레임3에 대한 프로파일	
그림 5.15 프로파일의 입력 및 출력 혼련 데이터 .....	55
(a) 속도 검출이 가능한 영상의 프로파일	
(b) 속도 검출이 불가능한 영상의 프로파일	
그림 5.16 속도 검출이 가능한 영상의 프로파일에 대한 추론 .....	58
(a) 추론 결과 및 오차 (b) 입출력 공간에 형성된	
클러스터의 분포	
그림 5.17 속도 검출이 불가능한 영상의 프로파일에 대한 추론 .....	59
(a) 추론 결과 및 오차 (b) 입출력 공간에 형성된	
클러스터의 분포	
그림 6.1 모세혈관 영상에 대한 농도 평탄화 결과 .....	61
(a) 평탄화 전의 영상 (b) 평탄화 전의 히스토그램 분포	
(c) 평탄화 후의 영상 (d) 평탄화 후의 히스토그램 분포	
그림 6.2 메디안 필터에 의한 랜덤잡음 제거 .....	62
(a) 원영상 (b) 랜덤잡음 제거 후	

그림 6.3 흔들림 보정 결과 .....	64
(a) 흔들림이 발생한 프레임들의 겹침영상	
(b) 프레임 진행에 대한 흔들림 좌표 변화	
(c) 흔들림 보정후의 프레임 겹침영상	
(d) 프레임 진행에 대한 흔들림 보정후의 좌표 변화	
그림 6.4 속도검출을 위한 관심영역의 선택 .....	67
그림 6.5 영역A에 대한 검출 가능성 판정 .....	68
(a) 입력 및 출력 프로파일 (b) DENFIS 추론 결과	
그림 6.6 영역B에 대한 검출 가능성 판정 .....	69
(a) 입력 및 출력 프로파일 (b) DENFIS 추론 결과	
그림 6.7 영역C에 대한 검출 가능성 판정 .....	70
(a) 입력 및 출력 프로파일 (b) DENFIS 추론 결과	
그림 6.8 영역 A 및 영역 B에 대한 상호상관 결과 .....	71
(a) 영역 A에 대한 상호상관값 (b) 영역 B에 대한 상호상관값	
그림 6.9 안정 상태에서의 혈류속도 측정 .....	74
그림 6.10 커프 가압 및 감압 상태에서의 혈류속도 측정 .....	76

## 표 차례

표 5.1 두 프레임 간의 상호상관계수의 비교 .....	53
표 5.2 DENFIS 시스템에 대한 파라미터 설정 .....	54
표 5.3 검출이 가능한 경우 훈련 데이터의 추론 결과 .....	56
표 5.4 검출이 불가능한 경우 훈련 데이터의 추론 결과 .....	57
표 6.1 속도 검출 가능성 여부의 판단을 위한 NDEI 한계값 .....	66
설정실험 결과	
표 6.2 안정 상태에서의 실험결과 .....	73
표 6.3 커프가압에 의한 실험결과 .....	75

## 국 문 요 약

### 뉴로-퍼지와 PIV를 이용한 모세혈관 혈류속도 검출에 관한 연구

모세혈관은 인체의 각 조직에서 영양분과 노폐물을 서로 교환하는 역할을 하므로 모세혈관의 혈류 속도는 조직의 항상성 유지 상태를 판단할수 있는 중요한 지표이다.

모세혈관의 혈류속도를 측정하기 위한 기존의 방법은 유량의 입자 패턴을 추적하도록 되어있었기 때문에 비정형질 형태의 혈류 영상에 적용하기에는 한계가 있었으며 측정자의 경험에 의해 속도 측정이 가능한 프레임 구간을 선택해야 하는 단점이 있었다.

본 논문에서는 뉴로-퍼지와 PIV 기법을 이용하여 모세혈관 영상으로부터 혈류속도의 검출 및 검출유무판단을 할 수 있는 새로운 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 획득된 혈류영상에 PIV 기법을 적용하여 기존의 입자패턴 기반의 속도검출방식이 아닌 혈류 프로파일 기반의 상호상관분석을 이용하여 혈류속도를 검출하였다. 또한 뉴로-퍼지기법을 적용함으로써 기존의 수동방식에 의한 혈류속도 측정시 측정자가 속도검출 가능성을 판정하였던 불편함을 없애고 전체적인 측정을 자동화하였다.

제안된 기법을 적용하기 위해 획득된 모세혈관 영상은 500 배로 확대된후 320x240 의 해상도와 초당 30 프레임의 속도로 저장이 된다. 획득된 영상신호는 농도를 균일하게 분포시키는 농도 평탄화 과정과 유입된 랜덤잡음을 제거하기 위한 메디안 필터를 적용하여 전처리하였다. 또한 고배율 촬영으로 인해 발생하는 영상의 흔들림 현상은 프레임 전체에 대한 상호상관분석을 이용하여 보정하였고, 입력된 영상에서의 실제 변위값 보정을 위해 마이크로 눈금

자를 촬영하여 최종적으로 혈류속도를 측정하였다.

전처리 된 영상으로부터 PIV 방법을 적용하여 선택된 영역의 프로파일을 각 프레임마다 추출하였고 상호상관분석에 의해 속도를 구하기 전에 해당 영역에서 속도 검출이 가능한지의 여부를 뉴로-퍼지 기법중의 하나인 DENFIS를 이용하여 판단하였다. DENFIS 추론 시스템에 이전 두 프레임의 프로파일과 다음 프레임의 프로파일을 각각 입력과 출력으로 설정 하고 이전 두 프레임의 프로파일로 다음 프레임의 프로파일을 얼마나 정확히 예측할 수 있는지를 나타내는 NDEI 값을 이용하여 속도 검출 가능여부를 판단하였다.

측정값에 대한 신뢰성 평가를 위해 안정상태 및 커프 가압하여 얻은 실험 결과를 기존에 사용되던 수동 측정법과 비교하였으며, 상기의 과정을 통하여 구해진 결과를 통하여 얻은 결론은 다음과 같다.

- (1) 모세혈관 영상을 상호상관분석을 통하여 흔들림을 보정함으로써 보정 전의 약 30% 수준으로 흔들림을 줄일 수 있었다.
- (2) 뉴로-퍼지를 이용하여 프로파일 패턴의 예측 가능성을 판단함으로써 상호상관계수를 비교하는 것으로는 판단하기 어려운 경우에도 동일한 패턴 진행의 여부를 판단할 수 있었다.
- (3) DENFIS의 추론 결과로 발생된 NDEI 값을 이용하여 패턴의 예측가능성을 판단할 수 있었다.
- (4) 프로파일에 대한 상호상관분석법에 의해 모세혈관 내부를 흐르는 혈액의 속도를 검출할 수 있었으며 안정 상태와 커프실험 결과 수동 측정법과 비교하여 각각 12.9%, 10.7%의 검출 오차를 나타냈다.

---

핵심되는 말: 모세혈관, 혈류속도, PIV, 상호상관법, 프로파일, 뉴로-퍼지, DENFIS

## 제 1 장 서 론

모세혈관은 인체의 각 조직에서 영양분과 노폐물을 서로 교환하는 역할을 한다[1]. 이러한 작용은 모세혈관은 조직 내 체액에 대한 항상성 조절에 있어서 매우 중요한 역할을 한다[2][3]. 혈관의 단면적, 혈액의 점도 및 혈관내의 압력에 따라서 모세혈관내의 혈류 속도는 결정이 되며 모세혈관의 혈류 속도를 측정함을 통해 조직 내 항상성의 유지 상태를 판단하기 위한 지표로 활용될 수 있다.

일반적으로 모세혈관은 고리를 이루고 있는데 신체의 일부 부분에서는 피부 표면과 수직을 이루고 있다. 인체에서 입술, 젓꼭지, 피부 쪽 손톱끝 부분과 같은 부위에서만 모세혈관 고리가 피부 표면과 수직을 이루고 있는데 이 때문에 표피와 가까이 위치하고 있으므로 비교적 관찰이 쉽다. 이러한 성질을 이용하여 비관혈적인 방법으로 모세혈관의 혈류를 측정하는 몇몇 방법들이 제시되어 있는데 frame-to-frame 방법, photometric correlation 방법, 레이저 도플러방법 등이 있으며 이와 같이 모세혈관의 혈류 속도 측정하는 것을 capillary blood-cell velocimetry (CBV)라고 한다[4]-[10].

Frame-to-frame 방법은 촬영된 영상을 여러 프레임에 걸쳐 관찰하면서 혈액의 흐름이 육안으로 확인될 수 있는 부분들에 대해 별도의 마킹을 하여 모니터 상에 나타나는 거리를 이용하여 속도를 계산하는 수동 측

정법이다[11].

레이저 도플러 방법은 레이저를 피부에 방사시켜서 반사되는 광원 입자의 신호 주파수를 분석하여 주파수의 피크를 추적함으로써 속도를 계산하는 방법으로 피부에 수직면으로 측정하지 않아도 된다는 장점이 있으나 광학적 계통의 시스템 구현이 복잡하고 비용이 많이 드는 단점이 있다[11].

Photometric correlation 방법은 일정한 사이즈의 윈도우에 대해 상호상관법을 이용하여 속도를 구하는 방식이다. 이 방법은 입자 흐름의 추적을 위한 particle image velocimetry(PIV) 방법으로 가장 보편적이고 손쉽게 적용할 수 있으나 흔들림에 대한 대책이 없으므로 측정 시 흔들림이 발생하지 않아야 하며, 가장 어려운 것은 윈도우 크기를 경험적으로 설정해야 하므로 많은 실험을 통하여 숙련되어야 한다는 것이다. 이것은 윈도우 크기에 따라서 선택한 영역의 혈액 흐름이 관찰될 수도 있고 그렇지 않을 수도 있기 때문이다. 녹화된 영상의 프레임들을 일일이 관찰하면서 혈액의 흐름이 뚜렷하게 관찰되는 부분이 어느 부분인지를 측정자가 판단을 해야만 하므로 측정 시간이 오래 걸리는 단점이 있다[12]-[15].

본 논문에서는 영상의 흔들림을 보정하고 뉴로-퍼지를 이용하여 측정자가 일일이 영상 프레임을 관찰하지 않아도 속도 검출의 유무를 자동으로 판단한 후 혈관 영역의 프로파일을 기반으로 속도를 측정하는 기법을 제안하고자 한다.

## 제 2 장 모세혈관의 혈류속도와 말초혈액순환장애

모세혈관(blood capillaries)은 굵기가 8~10  $\mu\text{m}$  가량의 실핏줄로서 조직과의 사이에 물질 교환을 하는 곳이며 혈관을 모두 말초까지 이끌어가는 통로 구실을 한다. 모세혈관은 벽이 매우 얇으며 바닥막(basal lamina)에 의하여 싸인 단층의 내피세포만으로 되어 있어 물질이 혈관 벽을 통하여 쉽게 이동할 수 있다. 모세혈관은 말초에서 갈림과 합쳐짐이 심하게 이루어져 일종의 가는 실핏줄의 그물을 이루고 있어 이것을 모세혈관그물(capillary bed)이라고 부른다. 혈관은 끝으로 가면서 점차 굵기가 가늘어지고 한편으로는 많은 가지로 나누어지기 때문에 약 3 cm 정도의 굵기를 가진 대동맥은 심장을 떠나 세동맥에 이르는 동안 그 굵기가 약 20~40  $\mu\text{m}$ 로 줄고 모세혈관에 이르면 약 4~15  $\mu\text{m}$  가량 된다. 이와 같이 미세한 모세혈관의 혈류속도는 큰 동맥에서 대략 25 cm/sec 이던 것이 모세혈관에서는 0.2~10mm/sec 정도로 떨어지게 되는데 이것은 혈관의 단면적, 혈액의 점도 및 혈관내의 압력과 밀접한 관계가 있다[16].

우선 혈관의 단면적과 모세혈관의 혈류속도의 관계를 보면 다음과 같다. 심장을 나온 체순환의 혈액은 대동맥(aorta)을 거쳐 모세혈관으로 나뉘고, 다시 정맥을 거쳐 심장으로 되돌아온다. 모세혈관은 지름이 약 20  $\mu\text{m}$ 로 매우 작으나 많은 수가 있기 때문에 그 단면적을 모두 합치면 거의 0.3 m 지름 관에 해당한다. 따라서 그림 2.1 과 같이 혈관을 흐르는 혈액의 속



력은 연속 방정식에 따라 대동맥에서 30 cm/sec 로 가장 빠르고, 모세혈관에서 가장 느리다[17].

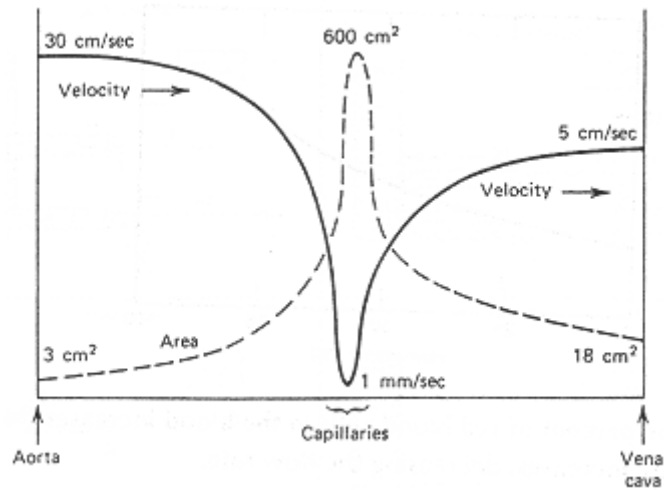


그림 2.1 혈관의 단면적과 혈류의 속력

또한 모세혈관 내의 혈류속도는 혈액의 점도와도 관계가 있는데, 혈액의 점도는 적혈구의 양에 따라서 달라진다. 일반적으로는 그림 2.2 와 같이 혈액 내에 적혈구의 양이 증가하면 점도가 높아지고 상대적으로 혈류 속도는 떨어지게 된다. 혈액의 점도는 온도에 따라서도 달라지게 되는데 혈액의 온도가 37℃ 에서 0℃ 로 내려가면 점도는 2.5 배로 증가한다. 흡연을 하는 경우 담배 연기로부터 다량의 일산화탄소가 흡입되고, 일산화탄소는 적혈구의 산소 운반 능력을 떨어뜨리기 때문에, 이를 보충하려고 몸에서 적혈구가 더 생산된다. 따라서 흡연가의 혈액은 점도가 높아져서, 특히 추

운 날 심장 순환계에 뇌졸중이나 심장마비와 같은 질환을 일으킬 수 있다.

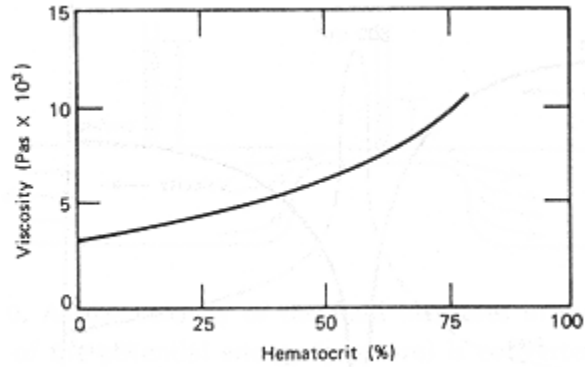


그림 2.2 혈액 내 적혈구의 부피 비에 따른 혈액의 점도의 변화

모세혈관의 혈류속도에 영향을 미치는 또 다른 것으로 혈관 내 압력을 들 수 있는데 그림 2.3 과 같이 좌심실(left ventricle)에서 만들어진 혈압은 대동맥(aorta), 동맥(arteries), 세동맥(arterioles)을 거치면서 혈류를 이루기 위해 줄어들고, 모세혈관에 25 mmHg 정도로 공급된다. 혈류의 양이 관의 반지름의 4 제곱에 비례하는 포아즈이유(Poiseuille)의 법칙에 따라서 대부분의 혈압 차는 세동맥과 모세혈관에서 생긴다. 정맥의 혈압은 아주 낮으며, 체순환에 비해서 우심실이나 폐순환의 혈관들은 낮은 압력을 보인다.

이와 같이 모세혈관은 여러 가지 생리적인 변수들이 작용하고 혈관의 모양이나 분포가 일정하지 않기 때문에 시간이나 환경에 따라서 혈류의 속도가 변하게 된다. 임상적으로는 손가락이나 발가락과 같은 말초부위에서

모세혈관의 혈류속도에 대한 반응이 나타나게 되며, 특히 혈액의 흐름이 원활하지 못한 경우에는 말초혈액순환 장애가 발생하여 각종 질환의 진단 지표로 사용된다.

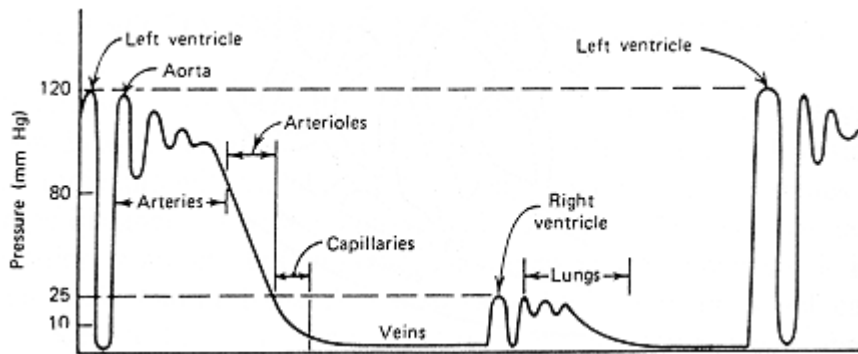


그림 1.3 혈관에 따른 수축기 혈압의 변화

말초혈액순환 장애에서 나타나는 손 저림의 특징은 손 저림보다는 손가락의 통증이 더 흔하고 손가락 끝이 차며 찬물에 손을 넣으면 손가락 끝이 희게 변한다는 것이다. 또는 손의 땀 분비에 변화가 나타나거나 팔목부위의 맥박이 약해진다. 염증이나 대사성 독성 물질 또는 외인성 감염이나 중독에 의하여 말초신경이 손상되며 원인에 따라 급성, 아급성, 만성으로 나눈다. 또한 당뇨병성 말초 신경염은 최근 당뇨의 급증으로 인하여 가장 흔히 볼 수 있는 신경염으로 체내 당분의 신경내 축적, 당뇨로 인한 모세혈관의 동맥경화로 인한 혈액 순환 장애로 증상이 발생할 수 있고 손발에 주로 나타나며 눈의 안구운동 신경, 심혈관, 방광, 위장의 자율신경에도 혈액 순환

장애가 나타난다. 동맥경화란 동맥벽에 지방이 축적되고 여기에 칼슘이 침착, 혈관내벽이 좁아져 혈액순환 장애를 초래하는 일종의 노화 현상으로 동맥의 중막에 콜레스테롤이 침착되어 점차 석회화 됨으로써 동맥벽이 비후되고 경화되는 비가역적 변성을 일으켜 혈관내강이 좁아져 혈액공급이 결여된 질환으로 그 자체로의 병은 없지만 고혈압, 뇌출혈, 뇌색전, 말초혈액 순환장애, 심장질환, 관상동맥경화로 인한 심장마비 등의 2 차적인 질병이 올 수 있다. 따라서 말초혈관계인 모세혈관내의 혈류속도를 측정함으로써 순환 및 혈관계통의 질환에 대한 진단 지표 및 치료 진행상태의 진단에 중요한 임상적 정보를 얻을 수 있으며 본 연구에서는 모세혈관의 영상을 통해 혈류속도를 측정하고자 한다.

## 제 3 장 Particle image velocimetry(PIV) 방법

Particle image velocimetry(PIV)는 나일론입자, hydrogen bubble, smoke 등과 같이 유동장의 비중과 거의 동일한 입자들을 유동장에 투입하여 이들의 운동을 가시화 기술 및 디지털 영상처리기술을 이용하여 해석함으로써 속도 성분을 얻어내는 방법이다. 모세혈관을 흐르는 혈액 및 적혈구의 흐름도 일종의 입자로 간주할 수 있으므로 본 연구에서는 획득된 영상에 대해 모세혈관의 특성을 고려한 PIV 방법을 제안하여 혈류 속도를 검출하고자 한다.

### 3.1 PIV 방법의 종류

일반적으로 PIV 속도장 측정시스템은 레이저광, 영상기록장치, 동기장치 그리고 분석장치로 이루어 진다. 이러한 PIV 계측기법은 입자영상의 기록 방식과 분석방식에 따라 그림 3.1 과 같이 분류된다. 입자영상을 취득하는 기록매체에 따라 photographic film 카메라와 CCD 카메라 방식으로 분류되고, 하나의 프레임에 기록되는 입자영상의 노출 횟수에 따라 다중노출 및 단일노출방식으로 분류되며, 속도벡터를 추출하는 방식에 따라 자기상관법(auto-correlation)과 상호상관법(cross-correlation) 으로 나누어진다 [18].

초기에는 고해상도를 얻을 수 있다는 장점 때문에 영상기록장치로서

photographic film 이 선호되었으나, 영상매체의 발달로 디지털 CCD 카메라를 사용하는 디지털 PIV 시스템이 점차 많이 쓰이고 있다.

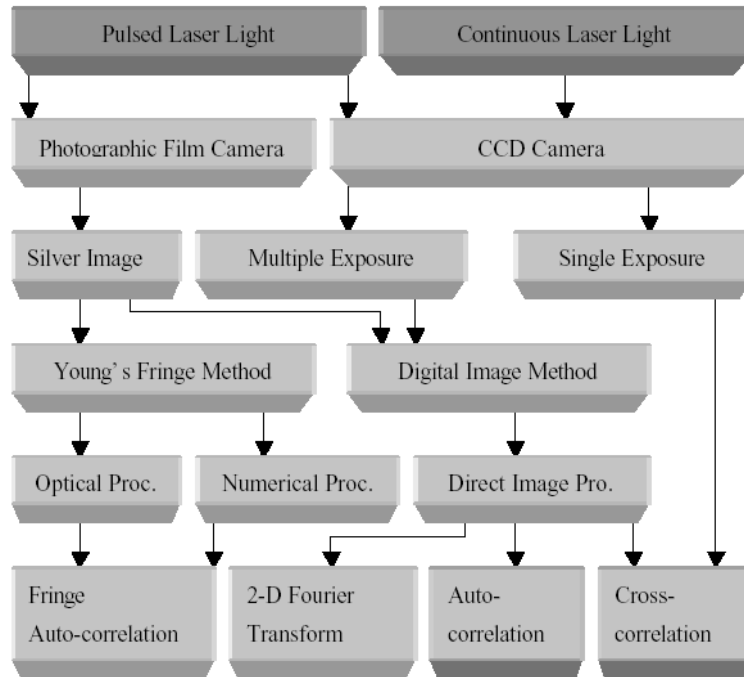


그림 3.1 PIV 계측방법의 분류

유동입자들의 변위정보를 담고 있는 입자영상을 이용한 PIV 속도장 측정기법은 정성적인 순간 유동정보뿐만 아니라 우수한 공간분해능을 갖는 정량적인 속도장 정보를 제공하고 있다. 화상처리를 이용한 속도장 측정기법의 기본원리는 일정한 시간간격동안 유동과 함께 움직인 미세한 추적입자들의 변위정보를 CCD 카메라와 같은 영상입력장치를 이용하여 화상데이

터로 저장한 후, 디지털 화상처리기법을 이용하여 입자변위를 계측하고 이를 시간간격으로 나누어줌으로써 속도벡터를 추출한다. 유동화상으로부터 정량적인 속도장을 구하는 측정기법은 입자변위를 구하는 방법에 따라 particle streak velocimetry(PSV), particle image velocimetry(PIV), particle tracking velocimetry(PTV) 등으로 나누어진다[19].

PSV 는 카메라의 노출시간을 길게 함으로써 형성된 유맥선(streak)을 노출시간으로 나누어줌으로써 속도를 구하는 방법으로 입자수가 많거나 복잡한 유동에는 적용할 수 없다. PIV 기법은 유동화상의 미소 조사구간 내 산란입자 영상들의 상관계수를 계산함으로써 조사구간을 대표하는 평균속도를 구한다. 반면에 PTV 는 연속적으로 획득된 여러 장의 입자화상으로부터 각각의 입자위치를 추출한 후, 그 입자 하나하나를 추적함으로써 입자의 변위를 결정한다. PTV 방식은 PIV 기법의 조사구간 내 평균속도가 아닌 각 입자위치에서의 Lagrangian 속도벡터를 제공하며 속도 방향에 대한 모호성이 적다는 장점이 있다.

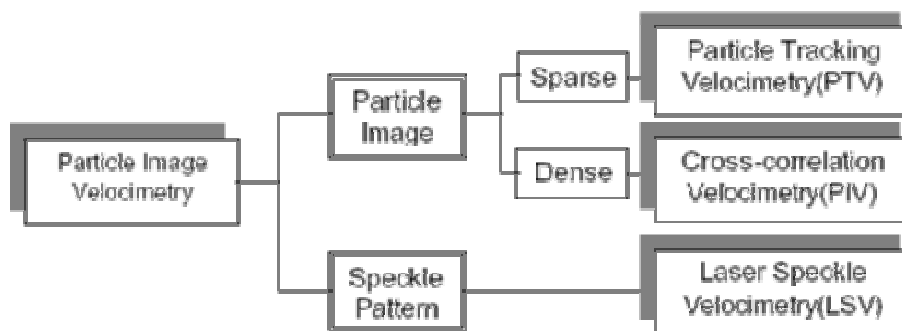


그림 3.2 PIV 방법의 구분

그림 3.2 는 유동 추적입자의 입자밀도에 따라 PIV 속도장 측정기법을 분류한 것이다. 입자의 공간밀도는 laser speckle velocimetry(LSV)가 가장 높고, 다음이 PIV 이고, PTV 는 각 입자의 화상이 분별 가능할 정도의 낮은 입자밀도의 유동에 유용하다. LSV 는 PIV 범주에 포함되기도 하지만, 화상의 성질, 기록방법과 처리과정이 PIV 와는 약간 차이가 난다. LSV 방법은 입자 각각을 식별할 수 없을 정도로 높은 입자밀도의 경우에 사용하며 이러한 고밀도 입자영상을 사진필름 등에 기록한 후 optical process 에 의해 간섭무늬를 생성시키고 이것을 화상처리 하여 속도분포를 산출하게 된다. 반면에 영상 입자영상이 형성되는 경우의 속도장 측정기법은 PIV 와 PTV 로 구분하며, PIV 방식을 고밀도 PIV 라 하고, PVT 방식을 저밀도 PIV 라고도 한다. 같은 맥락에서 이와 같은 유동입자의 화상처리를 이용한 속도장 측정기법 모두를 넓은 의미의 PIV 라 부르기도 한다[20]-[22].

PIV 기법은 입자밀도가 매우 큰 경우에 적용되며 조사구간의 평균속도를 추출함으로써 제한된 공간분해능을 지닌다. 고밀도 PIV 에는 자기상관(auto-correlation) 방식과 상호상관(cross-correlation)방식이 대표적인 영화상 해석기법으로 사용되고 있다. 자기상관 PIV 방식은 하나의 프레임에 입자영상을 다중 노출시키는 방식으로 속도벡터 산출 시 방향 모호성 문제가 발생하는 단점으로 인해 주로 상호상관방식이 사용되고 있다.

PIV 방식은 영상획득 방법에 따라 단일 프레임 PIV 와 다중 프레임 PIV 로 나누어지며, 속도벡터 추출방법에 따라 자기상관방식과 상호상관방



식으로 구분 할 수 있다.

### 3.1.1 단일 프레임 PIV

한 장의 프레임에 입자영상을 다중 노출 시켜 입자 쌍을 취득하고, 취득한 입자영상으로부터 상관함수를 계산하여 유동속도벡터를 분석하는 방식이다. 상관함수는 직접계산이나 FFT 변환을 사용하여 계산하며, 계산된 자기상관(auto-correlation) 함수는 중심에 대해 대칭인 두개의 상관 값을 가지므로 유동방향의 모호성이 발생한다. 따라서 이러한 유동방향의 모호성 문제를 제거하기 위한 추가적인 노력이 필요하다.

### 3.1.2 다중 프레임 PIV

개개의 입자영상을 각기 다른 프레임에 취득하고, 일정한 시간간격으로 취득한 2 개의 입자영상에 대해 상호상관함수(cross-correlation function)를 계산하여 속도벡터를 구하는 방법이다. 상관함수는 자기상관값과 다른 하나의 상관 값을 나타내므로 유동방향의 모호성 문제는 발생하지 않는다. 그러나, 고속유동의 경우, 매우 짧은 시간간격 동안 2 개의 입자영상을 서로 다른 프레임에 기록하여야 하는 어려움이 따른다.

### 3.1.3 자기상관 PIV

하나의 프레임에 기록되어 있는 입자 쌍의 변위를 분석하는 방법으로, 같은 위치에 미소조사구간을 설정하여 푸리에 변환(Fourier transform)과

역푸리에 변환(inverse Fourier transform)과정을 거쳐 자기상관함수 값을 구하여 속도벡터를 추출한다. 이 과정에서 자기상관 값이 대칭적으로 나타나므로 유동방향의 모호성이 발생한다. 이러한 방향모호성 문제를 해결하는 방법에는 여러 가지가 있으며, 두 번째 입자영상을 일정거리만큼 이동시키는 image shift 기법이 주로 이용되고 있다. 자기상관함수  $R(s)$ 는 다음과 같은 5 개 성분으로 이루어져 있다[23].

$$R(s) = RC(s) + RF(s) + RD_+(s) + RD_-(s) + RP(s) \quad (3.1)$$

여기서  $RC(s)$ 는 평균 영상강도(image intensity)에 의해 계산되는 상관 값이며,  $RF(s)$ 는 입자쌍을 이루지 못한 경우에 발생하는 fluctuating noise 성분을 나타낸다. 그리고,  $RD_+(s)$  와  $RD_-(s)$ 는 양(+ )방향과 음(-)방향의 최대상관 값이며,  $RP(s)$ 는 최대 자기상관 값이다.

### 3.1.4 상호상관 PIV

상호상관(cross-correlation) PIV 는 연속된 두 프레임의 입자영상 또는 동일한 입자영상에서 위치가 다른 미소 조사구간을 설정하여 상호상관 함수를 구하는 방법으로 PIV 속도장 측정에서 현재 가장 많이 사용되고 있다. 상호상관함수에 의해 속도를 추출하는 개략도를 그림 3.3 에 나타내었다. 상호상관함수  $G(s)$ 는 배경과 변동성분에 의한 상관값  $GC(s)$ ,  $GF(s)$

와 양방향의 최대상관값  $GD_+(s)$ 으로 이루어진다.

$$G(s) = GC(s) + GF(s) + GD_+(s) \quad (3.2)$$

상호상관방식의 PIV 에서는 유동방향의 모호성이 없으며 잡음에 강한 특성을 갖고 있어 상대적으로 낮은 강도의 입자영상으로부터도 속도를 취득할 수 있다[24].

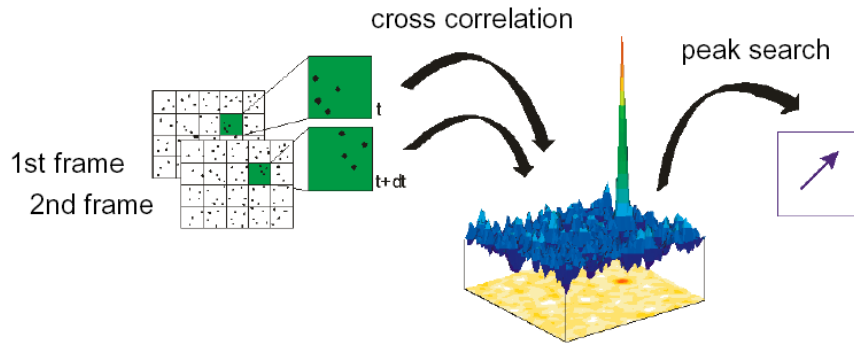


그림 3.3 상호상관함수에 의한 PIV 방법

### 3.2 모세혈관 영상에 대한 기존 PIV 방법의 문제점

일반적인 PIV 방법은 영상의 입자 형태가 분명하고 프레임의 진행에 따른 패턴의 이동 형태가 분명할수록 속도 검출에 유리하다. 그러나 모세혈관 영상의 경우 기존의 PIV 방법을 그대로 적용하기에는 몇 가지 문제점들이 있다.

우선 측정부위가 피험자의 손가락이고 수백배로 확대된 영상이기 때문

에 호흡과 같은 미세한 움직임에도 영상의 흔들림이 발생한다. 이 경우 영상의 흔들림은 패턴 전체의 랜덤한 이동을 유발하므로 패턴의 흐름을 정확히 추적하기가 어렵다. 또한 기존의 PIV 방법의 경우 그림 3.4 와 같이 모세혈관 내부를 흐르는 적혈구 입자들의 유동을 추적해야 하는데 이 경우 첫 번째 프레임과 다음 프레임의 상호상관도를 이용하여 거리-속도벡터를 구하고 이를 이용하여 혈류의 속도를 추출해낸다.

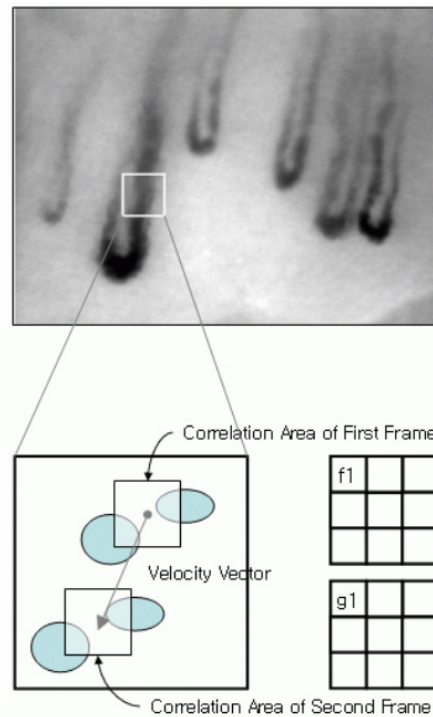


그림 3.4 기존의 PIV 방법에 의한 속도 계산

2 차원 상호상관법을 적용하기 위하여 전 프레임의 상관영역 매트릭스

값과 다음 프레임의 상관영역 매트릭스 값을 비교 하고 상관도가 가장 높게 나타난 위치와의 이동거리를 계산하게 된다. 그러나 모세혈관 내부로 적혈구뿐만 아니라 여러 가지 혈액성분이 함께 흐르기 때문에 정확히 입자의 형태를 검출하여 추적하기가 어렵다. 그림 3.5 는 두 프레임의 모세혈관 영상과 검출영역의 확대영상을 나타낸다. 확대된 부분의 영상을 보면 뚜렷한 입자형태가 아니라 비정형질 형태를 나타내고 있기 때문에 동일 입자를 추적하는 기존의 PIV 방법으로는 한계가 있다.

따라서 본 논문에서는 검출 영역에서 일직선상으로 형성된 프로파일 라인을 추출하여 두 프레임간의 프로파일을 상호상관분석 하여 속도를 검출하는 방식을 제안하고자 한다.

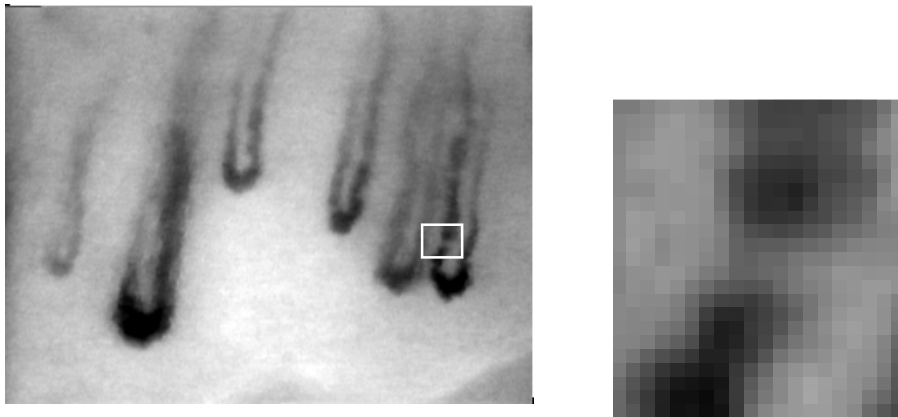


그림 3.5 모세혈관 영상 및 부분확대

## 제 4 장 Dynamic evolving neural-fuzzy inference system(DENFIS) 모델

지금까지 많은 연구자들에 의해 신경망과 퍼지 이론이 접목된 다양한 뉴로-퍼지 알고리즘들이 소개되었다. 본 논문에서 비정형질 형태의 모세혈관 내 혈류 영상의 패턴 분석을 위해 사용한 dynamic evolving neural-fuzzy inference system (DENFIS) 알고리즘 역시 뉴로-퍼지 알고리즘 중의 하나로서 최근에 소개된 새로운 뉴로-퍼지 기법이다[25]. 최근에 소개되고 있는 뉴로-퍼지 기법들은 추론의 정확도에 있어서 비슷한 성능을 나타내고 있기 때문에 이보다는 연산 속도의 향상과 같은 실제적인 적용성에 초점이 맞추어지고 있는 추세이다. DENFIS 의 경우도 기존의 뉴로-퍼지 기법의 단점이었던 느린 연산속도를 향상시켜 실시간 처리에 적용할 수 있는 on-line 알고리즘으로써의 장점을 갖고 있다.

뉴로-퍼지 기법은 이른바 지능화 시스템(intelligent system, IS)이라 불리는 범주에 속하며 IS 는 아래 열거한 일곱 가지의 주요 요구 조건을 충족시켜야 한다[26].

- ① 빠른 학습
- ② 온라인 상태에서의 증가적 적응 학습
- ③ 개방적 구조 조직화

- ④ 정보에 대한 메모리화
- ⑤ 능동적인 상호작용
- ⑥ 지식의 획득과 자발적 개량
- ⑦ 시공간적 학습

이러한 요구 조건들 중에서 학습은 필수적 단계이므로 온라인 학습은 IS 의 중요한 구성 요소가 되며 특히 온라인 학습은 시스템이 운영되고 있는 실시간 중에 데이터를 학습하는 것으로 실제 시스템에 적용하기 위한 결정적 성능 변수로써 작용한다. 과거에 소개되었던 신경망 모델로써 back propagation(BP), radial basis function(RBF)와 self-organizing maps (SOMs)와 같은 기법으로 훈련되는 multilayer perceptrons (MLPs)은 적용 특성이 약하고 온라인 학습용으로는 적합하지 않다[27].

DENFIS 기법은 기존의 학습 알고리즘의 단점을 개선하여 적용 특성을 지닌 온라인과 오프라인 학습방법을 모두 제공하고 특히 입력의 특성에 따라 시스템의 운영 중에도 새로운 퍼지 규칙들을 생성하고 갱신할 수 있도록 온라인 기능을 강화한 기법이다[28]-[30].

한편 이 알고리즘은 기존의 적응 형 온라인 시스템의 일종인 evolving fuzzy neural network(EFuNN)과 클러스터 링 알고리즘인 evolving clustering method(ECM)와 ECM 의 오프라인 모델 격인 evolving clustering method with constrained minimization(ECMc)를 합쳐 놓은 기

법이므로 먼저 이 세가지 알고리즘에 대해 기술하고자 한다.

#### 4.1 Evolving fuzzy neural network 모델

EFuNN 은 입력되는 신호의 스트림에 따라 형성되는 계층들을 연결시키는 방법에 관한 모델로서 해당 파라미터들을 동적으로 최적화(dynamic parameter self-optimization) 시키는 역할을 한다. 즉 신호의 입력 스트림들에 대해 이전의 학습 과정 동안 만들어진  $m$  개의 퍼지 규칙을 근거로 입력 공간에 있는 입력 벡터의 위치에 따라 출력이 동적으로 형성되도록 하는 것이다[31].

이를 위해 EFuNN 은 그림 4.1 과 같은 5 계층 구조로 되어 있는 퍼지 로직 시스템이다. 먼저 첫 번째 계층은 입력 계층으로써 실제적인 입력 변수를 의미한다. 두 번째 계층은 퍼지 입력 뉴런 또는 퍼지 입력을 의미하는 것으로서 각각의 입력 변수 공간을 퍼지 입력 변수로 변환하기 위한 퍼지 양자화를 나타내며, 퍼지 입력 노드의 역할은 입력 값들을 각각의 입력 값들이 속하는 소속함수의 소속 정도로 변환하는 것이다. 예를 들어 두 개의 퍼지 입력은 “작다” 와 “크다” 라는 값으로 나타낼 수 있다. 이 때에 퍼지 입력에 대해 여러 가지의 퍼지 소속 함수(fuzzy membership function, MFs)가 사용될 수 있으며 이 때에 소속 함수의 종류나 수는 고정되어 있는 것이 아니고 EFuNN 과정을 거치면서 동적으로 변하게 된다. 세 번째 계층은 학습과정을 통해 형성된 규칙 노드들로 구성되어 있는데 이 노드들



은 퍼지 입력과 퍼지 출력의 조합으로 이루어져 있다. 또한 각각의 노드  $r$  은 두 개의 연결 강도를 나타내는  $W_1(r)$ 과  $W_2(r)$ 의 두 벡터에 의해 정의 된다.

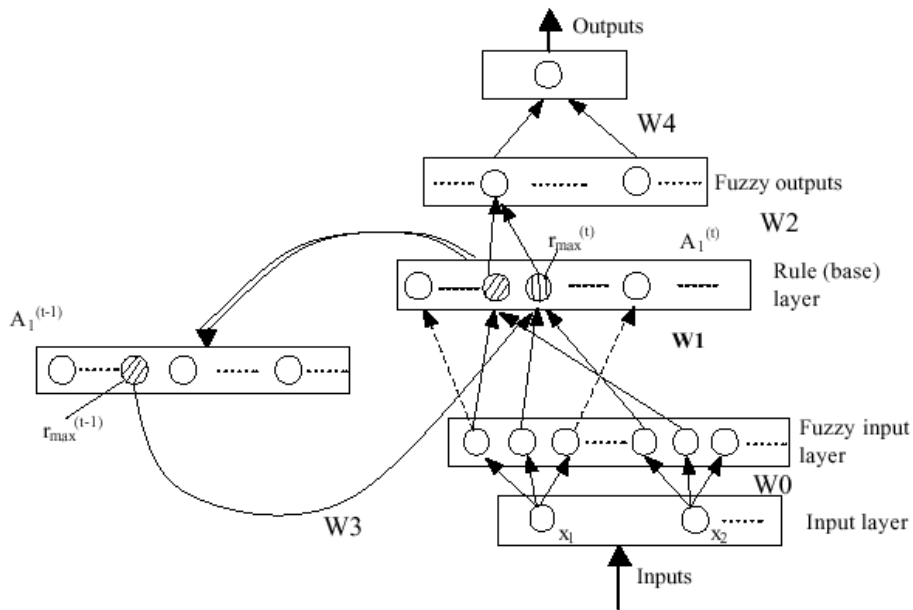


그림 4.1 EFuNN의 구조

네 번째 계층은 퍼지 출력에 대한 퍼지 양자화 역할을 하며 따라서 입력 퍼지 뉴런과 유사한 형태를 갖는다. 그리고 마지막 다섯 번째 계층은 퍼지 양자화 이후에 실제의 출력 값을 가지게 되는 계층은 비퍼지화 과정을 의미한다. 언급된 다섯 개의 계층 외에 또 다른 계층이 존재하는데 short-term memory 계층이 그것이다. 세 번째 계층인 규칙 노드 계층의 퍼지 규

칙을 학습하고 소속함수의 종류와 수를 결정하는 과정에서 각 규칙 노드로부터의 연결을 피드백 시키고 피드백 연결된 레이어는 입력 데이터들이 서로 임시적으로 관계성을 가질 때 구조화시켜 학습을 위한 임시 기억 장소로 사용된다.

## 4.2 Evolving clustering method 모델

Evolving clustering method 모델은 입력된 데이터에 대해 입력 공간을 나누는 일종의 클러스터링 알고리즘이다. 기존의 다른 클러스터링 알고리즘들과 달리 데이터가 입력될 때 마다 클러스터링의 중심에 대한 정보를 계속 갱신하는 구조로 되어있기 때문에, 입력된 데이터들을 일괄작업 형식으로 처리하는 오프라인 방식이 아닌 입력 데이터 스트림에 대해 실시간으로 클러스터링 처리가 가능한 온라인 방식으로 구성된 것이 특징이다. ECM 기법은 궁극적으로 ECM 모델은 퍼지 입력 공간을 분할하여 퍼지 추론 규칙을 생성하기 위해 사용되며 이 과정에서 온라인의 특성을 갖도록 하는 역할을 한다. 클러스터링 중심을 찾아내기 위한 방법으로는 거리 기반(distance-based)의 클러스터링 방법을 사용하며 그 중에서도 식 (4.1)과 같이 입력된 데이터와 클러스터 중심과의 최대 거리를 탐색하는 일반적인 Euclidean distance 방법이 사용된다[32].

$$\| \mathbf{x} - \mathbf{y} \| = \left( \sum_{i=1}^q |x_i - y_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4.1)$$

여기서  $x$  와  $y$  는 두 개의 벡터를 의미하며  $x, y \in R^q$  이다. 클러스터링 과정은 그림 4.2 에 나타내었는데 여기서  $C_c$  는 클러스터의 중심을 의미하고  $R_u$  는 클러스터의 반경을 의미한다. 각각의 클러스터들은 입력된 데이터와 클러스터의 중심간의 최대거리가 임계 값보다 작도록 결정이 되는 방식으로 클러스터링의 중심이 생성된다.

### 4.3 ECM with constrained minimization 모델

ECM with constrained minimization 모델은 ECM 과정을 거쳐 생성된 클러스터 중심에 대해 최적화 과정을 추가한 것이다. 즉 ECM 과정이 완료된 후에 실시되기 때문에 ECM 에 대한 오프라인 모델이라고 할 수 있다. ECMc 는  $p$  개의 입력 벡터인  $x_i$  ( $i=1, 2, \dots, p$ ) 를  $n$  개의 클러스터  $C_j$  ( $j=1, 2, \dots, n$ )로 분할하고 제한 조건이 주어진 거리 기반의 목적함수 (objective function)가 최소가 되도록 최적화시킨다. 이를 위해 먼저 ECM 모델과 같이 일반적인 Euclidean distance 를 이용하여 클러스터  $j$  에 있는 입력 벡터  $x_i$  와 이에 해당하는 클러스터 중심  $C_{c_j}$  와의 거리를 계산하게 되며 objective function 은 식 (4.2)로 정의된다[33].

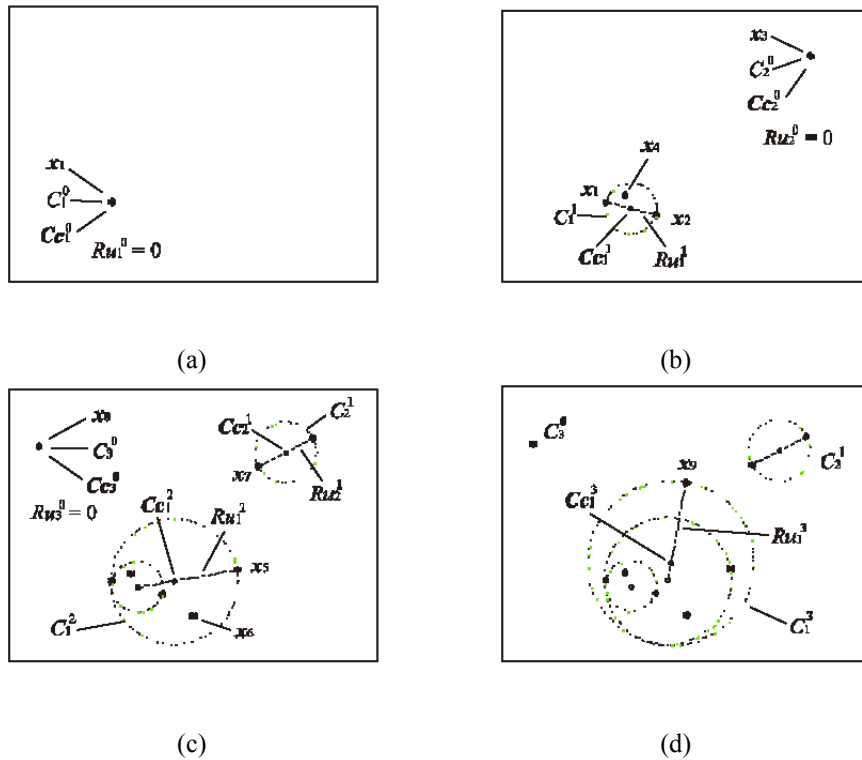


그림 4.2 샘플  $x_1 \sim x_9$ 에 대해 ECM 기법을 이용하여 클러스터링하는 과정

(a) 샘플  $x_1$ 의 입력에 의해 새로운 클러스터가 형성

(b)  $x_2$ 가  $C_1^0$ 를  $C_1^1$ 으로 업데이트,  $x_3$ 가 새로운 클러스터  $C_2^0$ 를 형성

(c)  $x_5$ 에 의해 클러스터  $C_1^1$ 를  $C_1^2$ 로 업데이트,  $x_7$ 에 의해 클러스터  $C_2^0$

를  $C_2^1$ 로 업데이트,  $x_8$ 가 새로운 클러스터  $C_3^0$ 를 형성

(d)  $x_9$ 에 의해 클러스터  $C_1^2$ 를  $C_1^3$ 으로 업데이트

$$J = \sum_{j=1}^n J_j = \sum_{j=1}^n \left( \sum_{x_i \in C_j} \|x_i - Cc_j\| \right) \quad (4.2)$$

여기서  $J_j = \sum_{x_i \in C_j} \|x_i - Cc_j\|$  로써 objective function 을 의미하고 제한 조건은 식 (4.3) 수식에 의해서 정의된다.

$$\|x_i - Cc_j\| \leq D_{thr}, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4.3)$$

분할된 각 클러스터들은 일반적으로  $p \times n$  의 이진 형태의 membership matrix  $U$  로 정의되며, ECMc 는 오프라인 방식으로 처리되므로 일괄처리 방식으로 클러스터의 중심인  $Cc_j$  과 membership matrix  $U$  를 결정하기 위해 다음과 같은 순서를 거치게 된다.

1 단계는 각 클러스터들의 중심인  $Cc_j(j=1, 2, \dots, n)$ 를 초기화하는 것으로써 ECM 과정을 통해 생성된 클러스터 탐색 결과를 이용한다. 2 단계에서는 식 (4.1)에 의해 이진 형태의 membership matrix  $U$  를 결정한다.

$$\begin{aligned} & \text{if } \|x_i - Cc_j\| \leq \|x_i - Cc_k\|, \text{ 단 } j \neq k; \\ & u_{ij} = 1, \text{ else } u_{ij} = 0 \end{aligned} \quad (4.4)$$

3 단계는 식 (4.2)와 식 (4.3)에 의해 constrained minization 방법을 적용하고 새로운 클러스터들을 얻는 것이다. 마지막 4 단계에서는 식 (4.3)에 따라서 objective function  $J$ 를 계산하는 단계이다. 이 때에 만약 계산된 결과가 어떤 허용 한계 이하이거나 개선된 정도가 이전에 반복되었을 때의 임계 값보다 작거나 또는 최소화시키기 위한 반복수행 횟수가 특정 값을 초과했을 때에 이 단계를 정지하게 되고, 그렇지 않은 경우 2 단계로 돌아가 반복수행을 계속 실시하게 된다.

이와 같은 단계를 통해 결정된 ECMc 방법의 경우 입력된 벡터들에 대하여 결정된 클러스터의 중심들은 각 입력 벡터와의 최대 거리가 다른 클러스터링 방법보다 작게 되는데 이것은 각 클러스터를 더욱 균일하게 분할할 수 있다는 것을 의미하며 최대 거리는 ECM 과 ECMc 가 거의 동일하다. 다만 앞서 언급한대로 ECM 은 온라인에 적합하도록 디자인 되었으며 ECMc 는 입력 데이터에 대한 일괄처리 방식인 오프라인에 적합하도록 설계된 것이다.

#### 4.4 Dynamic evolving neural-fuzzy inference system 모델

DENFIS 모델은 위에서 언급된 세 가지의 모델을 모두 사용하여 각각의 특징들을 결합시킨 모델로써 기본적으로 다음과 같이  $m$  개의 퍼지 규칙을 갖는 Takagi-Sugeno 타입의 퍼지 추론 엔진을 사용한다[34].

if  $x_1$  is  $R_{11}$  and  $x_2$  is  $R_{12}$  and  $\dots$  and  $x_q$  is  $R_{1q}$ , then  $y$  is  $f_1(x_1, x_2, \dots, x_q)$

if  $x_1$  is  $R_{21}$  and  $x_2$  is  $R_{22}$  and  $\dots$  and  $x_q$  is  $R_{2q}$ , then  $y$  is  $f_2(x_1, x_2, \dots, x_q)$

...

if  $x_1$  is  $R_{m1}$  and  $x_2$  is  $R_{m2}$  and  $\dots$  and  $x_q$  is  $R_{mq}$ , then  $y$  is  $f_m(x_1, x_2, \dots, x_q)$

이 때에 출력  $f_i$ 가 상수이면 영차, 선형함수 형태이면 1 차, 그 이상이면 고차 Takagi-Sugeno 추론 엔진이 된다. DENFIS 에서는 다음과 같은 소속함수를 삼각형 형태의 함수를 사용하며 여기서  $b$  는 ECM 또는 ECMc 알고리즘을 통하여 구해진 클러스터 중심을 의미한다.

$$\mu(x) = mf(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (4.5)$$

그림 4.3 은 DENFIS 과정에 의해 두 개의 퍼지 규칙 그룹이 입력 벡터에 따라 어떻게 형성이 되는지 나타낸다. 우선 입력 데이터들로 이루어진 입력 벡터는 ECM 또는 ECMc 에 의해 입력 공간을 여러 개의 클러스터로 나누고 각 클러스터의 중심을 구하게 된다. 이렇게 생성된 각 클러스터는

입력 EFuNN 에 의해 입력 공간에 분포한 입력 벡터의 위치에 따라 출력에 해당하는 퍼지 규칙과 퍼지 출력 계층을 동적으로 형성하게 된다. 그림 4.3 과 같이 두 개의 서로 다른 퍼지 추론 규칙 그룹들은 2 차원의 입력 공간상에 위치한 두 개의 입력 벡터  $x_1$  과  $x_2$  에 의해 생성되므로 예를 들어 영역 C 는 (a)에서는 언어 변수 값으로 ‘크다’ 에 해당하지만 (b)에서는 ‘작다’ 에 해당하므로 영역 C 는 하나의 입력 벡터에 의해서 정의되는 것이 아니라 서로 다른 두 개의 소속 함수에 의해 정의되는 것이다.

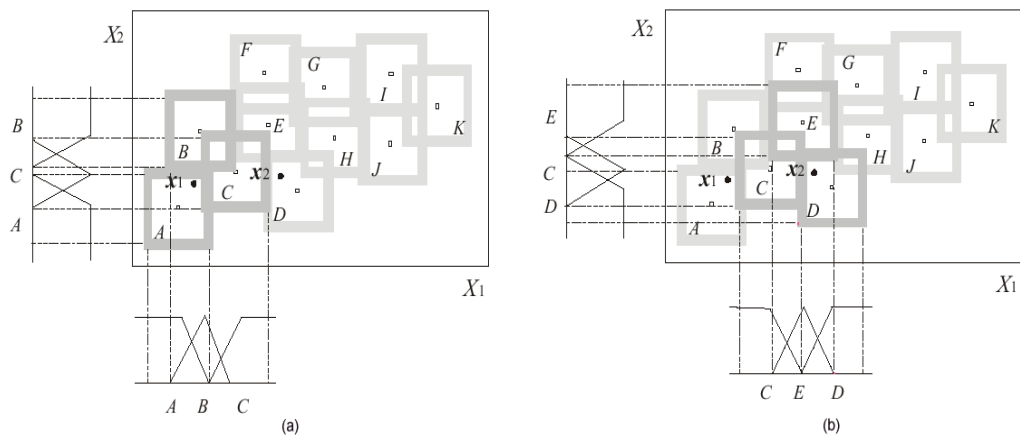


그림 4.3 DENFIS 과정에 의해 형성된 두 개의 퍼지 규칙 그룹  
 (a) 입력 벡터  $x_1$ 에 대한 추론 (b) 입력 벡터  $x_2$ 에 대한 추론



#### 4.5 Mackay-Glass 시계열 신호에 대한 예측

모세혈관 내 혈류 영상 패턴에 대해 DENFIS 를 적용하기에 앞서 DENFIS 알고리즘 자체에 대한 추론 정확도를 평가하였다. 평가를 위한 대상 신호로는 시계열 신호에 대한 예측 평가를 위해 보편적으로 사용되는 Mackay-Glass 시계열신호[35]를 사용하였다. Mackay-Galss 시계열 신호는 식 (4.6)와 같은 시간 지연형 미분 방정식의 형태로 정의된다.

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{0.2x(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - 0.1x(t) \quad (4.6)$$

이 방정식으로부터 시뮬레이션에 필요한 정수형 데이터를 얻어내기 위해 4 차 Runge-Kutta 방법을 사용하였으며 이산화시킨 결과로 얻어진 신호를 그림 4.4 에 나타내었다.

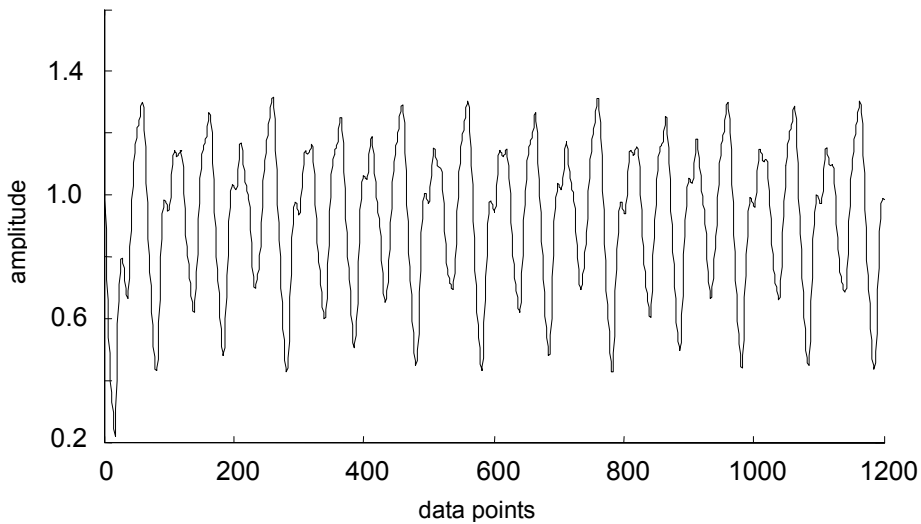


그림 4.4 Mackay-Glass 시계열 신호

시뮬레이션은 두 단계로 구분된다. 첫번째 단계는 훈련 데이터를 이용한 학습단계로 식 (4.7)과 같은 입력 및 출력 벡터를 설정하였다.

$$\text{입력: } w(t) = [x(t-18) \quad x(t-12) \quad x(t-6) \quad x(t)] \quad (4.7)$$

$$\text{출력: } s(t) = x(t+6)$$

즉, 4 개의 이전 데이터와 1 개의 현재 데이터 포인트를 이용하여 이후의 6 번째 데이터 포인트를 추론하도록 구성하는 것이다. 그림 4.5 은 이산화시킨 Mackay-Glass 시계열 신호의 초기 500 포인트 데이터를 이용하여 DENFIS 에 훈련 데이터로 학습시킨 결과로써 차수는 1 차로 하였고 온라인 방법을 사용하였고 소속함수는 3 개로 설정하였다.

그림 4.5 에서 DENFIS 를 통해 생성된 규칙의 수는 22 개이고 실제 시계열의 값과 추론된 값 사이의 오차를 나타내는 root mean square error(RMSE)는 0.028 이었으며 각 신호들의 크기 분포에 상관없이 오차를 파악할 수 있도록 하는 nodimensional error index(NDEI)는 0.122 였다. 이 때 NDEI 는 RMSE 값을 표준편차(standard deviation)으로 나누어 계산된다.

그림 4.6 은 DENFIS 를 적용하는 과정에서 입력 공간상에 위치한 입력 벡터들의 분포와 클러스터링된 결과를 나타낸다. DENFIS 는 입력 벡터들을 적절히 공간 분할을 하여 클러스터의 중심을 구하고 이 클러스터 중심의 개수만큼의 퍼지 규칙이 생성된다.

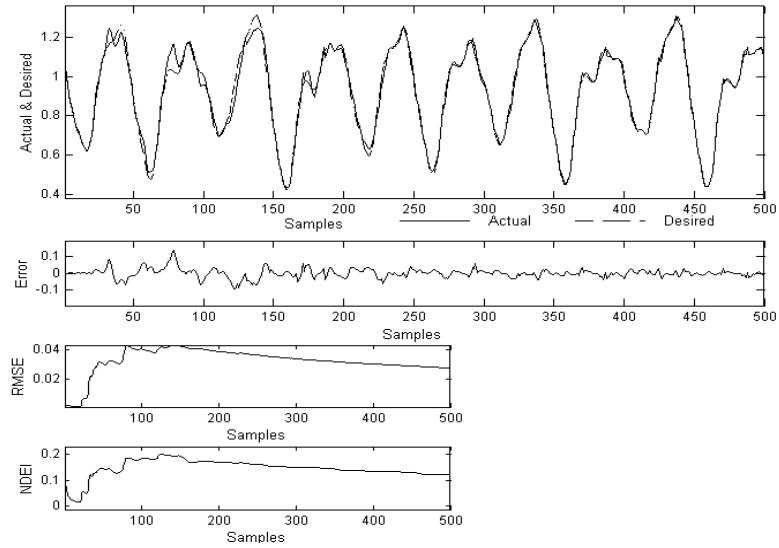


그림 4.5 Mackay-Glass 시계열 신호에 대한 DENFIS 추론 결과

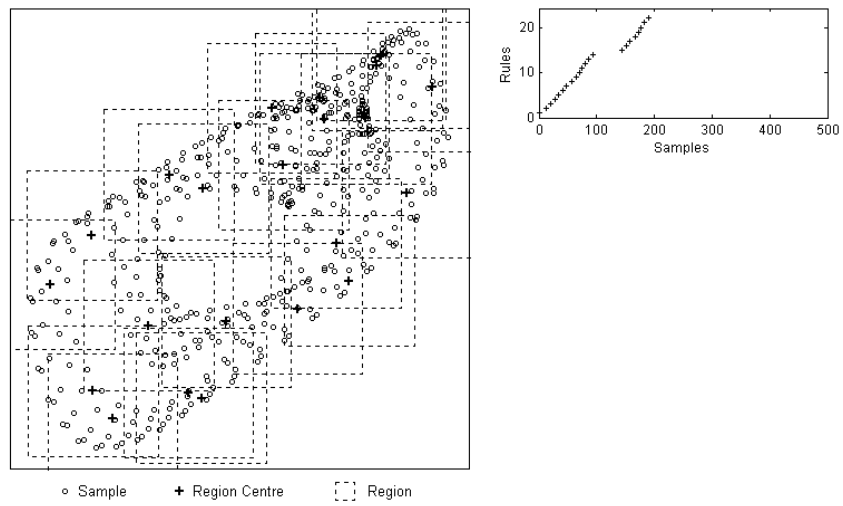


그림 4.6 Mackay-Glass 시계열 신호에 대한 입력 공간에서의 클러스터링과 각 중심들의 분포

DENFIS 알고리즘에 대한 추론 정확도를 검증하기 위해서는 테스트 데이터(test data)가 있어야 한다. Mackay-Glass 시계열 신호의 최초 500 포인트의 데이터를 추론 학습에 사용하였으므로 그림 4.7 과 같이 나머지 500~1000 포인트의 데이터를 테스트 데이터로 하여 이미 훈련된 DENFIS 모델에 입력 하였다.

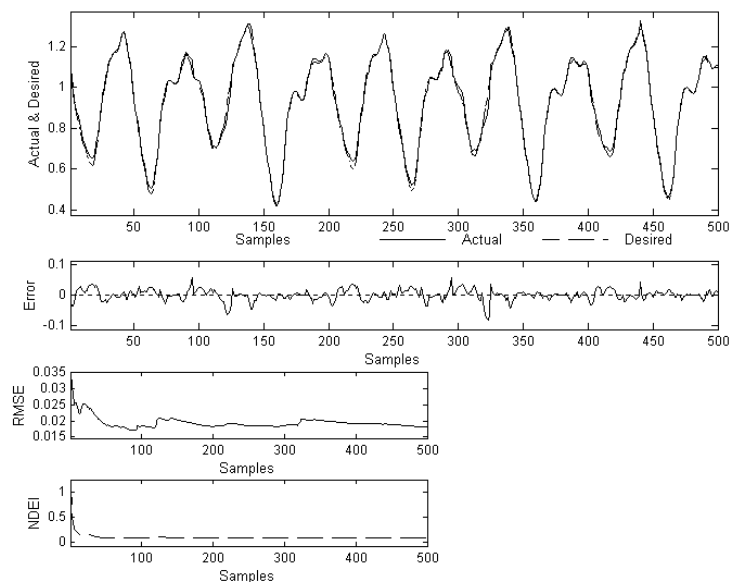


그림 4.7 Mackay-Glass 의 테스트 데이터를 입력하여 검증한 결과

테스트 결과 RMSE 와 NDEI 의 값이 각각 0.018 과 0.080 이었는데 훈련 데이터의 추론 결과보다 더 작은 오차 값을 나타냈다. 이러한 결과를 통하여 DENFIS 알고리즘의 추론 정확도를 개략적으로 파악하였고, 다음 장에서는 모세혈관의 영상 프레임들을 DENFIS 모델에 입력하여 데이터 학습 과정을 거치고 추론 결과를 평가하고자 한다.

## 제 5 장 모세혈관 영상을 이용한 혈류속도 검출

모세혈관 영상으로부터 혈류속도를 검출하기 위해 본 논문에서 제안된 방법은 그림 5.1 과 같다. 광원과 현미경 렌즈가 장착된 영상 카메라로부터 출력되는 비디오 신호는 PC 에 장착된 영상 획득 장치를 통하여 수집되고 저장된 동영상 파일을 이용하여 속도를 검출하게 된다.

입력된 영상 신호는 우선 농도를 균일하게 분포시키는 농도 평탄화 과정과 촬영 시 유입되는 랜덤잡음을 제거하기 위한 과정을 거치게 된다. 또한 고배율 촬영으로 인해 피 측정자의 미세한 움직임에도 영상의 흔들림 현상이 발생하므로 각각의 영상 프레임에 대한 흔들림 보정 과정도 필요하다.

다음으로는 영상을 이용하여 속도를 검출하는 경우 영상의 배율 및 수집 장치의 영상 해상도 등의 정보를 기반으로 하고 미세한 눈금이 인쇄되어있는 마이크로 눈금 자를 촬영한다. 이는 모니터 화면상의 한 픽셀이 실제로 어느 정도의 크기에 해당하는지를 맞추어 주는 보정(calibration) 과정으로서 속도 측정에 있어서 필수적인 과정이라고 할 수 있다.

영상에 대한 전처리 과정을 거친 후에는 속도 측정을 원하는 혈관에 마킹(marking)을 하여 이 부위의 영상에 형성된 혈류속도를 측정하게 된다. 모세혈관을 흐르는 혈액 영상은 일정한 입자의 형태가 아니므로 본 논문에서는 일반적인 PIV 방법대신 특정 직선을 따라 형성된 영상의 명암에 대한 프로파일을 기반으로 한 측정 방법을 제안하였다. 또한 프로파일 분석만으론 영상 프레임이 진행되면서 흐트러지는 패턴의 형태를 구분해낼 수 없으므로 일정하게 유지되는 프로파일의 패턴을 추적하기 위해 뉴로-퍼지

방법을 적용하였다.

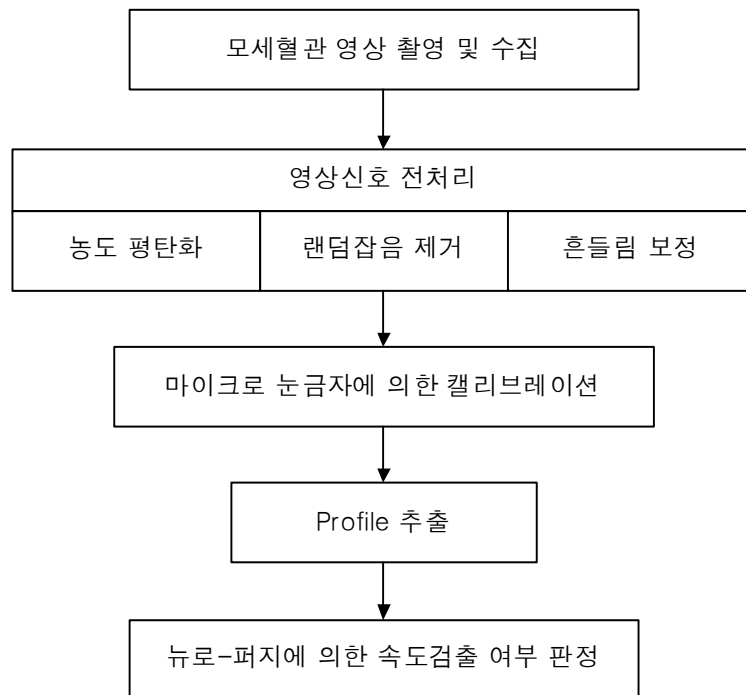


그림 5.1 모세혈관 혈류속도 측정 방법의 전체 흐름도

## 5.1 영상측정 시스템의 구성

그림 5.2 는 모세혈관 촬영 시스템의 구성을 나타낸 것으로서 광원부와 촬영부 및 데이터 수집부로 나누어진다. 광섬유는 의료용 광발생부에서 발생하는 광을 집속하여 모세혈관을 촬영하기 위한 대상부위로 입사한다. 실험 시 측정부위를 손톱 및 손톱경계선부위의 경피부분으로 하였으며 약

500 배로 확대가 가능한 광학적 현미경렌즈는 손톱과 피부 경계부의 얇은 층으로 투과되어 나온 영상광의 초점을 조절하여 영상을 촬영한다. 비디오 모니터는 NTSC 방식의 gray CCD 카메라에서 촬영된 영상을 보여준다. 컴퓨터는 촬영된 모세혈관 영상 정보를 이용하여 혈류속도를 분석하게 되며 촬영 시 피험자의 움직임으로 인해 영상이 흔들려서 촬영 될 수 있으므로 가능한 한 움직임이 없도록 유도하고 손가락을 고정시키는 기구가 별도로 마련되어 있다.

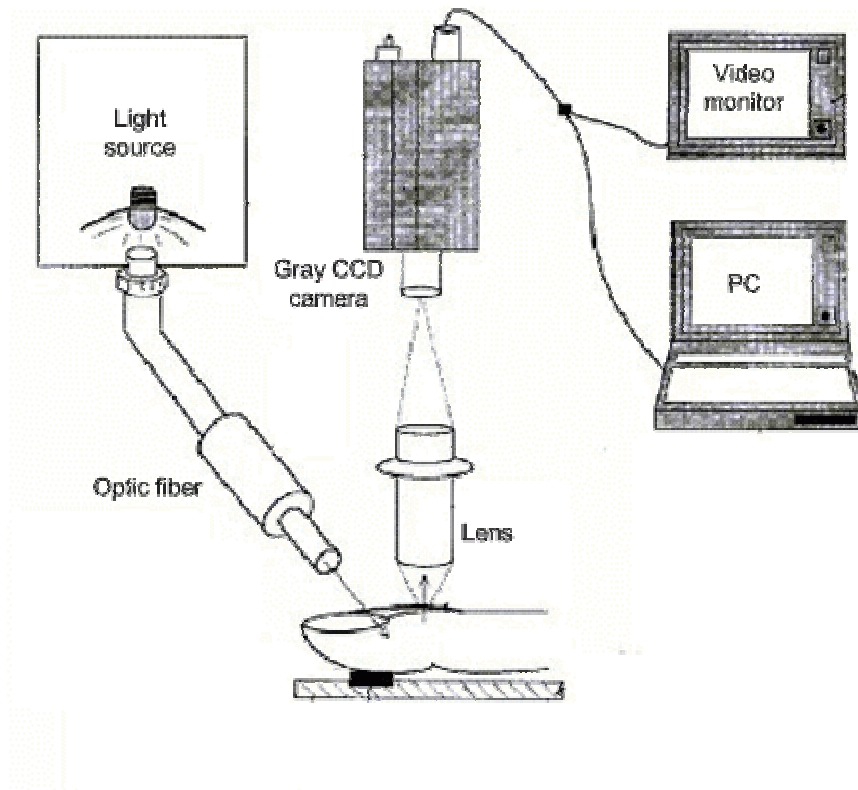


그림 5.2 모세혈관 촬영 시스템의 구성

## 5.2 영상신호 전처리 과정

촬영된 모세혈관 영상신호는 일반 비디오 모니터를 통해서도 관찰할 수는 있지만 단순히 혈류의 상태만을 관찰할 수밖에 없으므로 원하는 혈관 영역의 속도를 검출하기 위해서는 데이터를 디지털화시켜야만 한다. 이를 위해 캡처 보드(capture board)를 이용하여 비디오 신호를 획득하였고 ATI 사(미국)의 all-in wonder 128 장비가 사용되었다. 획득된 영상은 AVI 형식의 동영상 파일로 저장되며 속도검출 알고리즘을 적용하기에 앞서 영상의 명암을 평탄화, 랜덤잡음제거 및 흔들림 보정의 3 가지 전처리 과정을 적용하였다.

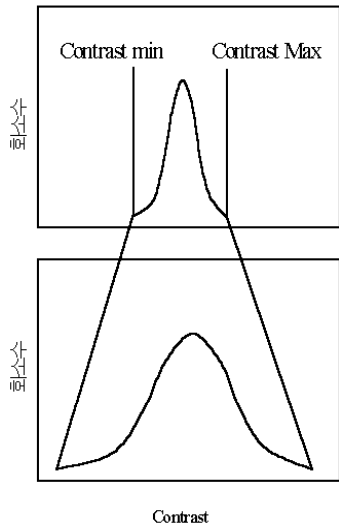
### 5.2.1 농도 평탄화 과정

모세혈관 영상은 피험자마다 피부색이나 두께가 다르기 때문에 이러한 조건들로 인해 영상의 농도(contrast)분포가 균일하게 촬영되지 못한다. 속도 검출을 위해서는 육안으로도 혈액의 흐름이 관찰될 수 있어야 하므로 영상의 농도 범위를 최대한 넓게 처리하기 위해 농도 평탄화 과정을 거친다.

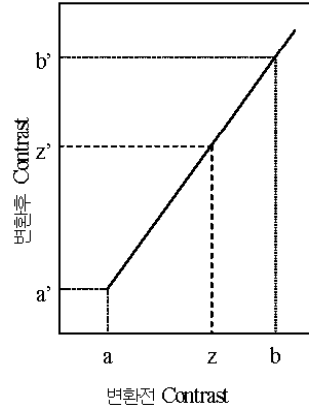
그림 5.3-(a)와 같은 원래 영상에 대한 농도 히스토그램의 농도범위를  $[a, b]$ 라고 하면 농도의 분포를  $[a', b']$ 로 변환하는 것이 이 과정에 해당하며 다음과 같은 변환식을 사용한다[36].

$$z' = \frac{b'-a'}{b-a} \times (z-a) + a' \quad (5.1)$$





(a)



(b)

$$Z' = \frac{(b' - a')}{(b - a)} \times (z - a) + a' \quad \text{where } (a \leq z \leq b) \text{ and } (a' \leq z' \leq b')$$

그림 5.3 농도 평탄화 과정

(a) 농도 히스토그램의 확장 (b) 농도 변환 곡선

이 식에 의해 임의의 화소 농도  $z(a < z < b)$ 가 농도  $z'$  ( $a' < z' < b'$ )로 변환된다. 이 변환 모양은 농도 변환 곡선을 이용하여 표현될 수 있다. 농도 변환 곡선이란 가로축에 변환전의 화상 농도를, 세로축에 변환후의 농도를 잡고 변환전의 농도가 변환된 후 어떤 농도로 변환되었는가를 나타낸 것이다. 그림 5.3-(b)의 농도 변환 곡선을 보면 변환전의 화상농도의 최소값  $a$ , 최대값  $b$ 가 각각  $a'$ ,  $b'$ 로, 또 임의의 값  $z$ 가  $z'$ 로 변환되는 것을 알 수 있다. 식(5.1)에서 변수  $a, b$ 를 원화상의 농도 값의 최소값 및 최대값으로 하고 변수  $a', b'$ 를 8 비트 영상에서 취급할 수 있는 농도의 최소값(0) 및 최대값(255)로 해주면 원화상에서 자동적으로 농도를 강조한 영상이 얻어진다.

### 5.2.2 랜덤잡음 제거 과정

모세혈관 영상은 500 배의 고배율로 촬영된 영상이므로 확대 과정에서 암부 잡음(dark noise)와 같이 랜덤한 특성을 갖는 잡음이 생성된다[37], [38]. 잡음의 성질에 따라 잡음을 제거하는 방법도 다르게 선택될 수 있는데 영상에 잡음이 생성되는 위치가 불규칙적이고 잡음의 크기가 불규칙한 경우를 랜덤한 잡음으로 간주할 수 있다. 원영상의 농도는 특정 범위의 값을 중심으로 분포하고 있으므로 복수의 영상 프레임에 대해 평균을 취해주면 간단하게 잡음을 제거할 수 있다. 그러나 단순한 이동 평균법은 잡음과 윤곽선에 대한 구분 없이 모든 영역에 걸쳐서 연산이 되므로 본 논문에서는 영상의 윤곽선을 유지하면서 랜덤 잡음을 제거하기 위하여 그림 5.4 와 같은 메디안 필터(median filter)를 사용하였다.

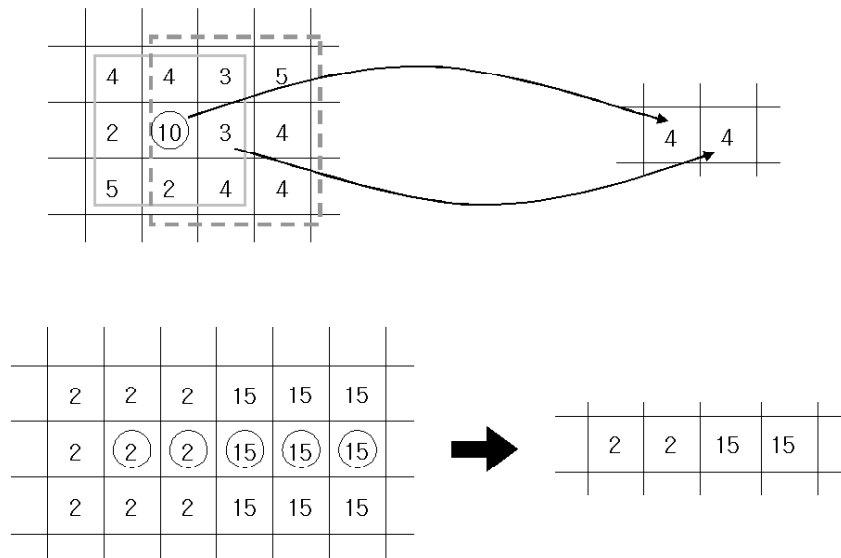


그림 5.4 메디안 필터를 이용한 랜덤잡음 제거

### 5.2.3 흔들림 보정 과정

모세혈관은 CCD 카메라에 의해서 촬영되는데 약 500 배의 고배율로 촬영이 이루어지므로 미세한 카메라의 흔들림 또는 피험자의 움직임에도 민감하게 반응한다. 기본적으로 카메라와 피험자의 손가락에 대한 고정을 도와주는 장치가 마련되어있기는 하지만 완전히 고정시켜줄 수 있는 것은 아니다. 흔들림 보정 처리를 하지 않으면 입자나 패턴의 움직임을 추적하는 것이 불가능해 지므로 속도를 검출하는데 있어서 매우 중요한 전처리 과정이라고 할 수 있다.

PIV 기법은 기본적으로 영상 패턴의 흐름을 추적하는 방법이므로 상호상관법을 이용하게 되는데 영상의 흔들림 보정을 할 때에도 상호상관법이 이용된다. 그림 5.5 는 상호상관법을 이용하여 영상의 흔들림을 보정하는 과정을 나타낸다. 각 프레임에 표시된 정사각형 부위가 흔들림을 보정하고자 하는 영역으로써 프레임 1 과 프레임 2 의 상호상관 값을 일정한 크기의 윈도우를 이용하여 구한다. 프레임 2 와 프레임 3 도 이와 같은 방식으로 상호상관 값을 2 차원적으로 구하고 나면 상호상관 값들 중에서 피크가 형성되고 이 피크의 2 차원 좌표가 x 축 및 y 축으로 영상이 흔들린 정도를 나타낸다. 따라서 흔들린 만큼의 좌표를 다음 프레임에서 상쇄시켜주면 연속된 영상에 대해 흔들림을 보정할 수 있는 것이다.

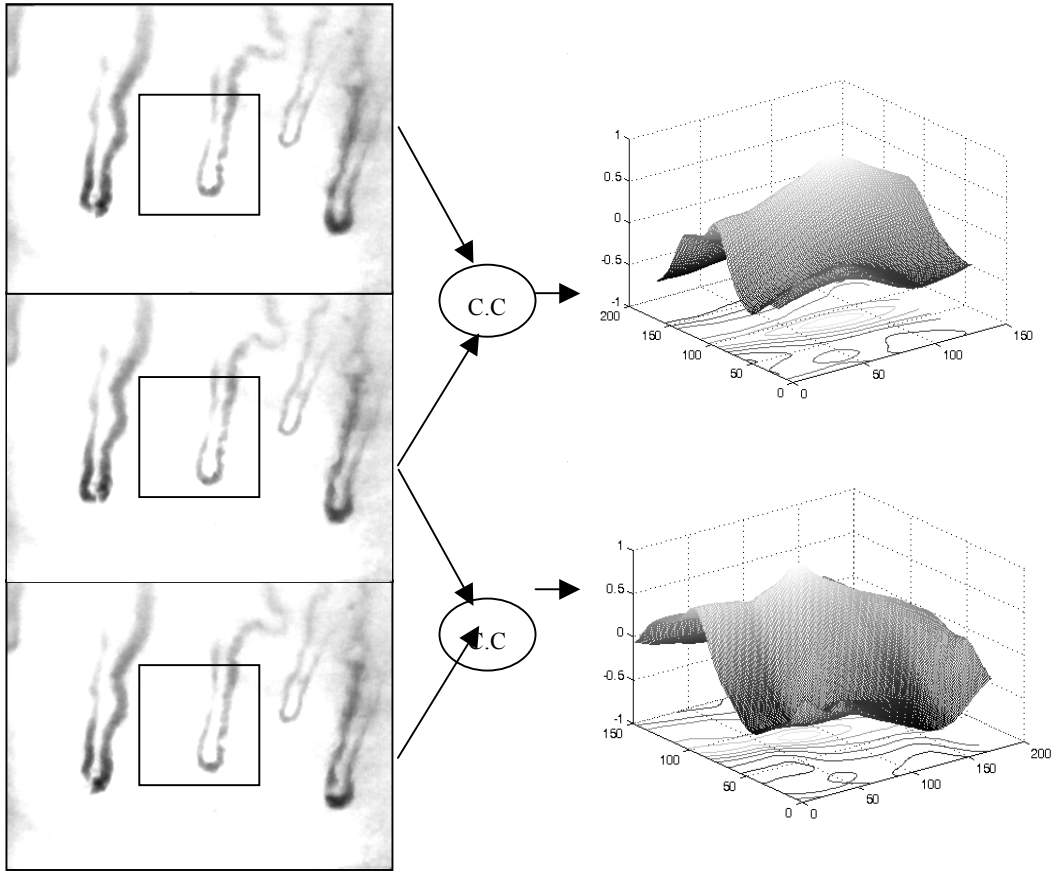


그림 5.5 연속된 프레임 영상의 흔들림 보정을 위한 상호상관분석

### 5.3 마이크로 눈금자에 의한 보정

기본적으로 속도는 시간에 대한 이동 거리의 비율이므로 속도의 계산을 위해서는 시간과 속도에 대한 정보가 필수적이다. 시간에 대한 정보를 포함하고 있는 것은 영상의 프레임 비율이다. 즉 영상 한 프레임을 획득하기 위한 시간으로 일반적으로 초당 프레임(frame/sec)을 단위로 사용한다. 표준 비디오 영상은 초당 30 프레임의 비율로 획득되므로 한 프레임간의 시간 간격은 1/30 초로 계산될 수 있다. 이에 비해 거리에 대한 정보는 여러 가지의 요소들이 복합되어 있다. 우선 카메라로 촬영된 영상이 기존적으로 500 배 촬영되기는 했으나 배율이 크기 때문에 단순히 확대 배율 정보만 가지고는 모니터 화면상에 나타나는 점(pixel)들이 정확히 어느 정도의 크기를 나타내는지 알 수가 없다.

따라서 화면상에 일정한 크기의 작은 격자 또는 눈금을 가진 보정용 시료가 반드시 필요하다. 본 논문에서는 그림 5.6 과 같이 한 눈금의 크기가 10um 로 되어있는 마이크로 눈금자를 시료로 하여 촬영한 후 보정과정을 수행하였다. 예를 들어서 그림 5.6 과 같이 마이크로 눈금자가 촬영되었으면 320x240 의 해상도의 영상에 나타난 눈금자의 폭이 470um 이고 영상 프레임의 획득 비율이 30frames/sec 이므로 다음과 같은 보정식을 통해 속도를 계산할 수 있다.

$$L(pixel) \times \frac{470(\mu m)}{320(pixel)} \times 30(frames/sec) \cong 0.044 \times L[mm/sec] \quad (5.2)$$

여기서  $L$  은 픽셀 단위로 영상에서 모세혈관내의 혈액 패턴이 흘러간 거리를 의미한다.

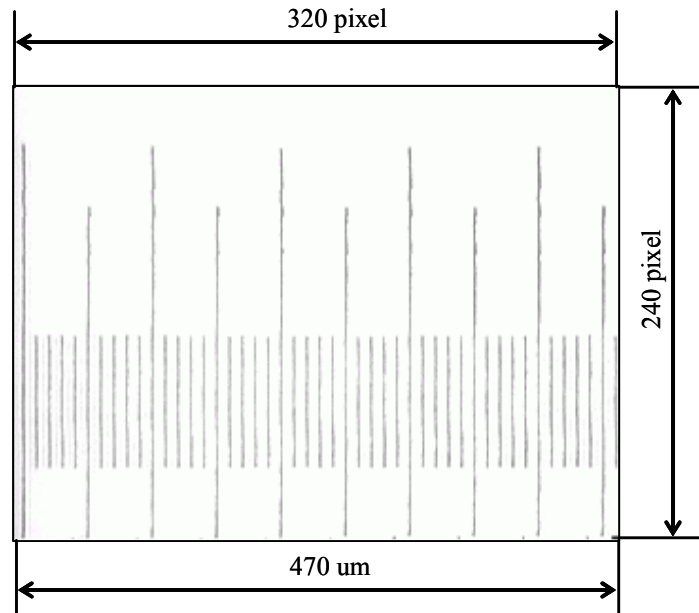


그림 5.6 보정을 위한 마이크로 눈금자

#### 5.4 수동 측정법

모세혈관은 매우 미세한 혈관이므로 내부를 흐르는 혈액의 속도를 측정하는데 있어서 대혈관 내부에서 측정하는 관혈적인 측정법이 사용될 수가 없다. 따라서 측정에 대한 표준방법이 제시된 것이 없기 때문에 본 논문에서 제시된 방법에 대한 비교 방법으로 수동 측정법을 채택하였다.

수동 측정법은 촬영된 비디오 영상을 비디오 모니터 상에서 재생하면서 혈액 흐름의 패턴이 나타나는 부분을 육안으로 관찰하고 모니터상에 표시를 하여 모니터의 픽셀간의 거리를 계산하여 속도를 측정하는 방식을 의미한다. 이 방법은 현재 보편적으로 사용하는 방식으로써 측정자의 주관적인 판단이나 표시 위치에 따라 측정값이 부정확할 수도 있으나 패턴이 유사하

계 진행된 프레임에서 해당 부분을 마킹(marking)할 때에 명확히 육안으로 흐름이 관찰되는 부분에 대해서 적용하기 때문에 임상에서 적용하기에 부적절할 정도의 큰 오차를 유발하지는 않는다.

그림 5.7 은 수동 측정법에 의한 측정 과정을 나타낸 것이다.

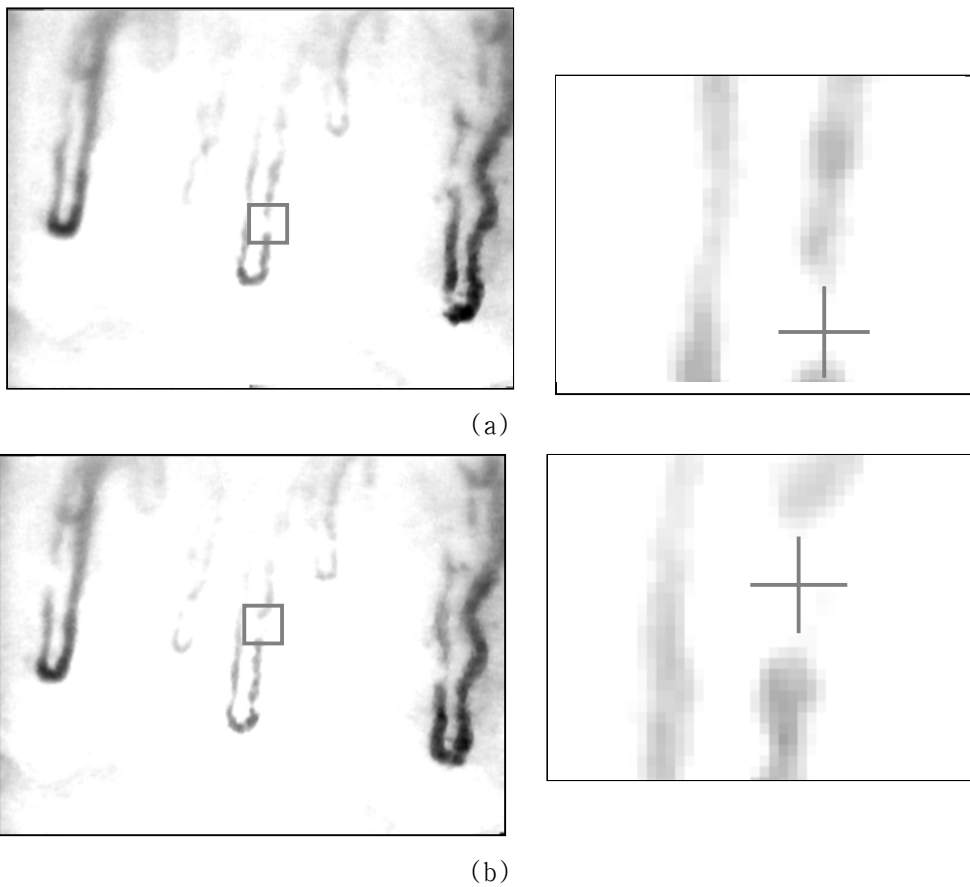


그림 5.7 수동 측정법

(a) 프레임 1에서의 마킹 및 확대 (b) 프레임 2에서의 마킹 및 확대

수동 측정법은 육안에 의해 관찰이 가능한 영역에 대해서만 주로 측정이 이루어지게 되는데 혈액의 흐름이 연속적으로 나타난 경우에는 다음 프레임에서 어느 위치까지 흐름이 이동했는지 알 수가 없다. 따라서 그림 5.7-(a)의 첫 번째 영상 프레임에서와 같이 흐름이 중간에 끊어진 패턴의 중앙을 선택하면 정확히 측정할 수가 있다. 먼저 첫 프레임에서의 패턴 위치를 십자 모양의 커서로 선택하고 나면 다음 프레임을 선택하게 되는데 다음 프레임에서도 역시 흐름이 진행된 패턴의 위치를 선택해주어야 한다. 두 프레임에서 모두 패턴의 위치를 선택하고 나면 두 위치 사이의 픽셀수가 계산되고 이를 이용하여 속도를 검출한다.

## 5.5 뉴로-퍼지와 프로파일 기반의 PIV 측정방법

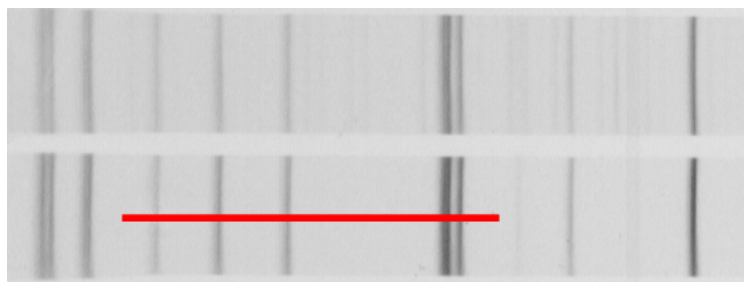
모세혈관의 영상을 통해 기존의 PIV 방식으로 혈류 속도를 검출하는데 있어서 가장 문제가 되는 것은 실제 혈액의 흐름이 입자형태가 아니라는 것이다. 동일한 패턴 입자의 흐름을 추적할 수 있어야 신뢰성 있는 검출을 할 수 있는데 혈액은 적혈구 입자뿐만 아니라 여러 가지 혈액 구성요소가 복합되어 있는 액체 형태를 띠고 있기 때문에 입자의 형태로써 흐르지 않고 혈류의 패턴도 프레임이 진행되면서 흐트러지게 된다.

본 논문에서는 이러한 기존의 PIV 방법을 개선하여 사용자가 선택한 영상의 특정구간의 라인에 대한 색 농도의 정보를 담고 있는 프로파일을 기반으로 한 PIV 측정 방법을 적용하여 혈류 속도를 검출하였다. 또한 사용자가 선택한 구간이 혈류 속도를 검출할 수 있을 정도로 영상 프레임이 진행되면서 패턴이 유지되는지 또는 패턴이 흐트러지는지의 정도를 뉴로-퍼지로 판단하여 검출 가능성의 유무를 판단하도록 하였다.

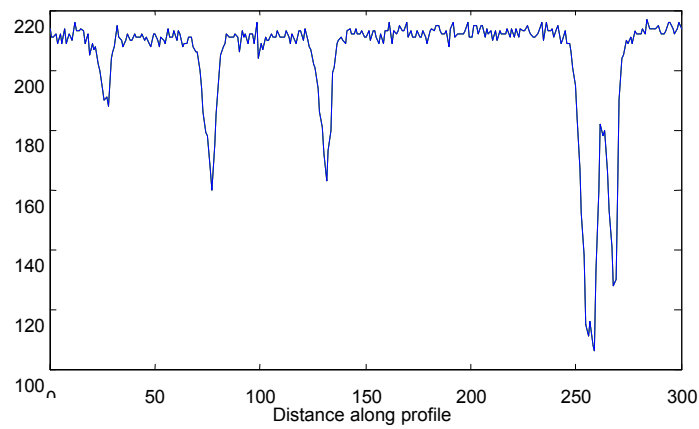


### 5.5.1 프로파일 기반의 PIV 측정 방법

영상에 있어서 프로파일이란 영상의 색 농도를 표시한 정보를 의미한다. 그림 5.8은 영상에 표시된 라인을 따라 분석된 프로파일 정보를 나타낸다.



(a)



(b)

그림 5.8 영상으로부터의 프로파일 획득

(a) 샘플 영상 (b) 샘플 영상의 지시된 라인으로부터 추출된 프로파일

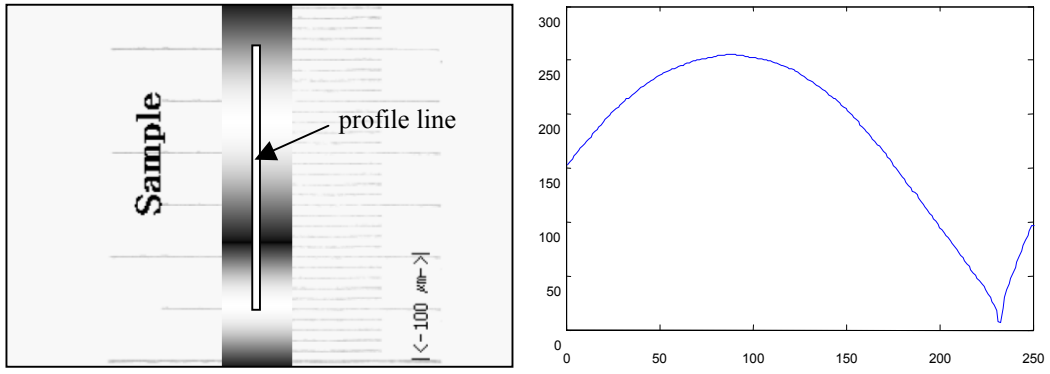
그레이 스케일의 영상의 경우 색 농도가 어두울수록 0 에 가까워지며 밝을수록 255 에 가까워진다. 따라서 그림 5.8 의 영상에서 배경색 농도는 200 이상의 밝은 값을 가지고 있지만 어두운 색의 세로 띠가 형성된 부분에서는 색 농도 값이 낮아짐을 프로파일을 통해 알 수 있다.

그림 5.9 는 두 프레임 영상에 대한 프로파일 분석의 예를 나타내는데 두 영상은 모두 모세혈관의 경우처럼 경계선이 분명한 입자가 아니라 gradient profile 형태를 가지도록 구성한 것이다. 프레임 1 영상에 나타난 색농도띠는 프레임 2 에서는 약 40um 정도 위쪽 방향으로 이동한 것을 볼 수 있으며 프로파일을 보면 색 농도 곡선의 패턴이 유지되면서 왼쪽으로 이동된 것을 알 수 있다. 이와 같이 프로파일의 이동 상태를 파악하면 몇 픽셀을 이동하였는지 검출할 수 있는데 이를 위해 프로파일 곡선들을 서로 상호상관(cross-correlation) 분석을 실시하고 그 피크값을 이용하면 이동 거리를 계산해낼 수 있다.

상호상관법에서 두 프로파일 신호를 각각  $x(i)$ ,  $y(i)$ 라고 하면 프로파일 간의 지연(delay)값이  $d$ 에 대해 상호상관값  $r$ 은 다음과 같이 정의된다.

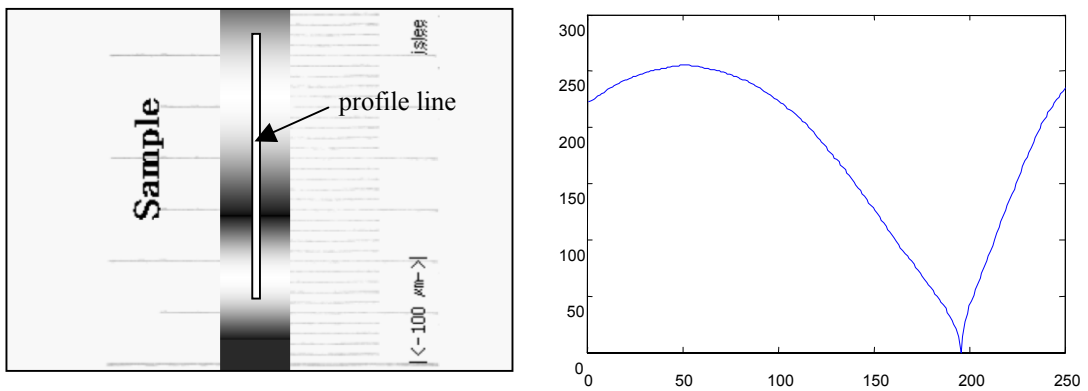
$$r(d) = \frac{\sum_i [(x(i) - mx) \times (y(i-d) - my)]}{\sqrt{\sum_i (x(i) - mx)^2} \sqrt{\sum_i (y(i) - my)^2}} \quad (5.3)$$

여기서  $mx$ ,  $my$  는 두 프로파일에 대한 평균값을 의미한다. 이와 같이 구해진 상호상관값들 중에서 피크가 나타나는 부분의  $x$  축값인 픽셀 값이 바로 두 프로파일간의 지연 값인 이동거리를 나타낸다.



(a)

(b)



(c)

(d)

그림 5.9 샘플 영상에 의한 프로파일 분석

(a) 프레임 1 샘플 (b) 프레임 1 영상의 프로파일

(c) 프레임 2 샘플 (d) 프레임 2 영상의 프로파일

그림 5.9 의 두 프레임을 통해 얻어진 프로파일의 상호상관값은 그림 5.10 과 같다. 상호상관값의 피크가 나타난 부분의 x 축값이 -31 이므로 31 픽셀수 만큼 이동했다는 것을 의미하며 이 때에 (-)부호는 프레임 2 에서의 영상이 위쪽으로 이동했다는 것을 의미한다. 이동 속도는 다음과 같이 구해진다.

$$31(\text{pixel}) \times \frac{350(\mu\text{m})}{240(\text{pixel})} \times 30(\text{frames/sec}) \cong 1.36 [\text{mm/sec}] \quad (5.4)$$

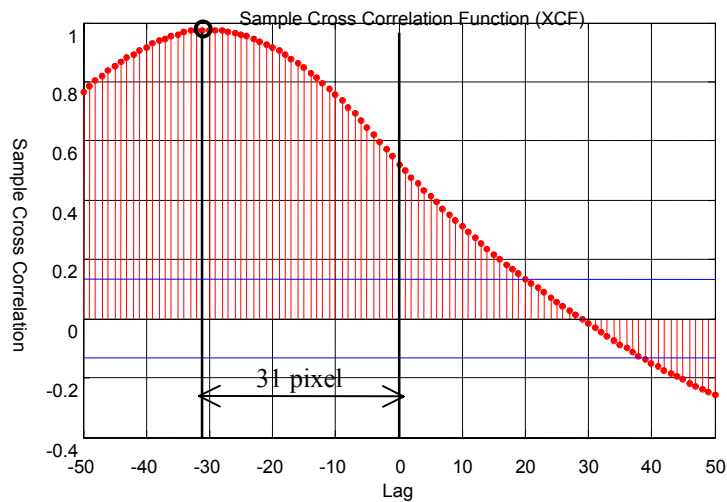
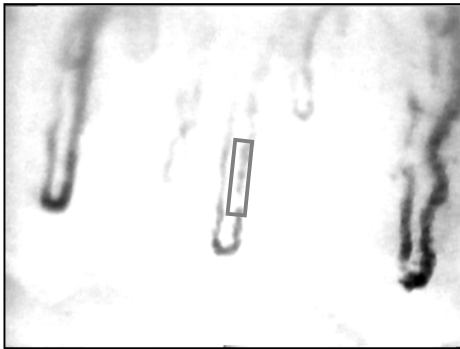
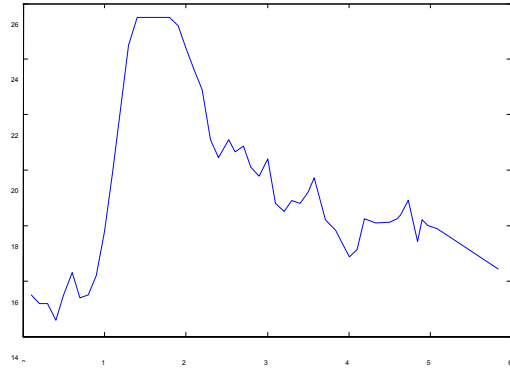


그림 5.10 샘플 영상의 프로파일에 대한 상호상관분석 결과

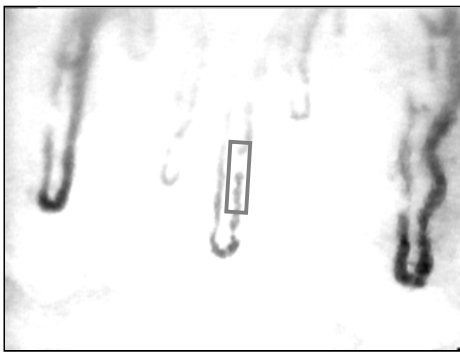
이와 같은 프로파일 기반의 PIV 방법을 이용하여 실제 모세혈관 영상에 적용한 예는 그림 5.11 과 같다.



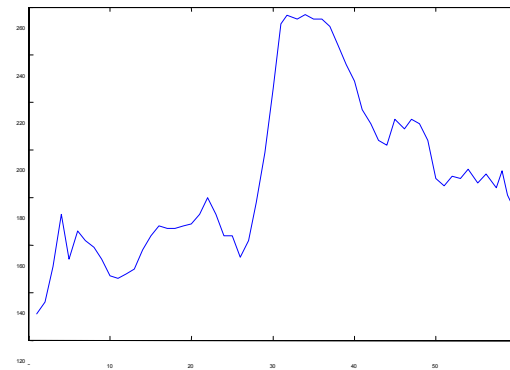
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 5.11 모세혈관의 프로파일 분석의 예

- (a) 프레임 1 영상에 대한 프로파일 선택
- (b) 프레임 1 영상의 선택된 라인의 프로파일
- (c) 프레임 5 영상에 대한 프로파일 선택
- (d) 프레임 5 영상의 선택된 라인의 프로파일

프레임 1 에서 검출을 원하는 영역을 지정하면 프레임 1 과 프레임 5 의

해당 영역 중심 라인에 분포한 프로파일을 구하게 되고 두 프로파일 곡선을 상호상관법으로 분석한 결과는 그림 5.12 와 같다.

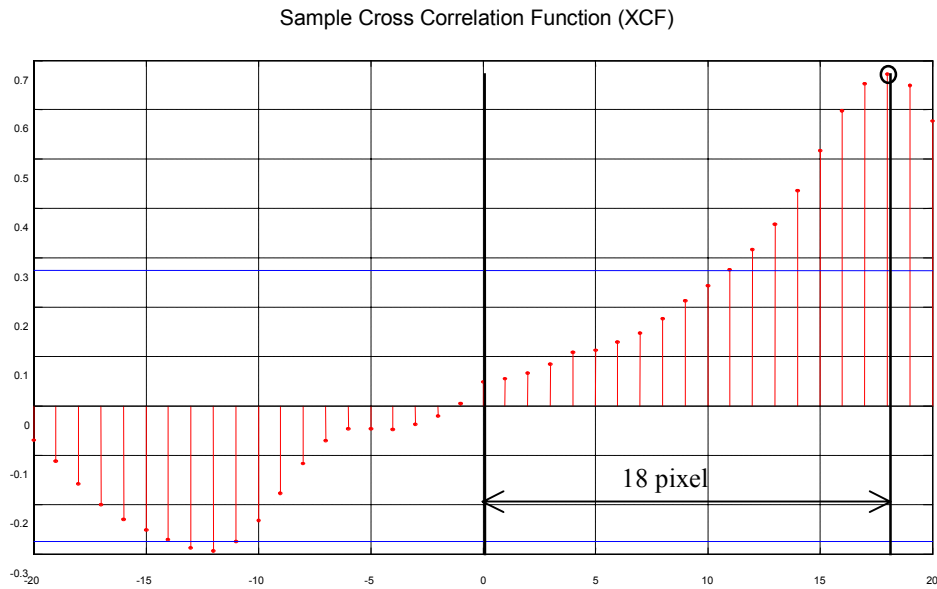


그림 5.12 모세혈관 영상의 프레임 1 과 프레임 2 의 프로파일에 대한 상호상관값

두 프로파일에 대한 상호상관값의 피크가 18 픽셀에서 형성되었으므로 다음의 식에 의해 속도를 구할 수 있다.

$$18(\text{pixel}) \times \frac{350(\mu\text{m})}{240(\text{pixel})} \times 30(\text{frames/sec}) \cong 0.79 [\text{mm/sec}] \quad (5.5)$$

그러나 위와 같은 프로파일 기반으로 속도를 구하는 방법에는 실제 적

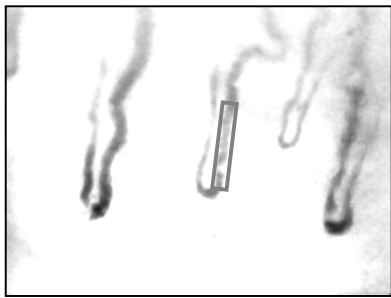
용하기에 어려운 문제점이 있다. 프로파일의 패턴이 어느 정도 비슷한 경우에만 측정이 가능하므로 이 때문에 혈액의 흐름을 여러 프레임 동안 관찰하면서 검출 가능할 정도로 패턴이 유지가 되는지를 판단해야만 한다. 따라서 본 논문에서는 이와 같은 단점을 보완하기 위해 뉴로-퍼지 방법을 이용하여 사용자가 선택한 부분에서의 프로파일 패턴이 속도 검출이 가능한지의 여부를 판별할 수 있도록 하였다.

### 5.5.2 속도검출의 가능 여부 판단을 위한 뉴로-퍼지 방법

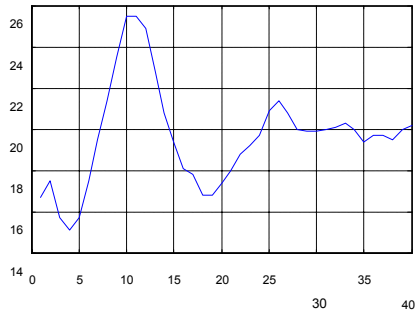
프로파일을 기반으로 혈류속도를 측정할 때에 가장 판단하기 어려운 점은 선택한 부분의 프로파일의 패턴이 프레임이 진행되면서 패턴의 형태가 어느 정도 유지가 될 것인가 하는 점이다. 이것을 확인하기 위해서는 선택한 부분을 한 프레임씩 탐색해가면서 패턴이 유지되는 정도를 관찰해야 하므로 측정시간이 길어지고 사용상의 편의성이 떨어지게 된다.

혈류 속도를 검출하기 적합하도록 혈액의 패턴이 프레임이 진행되면서 관찰이 가능하다는 것은 프로파일의 형태가 어느 정도 유지가 되면서 이동된다는 것을 의미하며 이것은 한두 프레임의 형태로 다음의 프레임이 예측 가능해야 한다는 것으로 해석할 수 있다.

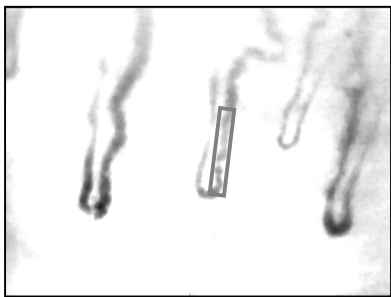
혈액의 흘러가는 패턴이 여러 프레임에 걸쳐 관찰이 가능하고 속도 검출에 용이한 경우의 예를 그림 5.13 에 나타내었다. 프레임 1 에서부터 프레임 3 까지 진행되는 동안 프로파일의 형태를 보면 기본적인 형태를 유지하면서 오른쪽으로 이동되는 것을 볼 수 있다. 반면 속도 검출이 어려운 경우의 예는 그림 5.14 에 나타내었다. 이 경우 프레임 3 까지 진행되면서



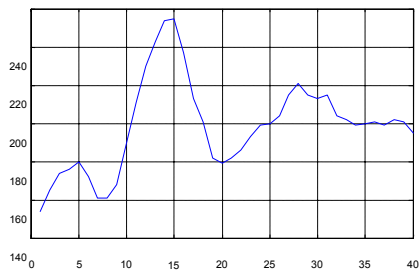
(a)



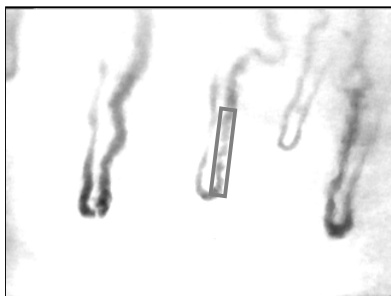
(b)



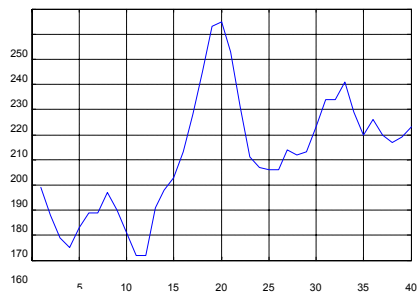
(c)



(d)



(e)

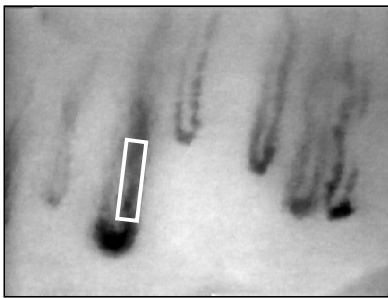


(f)

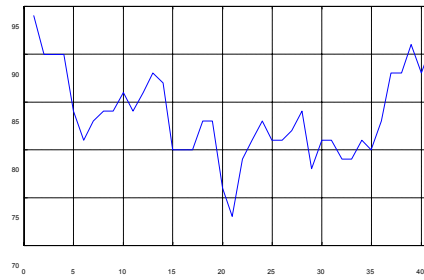
그림 5.13 속도검출이 가능한 혈액의 흐름영상과 프로파일

- (a) 프레임 1 영상    (b) 프레임 1 에 대한 프로파일
- (c) 프레임 2 영상    (d) 프레임 2 에 대한 프로파일
- (e) 프레임 3 영상    (f) 프레임 3 에 대한 프로파일

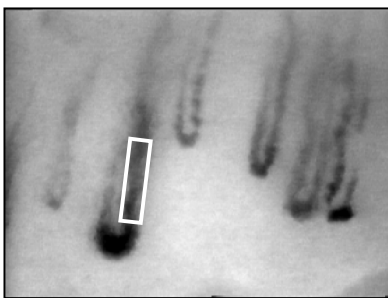




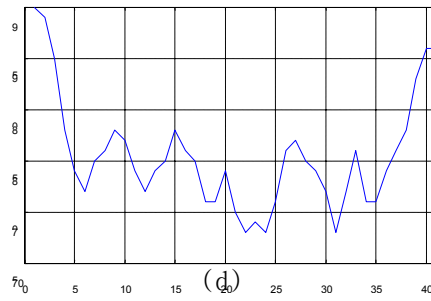
(a)



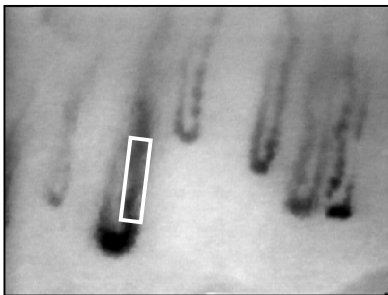
(b)



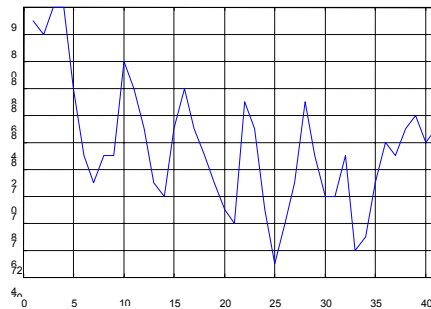
(c)



(d)



(e)



(f)

그림 5.14 속도검출이 불가능한 혈액의 흐름영상과 프로파일

(a) 프레임 1 영상 (b) 프레임 1에 대한 프로파일

(c) 프레임 2 영상 (d) 프레임 2에 대한 프로파일

(e) 프레임 3 영상 (f) 프레임 3에 대한 프로파일

프로파일 패턴의 형태도 불분명한 피크를 형성하면서 진행되고 이동되는 것도 분명히 나타나지를 않는다.

한편, 속도검출이 가능한 경우와 불가능한 경우를 판단하는데 있어서 단순히 패턴의 유사성을 계산하는 것만으로는 판별하는 것이 어렵다. 패턴의 유사성은 상호상관계수를 구함으로써 구할 수 있는데 위의 두 가지 경우에 대해 상호상관계수를 하면 다음과 같다.

표 5.1 두 프레임 간의 상호상관계수의 비교

상호상관 대상	검출가능한 경우	검출 불가능한 경우
프레임 1 과 프레임 2	0.3252	0.6039
프레임 1 과 프레임 3	0.3227	0.3792
프레임 2 와 프레임 3	0.2002	0.7007

표 5.1 의 결과에서 보면 오히려 검출 불가능한 경우의 상호상관계수의 값이 더 크다는 것을 알 수 있다. 이는 단순히 상호상관계수에 의해 패턴이 유사하게 나타나더라도 속도 검출이 모두 가능하지는 않다는 것을 의미한다. 따라서 본 논문에서는 프로파일의 패턴이 속도검출이 가능한 경우에는 프레임이 진행되더라도 예측 가능하다는 가정을 설정하였고 이를 구현하기 위해 뉴로-퍼지 방법의 하나인 dynamic evolving neural-fuzzy inference system (DENFIS) 알고리즘을 적용하였다.

DENFIS 방법을 사용하기 위해서는 입력과 출력을 먼저 설정하여 훈련

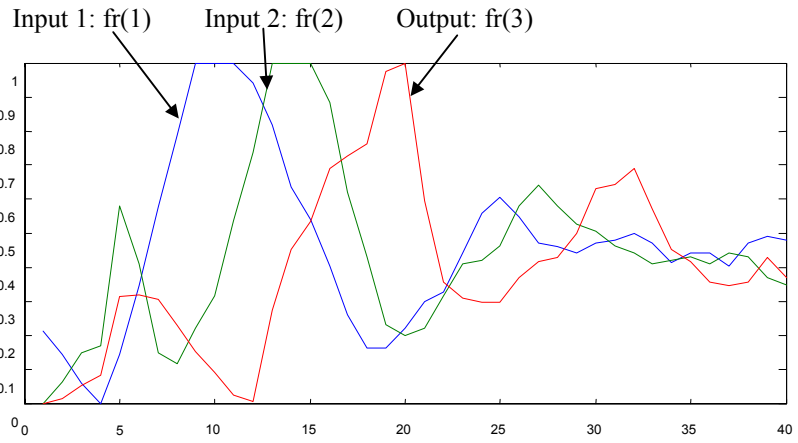
데이터를 통해 소속함수와 규칙을 생성하도록 해야 한다. 입력 데이터는 프레임 1 과 프레임 2 의 두 가지로 설정하였고 출력 데이터는 프레임 3 으로 설정하였다. 이 때에 입력과 출력 데이터의 프로파일 크기들이 서로 차이가 나기 때문에 입출력 범위를 정규화시키기 위해 다음과 같은 식을 도입하였다.

$$p(fr_n) = \frac{p(fr_n) - \min(p(fr_n))}{\max(p(fr_n) - \min(p(fr_n)))} \quad (5.6)$$

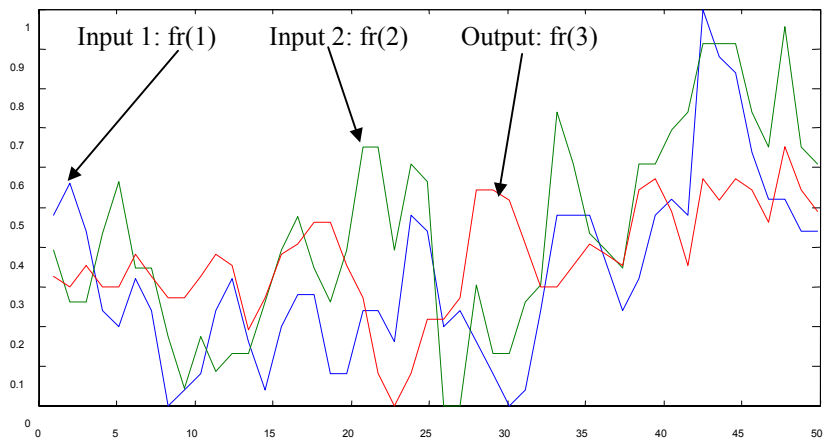
여기서  $p(fr_n)$ 은 프레임 n 의 프로파일 벡터를 나타내는 것으로 위의 과정을 거치면 입력 및 출력 프로파일의 범위가 그림 5.15 와 같이 [0, 1]로 정규화된다. 정규화시킨 이후에는 DENFIS 시스템의 파라미터를 표 5.2 와 같이 설정하고 데이터를 학습시켰다.

표 5.2 DENFIS 시스템에 대한 파라미터 설정

항목	설정값
입력	2
출력	1
임계값	0.08
규칙 형태	High-order TSK
소속함수의 개수	3



(a)



(b)

그림 5.15 프로파일의 입력 및 출력 훈련 데이터

(a) 속도 검출이 가능한 영상의 프로파일

(b) 속도 검출이 불가능한 영상의 프로파일

여기서 임계값은 입출력 소속함수의 공간분포에 따른 클러스터링 간의 거리의 한계 값을 의미한다. 규칙 형태는 퍼지 규칙의 기본 형태로써 모델링이 비교적 간단하고 차수의 설정이 가능한 high-order TS(Takagi-Sugeno) 타입으로 설정하였으며 소속함수는 3 개를 기본으로 하였다.

위와 같이 DENFIS 파라미터들을 설정하고 예측 오차를 나타내는 RMSE 값 및 NDEI 값을 이용하여 프로파일 패턴에 대한 예측 가능성을 평가하였다. 그림 5.16 은 이러한 평가 방법을 적용하여 앞서 예로써 제시한 그림 5.15-(a)의 속도 검출이 가능한 경우의 두 입력 프로파일에 대한 훈련 데이터 학습 결과이고 표 5.3 과 같은 추론 값이 생성되었다. 그림 5.16-(b)는 프로파일에 대한 입력 공간에서의 클러스터링과 각 중심들의 분포를 나타내는 것으로서 생성된 규칙의 개수와 클러스터링된 개수가 같음을 보여주며 클러스터링의 중심을 기준으로 설정된 퍼지 소속함수들이 배치된다.

표 5.3 검출이 가능한 경우 훈련 데이터의 추론 결과

구분	결과값
생성된 규칙 수	9
RMSE	0.083
NDEI	0.273

또한 속도 검출이 불가능한 경우의 예로써 제시한 그림 5.15-(b)의 두 입력 프로파일에 대한 훈련 데이터 학습 결과는 그림 5.17 과 같고 표 5.4 과 같은 추론 값이 생성되었다.

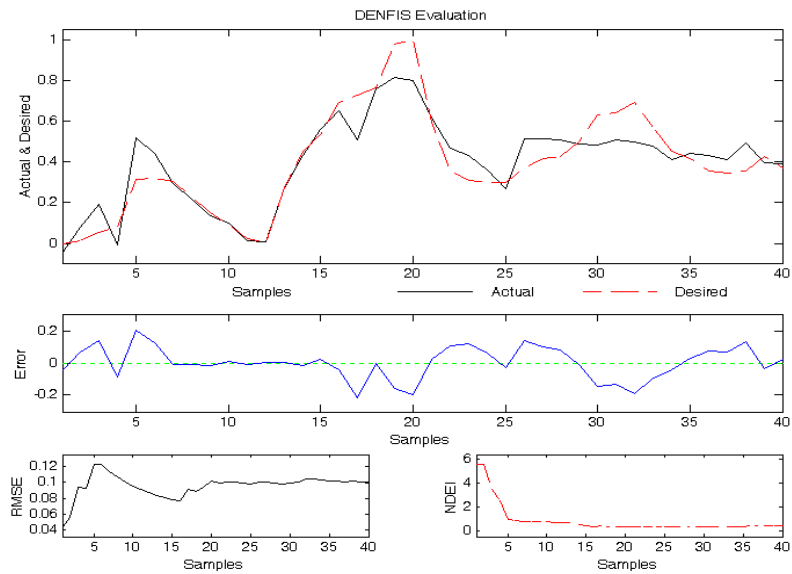
표 5.4 검출이 불가능한 경우 훈련 데이터의 추론 결과

구분	결과값
생성된 규칙 수	9
RMSE	0.161
NDEI	0.754

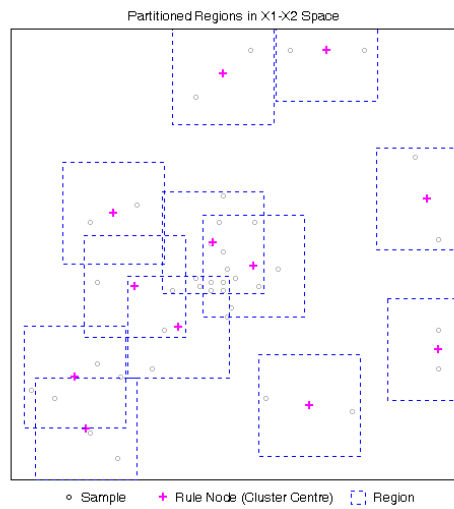
표 5.2 와 표 5.3 를 보면 혈류 속도의 검출이 가능할 정도로 프로파일 패턴의 예측이 가능한 경우에는 NDEI 값이 0.273 으로 불가능할 정도로 프로파일 패턴을 예측하기 어려운 경우의 NDEI 값인 0.754 보다 매우 작게 나타난다.

이는 패턴의 형태가 일정한 경우에는 퍼지 입출력 공간을 형성하는 퍼지 규칙들이 일정한 규칙에 의하여 결정되는 것과 달리 패턴이 일정하지 않으면 퍼지 규칙들도 불규칙하게 형성될 수 있기 때문에 나타나는 결과이다. 따라서 정규화된 값인 NDEI 값을 기준으로 패턴의 예측 가능성을 판단할 수 있으며 판단 기준이 되는 NDEI 값은 예측 가능한 영상 샘플과 예측 불가능한 샘플들에 대해 실험을 통하여 결정할 수 있다.

실험적으로 결정된 NDEI 값을 기준으로 선택된 영역에 대한 검출 가능성 여부를 판단한 후에는 영상이 선택된 시점을 프레임 1 으로하여 패턴이 유지가 되는 프레임 3 과 상호상관값을 구한다. 구해진 상호상관값 중 피크가 형성되는 부분을 통해 두 프로파일간의 지연이 발생한 픽셀 값을 알 수가 있고 이 값을 캘리브레이션된 수식에 적용하면 혈류속도 값을 구할 수가 있다.

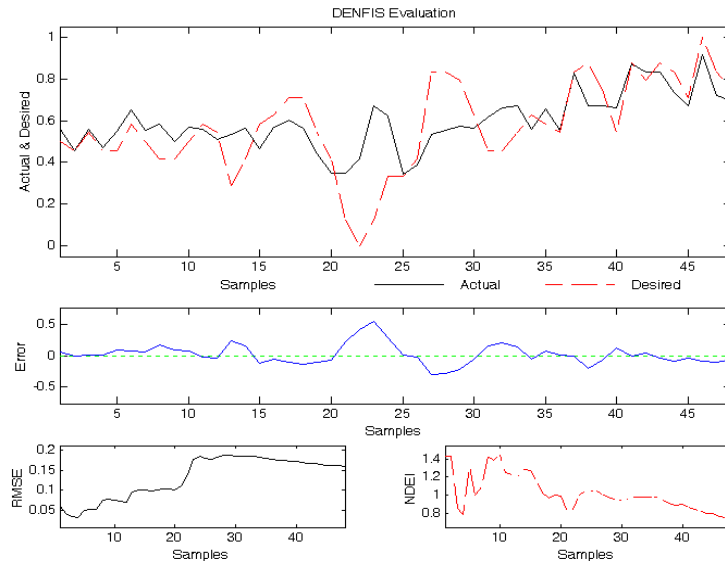


(a)

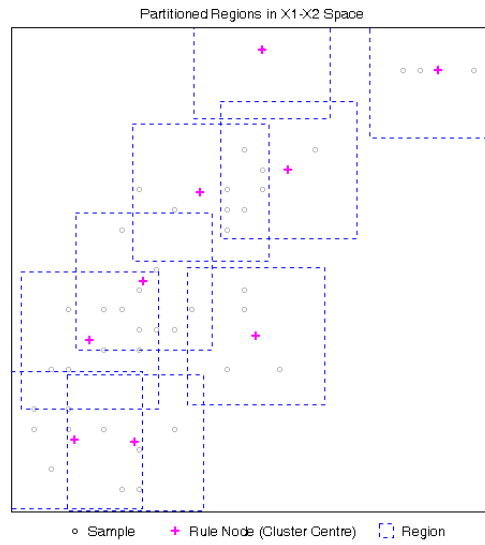


(b)

그림 5.16 속도 검출이 가능한 영상의 프로파일에 대한 추론  
 (a) 추론 결과 및 오차 (b) 입출력 공간에 형성된 클러스터의 분포



(a)



(b)

그림 5.17 속도 검출이 불가능한 영상의 프로파일에 대한 추론

(a) 추론 결과 및 오차 (b) 입출력 공간에 형성된 클러스터의 분포



## 제 6 장 결과 및 고찰

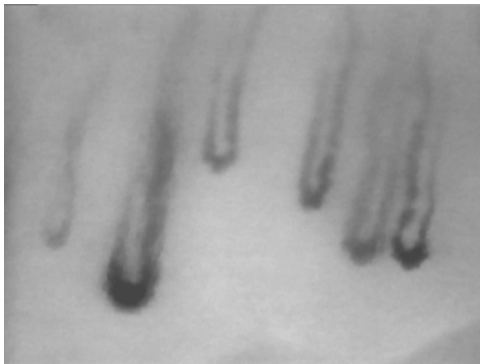
### 6.1 영상신호 전처리과정 결과

모세혈관 영상 신호로부터 원하는 속도 정보를 검출하기에 앞서 영상의 품질을 높이고 속도 검출에 필요한 특징들이 보다 뚜렷이 구분되어 나타나도록 모든 프레임 영상에 걸쳐 전처리 과정을 거쳤다. 농도를 평탄화하여 프로파일 곡선의 패턴이 선명하게 드러나도록 하였으며, 메디안 필터를 적용하여 고배율 확대에 따라 생성되는 랜덤잡음을 제거하였다. 또한 자연적으로 발생한 영상의 흔들림을 보정하는 전처리 과정을 적용하였다.

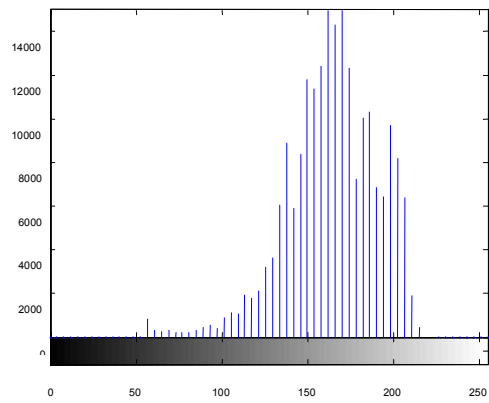
#### 6.1.1 농도 평탄화 결과

그림 6.1 은 모세혈관 영상에 대한 전처리 과정의 첫 번째 단계인 농도 평탄화 과정의 결과이다. 원 영상의 경우 색 농도의 분포를 나타내는 히스토그램상에서 그림 6.1-(b)와 같이 농도 값이 약 25~220 사이의 분포 값을 가지고 있다. 이 경우 농도의 구별이 뚜렷하지 않기 때문에 혈액의 흐름 상태의 구분이 쉽지가 않으므로 그림 6.2-(d)와 같이 농도를 전 구간에 걸쳐 분포하도록 평탄화 과정을 거치게 되면 그림 6.2-(c)와 같이 농도대비가 뚜렷한 영상을 얻을 수 있다.

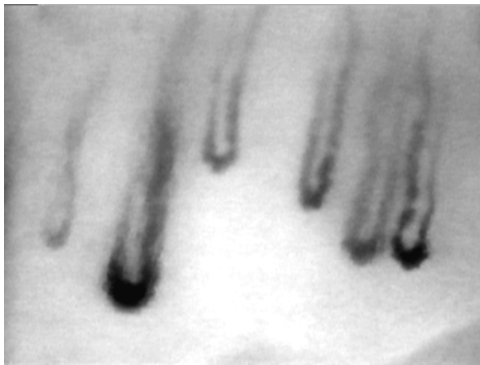
모세혈관 영상의 프로파일을 분석하는데 있어서 두 프레임의 프로파일 곡선의 형태를 상호상관값을 구하게 되는데 프로파일의 색농도값 분포가 좁게 되면 곡선이 완만하여 상호상관 값의 피크가 뚜렷이 구별되지 않게 된다. 따라서 프로파일 곡선의 변화가 크고 패턴의 구분이 뚜렷할수록 상호상관값의 피크가 보다 정확히 형성될 수 있다.



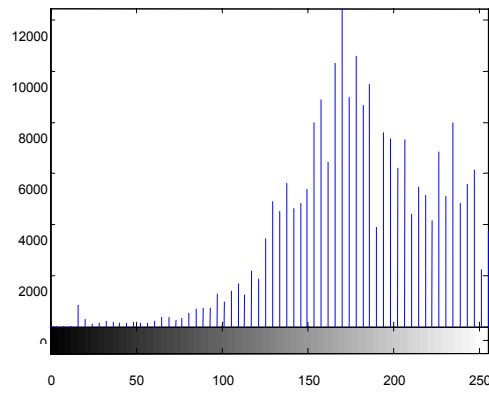
(a)



(b)



(c)



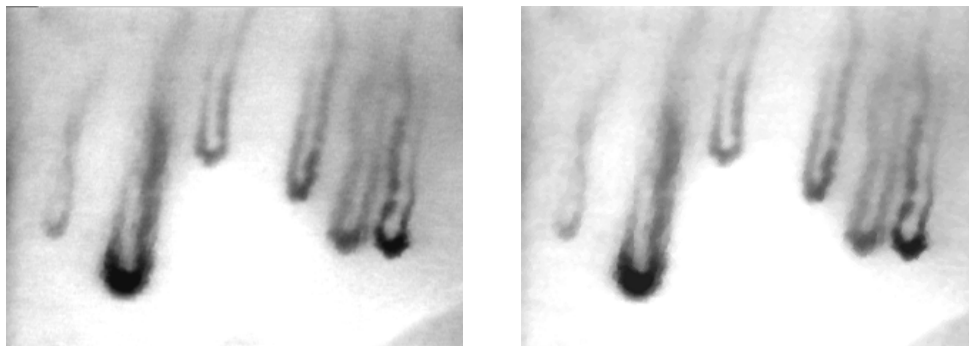
(d)

그림 6.1 모세혈관 영상에 대한 농도 평탄화 결과

- (a) 평탄화 전의 영상 (b) 평탄화 전의 히스토그램 분포  
 (c) 평탄화 후의 영상 (d) 평탄화 후의 히스토그램 분포

### 6.1.2 랜덤잡음 제거 결과

랜덤잡음은 모든 영상 프레임에 걸쳐서 분포하고 있으며 시간에 대해서도 랜덤한 특성을 가지고 있다. 특히 랜덤 잡음은 작은 입자의 형태를 띠고 있기 때문에 기존의 PIV 방법에서는 매우 민감한 변수중의 하나로 취급되어야 했다. 본 논문에서 제안한 프로파일 기반의 측정법은 입자형태의 패턴을 주로 추적하는 기존의 PIV 방법과는 달리 특정 라인에 대한 프로파일을 분석하는 것이므로 랜덤잡음에 대해서는 상대적으로 덜 민감한 특성이 있다. 그러나 배율확대 및 촬영시 광량 부족에 따라 발생하는 암부노이즈들 역시 눈에 보일 정도의 색농도값을 가지기 때문에 일차적으로 제거해주는 과정이 필요하다. 본 논문에서는 3 점 메디안 필터를 사용하였으며 그림 6.2 에 필터 적용전과 적용후의 영상을 나타내었다.



(a)

(b)

그림 6.2 메디안 필터에 의한 랜덤잡음 제거

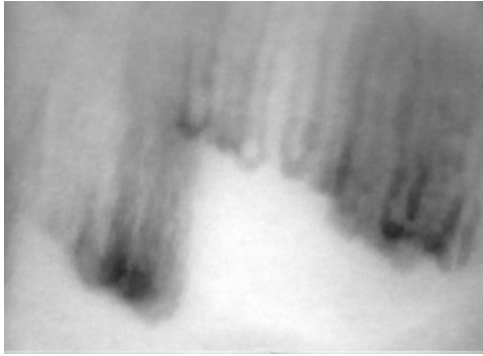
(a) 원영상 (b) 랜덤잡음 제거 후

### 6.1.3 흔들림 보정 결과

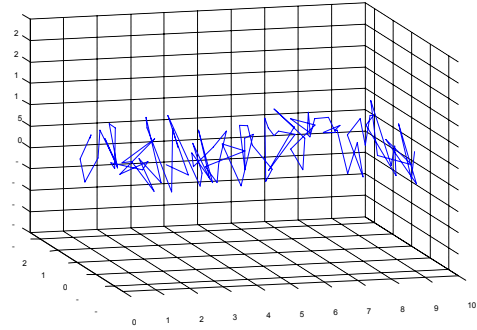
그림 6.3 은 모세혈관 영상에 대한 흔들림 보정의 결과로 총 10 프레임에 대해 보정 알고리즘을 적용하였다. 그림 6.3-(a)는 보정하지 않은 원래의 영상을 100 프레임에 걸쳐 겹쳐서 나타낸 것으로 흔들림이 계속적으로 발생함을 알 수 있다. 측정 시 피험자의 손가락을 충분히 고정시킨다 해도 현미경 렌즈의 500 배 확대 배율 때문에 호흡과 같은 미세한 움직임에도 영상이 흔들리게 된다.

그림 6.3-(b)는 흔들림이 발생한 100 프레임의 연속된 영상이 어떤 좌표로 얼마나 흔들렸는지를 분석한 결과이다. 각 프레임마다 상호상관법에 의해 얻어진 피크값으로 움직임이 발생한 좌표를 추적할 수 있으며 분석결과 x 축과 y 축으로 각각 최대  $\pm 10$ pixel 의 흔들림이 발생하였다. 한 픽셀의 흔들림이 발생하였을 경우 약  $\pm 0.02$ mm/sec 의 오차가 발생하므로  $\pm 10$  픽셀이 흔들리게 되면 약  $\pm 0.4$ mm/sec 의 측정 오차가 발생함을 의미한다. 또한 x 축과 y 축으로 일정하게 흔들리는 것이 아니라 랜덤 하게 흔들림이 발생하므로 오차의 발생을 예측하기도 어렵게 된다.

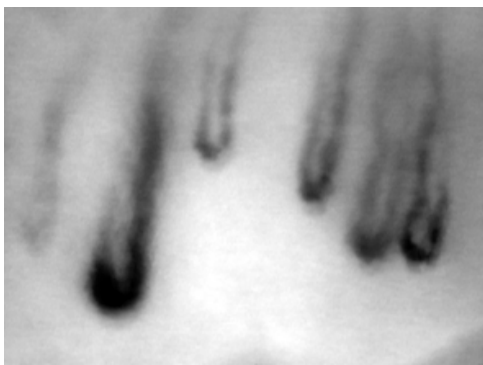
따라서 상호상관법에 의해 각 프레임간의 흔들림 좌표를 추적하여 변위가 발생 한 좌표만큼 상쇄하여 주면 그림 6.3-(d)와 같이  $\pm 3$ pixel 이내로 흔들림을 보정할 수 있으며 결과적으로 영상의 흔들림에 대해 약  $\pm 0.06$ mm/sec 의 오차범위로 보정하였다. 그림 6.3-(c)는 흔들림 보정을 실시한 후의 100 프레임의 영상을 중첩하여 나타낸 것으로 육안으로는 흔들림이 거의 관찰되지 않음을 볼 수 있다.



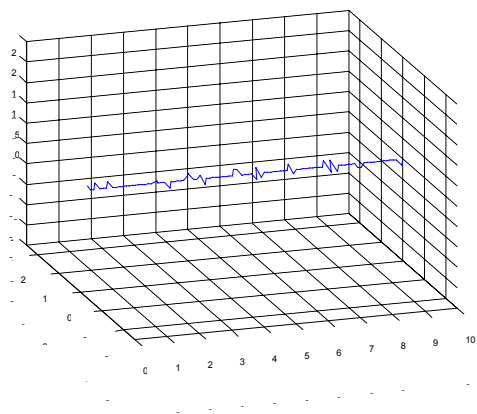
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 6.3 흔들림 보정 결과

- (a) 흔들림이 발생한 프레임들의 겹침 영상
- (b) 프레임 진행에 대한 흔들림 좌표 변화
- (c) 흔들림 보정후의 프레임 겹침 영상
- (d) 프레임 진행에 대한 흔들림 보정후의 좌표 변화

## 6.2 뉴로-퍼지에 의한 검출 가능성 판단 및 속도 검출결과

실제 측정된 데이터에 대해 프로파일 기반의 PIV 방법으로 혈류속도를 구하기 전에 선택한 부분의 영상에서 속도를 검출해낼 수 있는지를 먼저 판단해야 한다. 따라서 앞서 기술한바 와 같이 검출 가능 및 불가능 여부를 판단할 수 있는 NDEI 기준값을 찾아야 한다.

실험은 연세대학교 신촌세브란스 심혈관센터에서 23 세~55 세의 건강한 성인 남녀 11 명을 대상으로 실시되었다. 수집된 영상 프레임들을 모두 관찰하면서 혈류 속도의 측정이 가능할 정도로 폐턴의 흐름이 분명히 나타나는 시료와 측정이 불가능할 정도로 폐턴의 흐름이 보이지 않는 시료를 각각 15 개씩 선택하여 해당 프레임에서 추출한 프로파일들을 DENFIS 추론 시스템으로 분석하고 그 결과를 표 6.1 에 나타냈다. 검출 가능성을 판단하기 위한 기준값을 찾기 위해 NDEI 값을 오름차순 순서로 재배열한 결과 검출이 가능한 경우와 불가능한 경우의 경계값이 각각 0.4736 과 0.6279 이므로 그 사이값인 0.5508 이므로 이 값을 기준값으로 사용하였다. 한편 검출 가능한 경우와 불가능한 경우의 영상에 대한 평균값이 각각 0.3277 와 0.7416 로 대부분의 NDEI 값이 이 대역에 분포하고 있다.

그림 6.4 는 실제 측정의 적용예를 나타낸 것으로 영상이 획득되고 나면 원하는 영역에 직사각형으로 된 선택 툴을 이용하여 속도를 측정하고자 하는 부위를 선택한다. 선택한 부위는 선택한 순서대로 알파벳 식별문자가 부여되고 선택이 완료된 후에는 영상신호 전처리과정을 거쳐 검출이 가능한지의 여부를 판단한 뒤 검출 가능한 영역에 대해서는 프로파일을 이용하여 속도를 구하도록 하였다.

표 6.1 속도 검출 가능성 여부의 판단을 위한 NDEI 한계값 설정실험 결과

구분	시료번호	NDEI 값(오름차순 정리)
검출 가능	1	0.2155
	2	0.2339
	3	0.2434
	4	0.3014
	5	0.3089
	6	0.3111
	7	0.3118
	8	0.3249
	9	0.3266
	10	0.3434
	11	0.3604
	12	0.3718
	13	0.3784
	14	0.4089
	15	0.4746
검출 불가능	16	0.6279
	17	0.6309
	18	0.6654
	19	0.6758
	20	0.6841
	21	0.7297
	22	0.7574
	23	0.7577
	24	0.7674
	25	0.7744
	26	0.7863
	27	0.7017
	28	0.8063
	29	0.8771
	30	0.8823

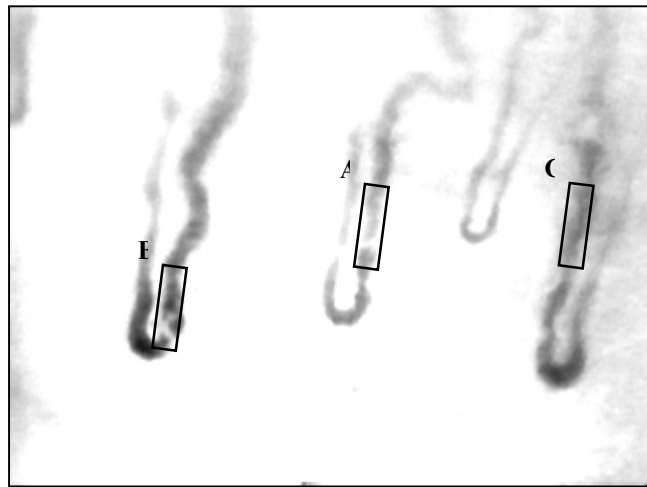
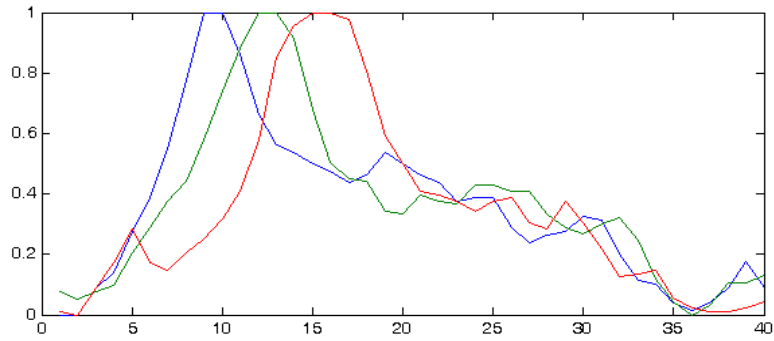


그림 6.4 속도검출을 위한 관심영역의 선택

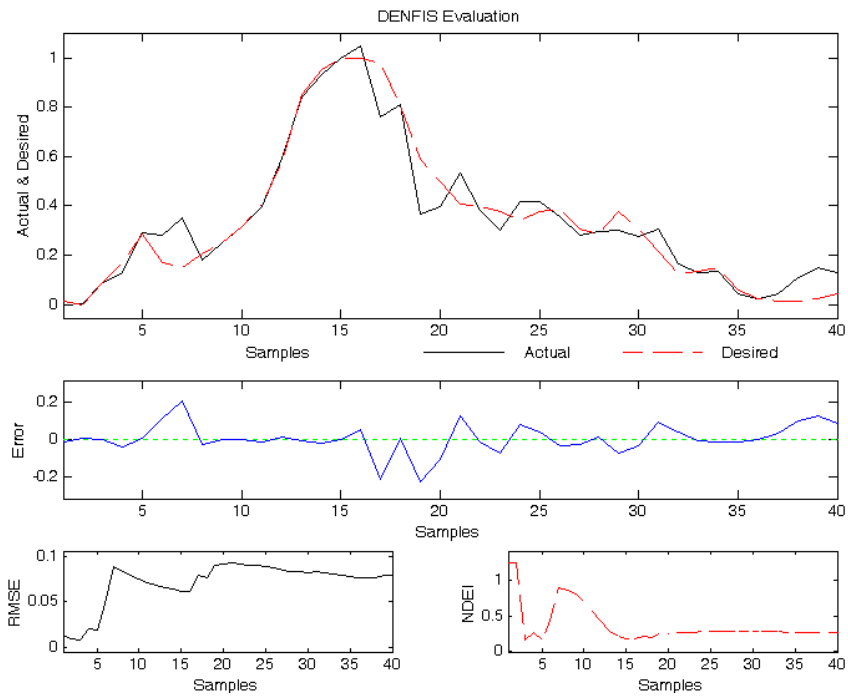
그림 6.5 와 그림 6.6 및 그림 6.7 은 각각 영역 A 와 영역 B 및 영역 C 의 프로파일에 대해 프레임 1 과 프레임 2 를 DENFIS 의 입력으로 프레임 3 을 추론하여 예측이 가능한 패턴으로 혈액이 흐르는지를 분석한 결과이다. 영역 A 와 영역 B 의 경우 NDEI 의 값이 각각 0.265 와 0.283 이었으며 이 값은 실험적으로 구한 NDEI 의 경계값인 0.5508 보다 작으므로 패턴의 예측이 가능한 경우로 혈류속도의 측정이 가능하다. 이에 반해 영역 C 의 경우는 NDEI 가 0.671 로써 경계값보다 크므로 프레임 1 과 프레임 2 로 패턴 예측이 불가능한 경우로 판단하여 속도검출이 불가능하다.

속도검출이 가능하다고 판정된 영역에 대해서만 속도계산이 이루어 지므로 영역 A 와 영역 B 에 대해서만 프레임 1 과 프레임 3 의 프로파일을 이용하여 상호상관분석을 실시하게 되며 그 결과를 그림 6.8 에 나타냈다. 영역 A 의 경우 프로파일의 패턴 지연이 5 픽셀로 계산되었고 영역 B 의 경우 패턴 지연이 3 픽셀로 계산되었다.





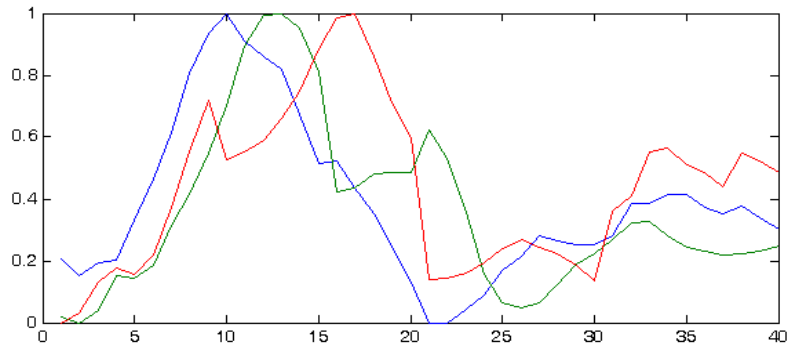
(a)



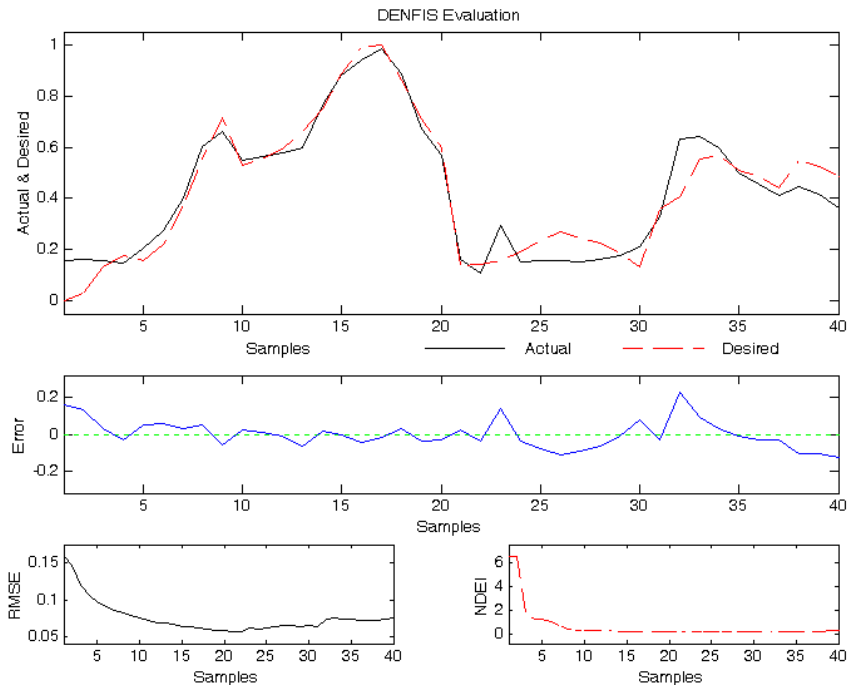
(b)

그림 6.5 영역 A 에 대한 검출 가능성 판정

(a) 입력 및 출력 프로파일 (b) DENFIS 추론 결과(NDEI=0.265)



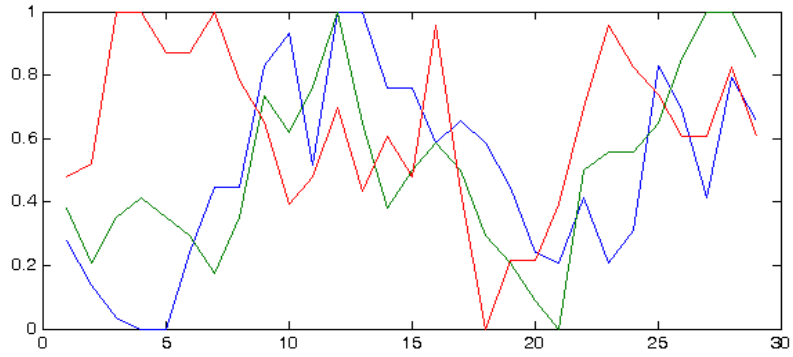
(a)



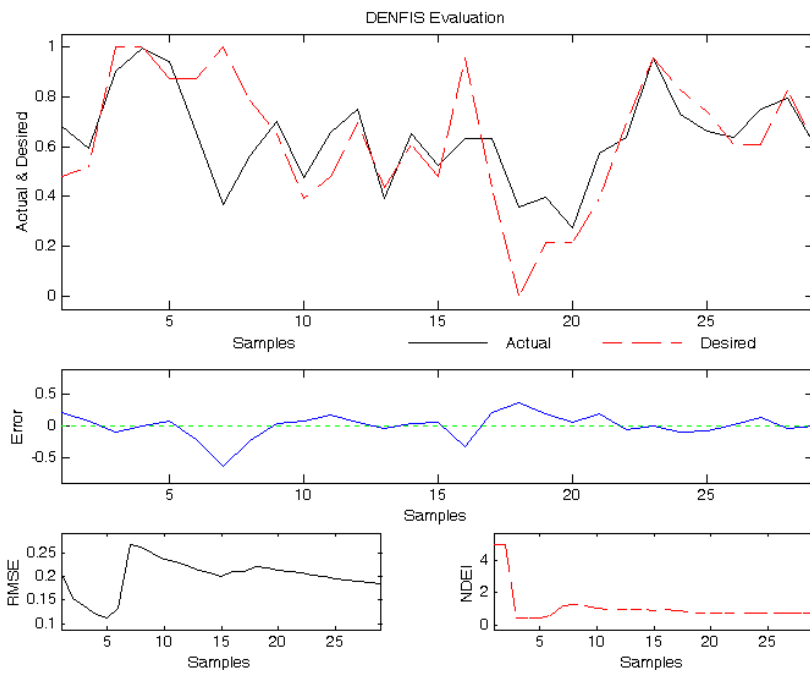
(b)

그림 6.6 영역 B에 대한 검출 가능성 판정

(a) 입력 및 출력 프로파일 (b) DENFIS 추론 결과(NDEI=0.283)



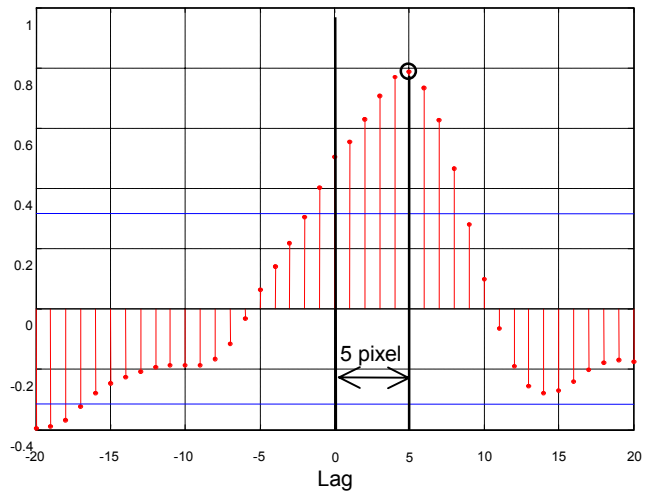
(a)



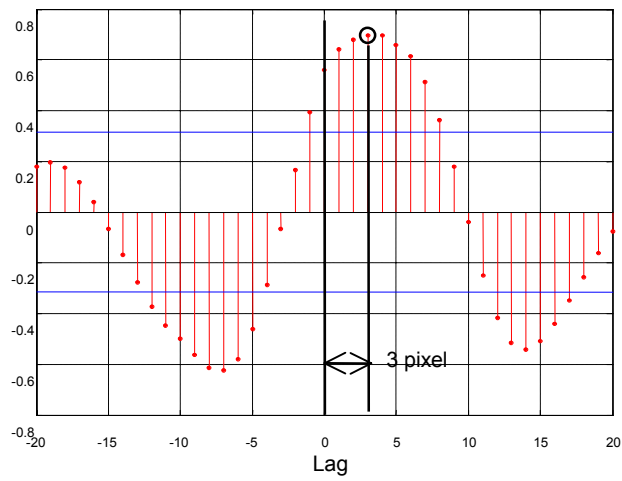
(b)

그림 6.7 영역 C 에 대한 검출 가능성 판정

(a) 입력 및 출력 프로파일 (b) DENFIS 추론 결과(NDEI=0.671)



(a)



(b)

그림 6.8 영역 A 및 영역 B에 대한 상호상관 결과

(a) 영역 A에 대한 상호상관값 (b) 영역 B에 대한 상호상관값

패턴지연을 나타내는 픽셀 단위값을 보정에 의해 구해진 수식에 적용하면 각각 다음과 같이 속도를 구할 수 있다.

$$5(\text{pixel}) \times \frac{470(\mu\text{m})}{320(\text{pixel})} \times 30(\text{frames/sec}) \cong 0.22 [\text{mm/sec}] \quad (6.1)$$

$$3(\text{pixel}) \times \frac{470(\mu\text{m})}{320(\text{pixel})} \times 30(\text{frames/sec}) \cong 0.13 [\text{mm/sec}] \quad (6.2)$$

위의 보정 수식에 의해 계산된 영역 A 와 영역 B 의 혈류속도는 각각 0.22mm/sec 와 0.13mm/sec 이다. 실질적으로 모세혈관의 혈류 속도는 항상 일정한 것이 아니므로 모니터 화면상에 나타나있는 혈관들도 모두 같은 속도로 혈액이 흐르는 것은 아니다. 따라서 측정하고자 하는 몇 개의 부위를 선택하여 그 중에서 선택적으로 결과값을 취하는 방법도 있고 또는 선택하여 검출 가능한 영역에 대해 계산된 속도값들을 평균 내서 대표값으로 사용하는 방법도 가능하다. 위의 예에서 검출된 영역의 속도 평균값을 구하면 0.18mm/sec 가 되고 이 값은 모니터상에 표시된 프레임 전체에 대한 대표값이 된다.

### 6.3 안정 상태에서의 실험결과

모세혈관 내부의 혈류속도는 피험자가 안정상태에 있을지라도 혈액성분이 지나가는 상태에 따라 변화될 수 있다. 따라서 어느 한 시점에서의 혈류 속도를 측정하는 것 보다 일정 시간을 두고 속도를 측정하여 평균적인 값을 사용하는 것이 필요하다. 표 6.2 는 피험자를 10 분간 안정시킨 후 16 초간 획득한 영상에 대해 속도를 검출한 결과이고 그림 6.9 는 그래프로 나타낸 것이다.

표 6.2 안정 상태에서의 실험결과 (단위: mm/sec)

시간 (초)	측정회수			PIV 측정값 평균	수동 측정값	차이	오차 (%)
	1	2	3				
1	0.31	0.28	0.29	0.29	0.35	0.06	16.2
2	0.18	0.14	0.15	0.16	0.22	0.06	28.3
3	0.33	0.28	0.31	0.31	0.35	0.04	12.4
4	0.31	0.29	0.28	0.29	0.35	0.06	16.1
5	0.3	0.25	0.29	0.28	0.31	0.03	9.6
6	0.45	0.44	0.45	0.45	0.44	0.01	1.5
7	0.39	0.45	0.42	0.42	0.44	0.02	4.5
8	0.18	0.17	0.16	0.17	0.13	0.04	30.7
9	0.28	0.28	0.29	0.28	0.35	0.07	19.0
10	0.25	0.2	0.22	0.22	0.22	0.00	1.5
11	0.28	0.33	0.32	0.31	0.35	0.04	11.4
12	0.21	0.18	0.19	0.19	0.22	0.03	12.1
13	0.29	0.22	0.25	0.25	0.31	0.06	18.2
14	0.31	0.33	0.31	0.32	0.35	0.03	9.5
15	0.42	0.38	0.38	0.39	0.4	0.01	1.6
16	0.12	0.12	0.11	0.12	0.09	0.03	29.6
평균	0.29	0.27	0.28	0.28	0.30	0.03	12.9

10 분간의 안정 후에 측정된 결과이지만 모세혈관 내부를 흐르는 혈액의 속도가 일정하지 않음을 알 수 있다. 수동 측정법과의 비교결과 약 12.9%의 오차가 발생하였고 16 초간의 혈류 속도를 대표할 수 있는 평균값은 0.28mm/sec 으로 계산되었다.

speed(mm/s)

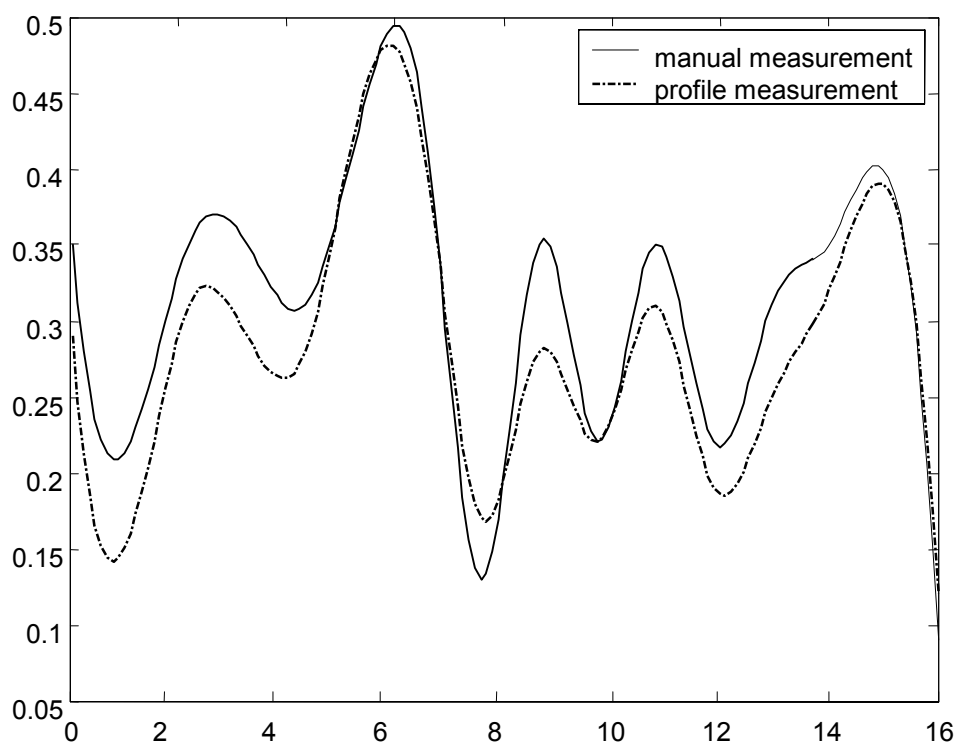


그림 6.9 안정 상태에서의 혈류속도 측정

#### 6.4 커프 가압에 의한 실험결과

안정상태의 실험이 혈류속도의 변화를 인위적으로 변화시키지 않은 상태에서 측정된 것에 반해 커프 가압실험은 인위적으로 혈류 속도의 변화를 주어 속도 변화가 계측되는지를 검증하는 실험이다. 피험자의 상완팔뚝에 혈압계용 커프를 감고 그림 6.10 과 같이 6 초간 가압한 후 감압시키는 방식으로 인위적인 혈류 흐름을 조절하도록 하였다.

표 6.3 커프가압에 의한 실험결과 (단위: mm/sec)

시간 (초)	측정회수						PIV 측정값 평균	수동 측정값	차이	오차(%)
	1	2	3	4	5	6				
1	0.11	0.13	0.17	0.22	0.11	0.33	0.18	0.19	0.01	6.2
2	0.07	0.07	0.23	0.28	0.14	0.24	0.17	0.16	0.01	7.3
3	0.11	0.10	0.19	0.27	0.07	0.22	0.16	0.14	0.02	13.2
4	0.06	0.08	0.23	0.06	0.04	0.13	0.10	0.10	0.00	0.0
5	0.04	0.08	0.09	0.05	0.04	0.09	0.07	0.07	0.01	7.1
6	0.04	0.04	0.08	0.04	0.03	0.05	0.04	0.03	0.01	33.2
7	0.14	0.04	0.03	0.15	0.04	0.04	0.07	0.09	0.02	24.3
8	0.35	0.07	0.31	0.22	0.06	0.08	0.18	0.19	0.01	4.7
9	0.26	0.08	0.34	0.53	0.18	0.43	0.30	0.28	0.02	8.2
10	0.30	0.11	0.36	0.35	0.36	0.35	0.31	0.29	0.02	5.4
11	0.28	0.15	0.26	0.33	0.36	0.36	0.29	0.26	0.03	12.2
12	0.36	0.07	0.08	0.13	0.19	0.33	0.19	0.21	0.02	8.6
평균	0.17	0.09	0.19	0.21	0.14	0.22	0.17	0.16	0.01	10.7



실험 결과 가압을 시작함과 동시에 혈관이 폐색되어 0.2mm/sec 이었던 혈류속도가 가압이 완료된 6 초경에는 0.05mm/sec 로 거의 혈액이 흐르지 않았고 감압이 개시된 후에는 점차 속도가 증가하다가 완전히 개방된 후에는 막혔던 혈액이 일시적으로 다량 모세혈관으로 흐르면서 속도가 0.3mm/sec 까지 증가하였다가 다시 원래의 속도인 0.2mm/sec 로 회복되었다.

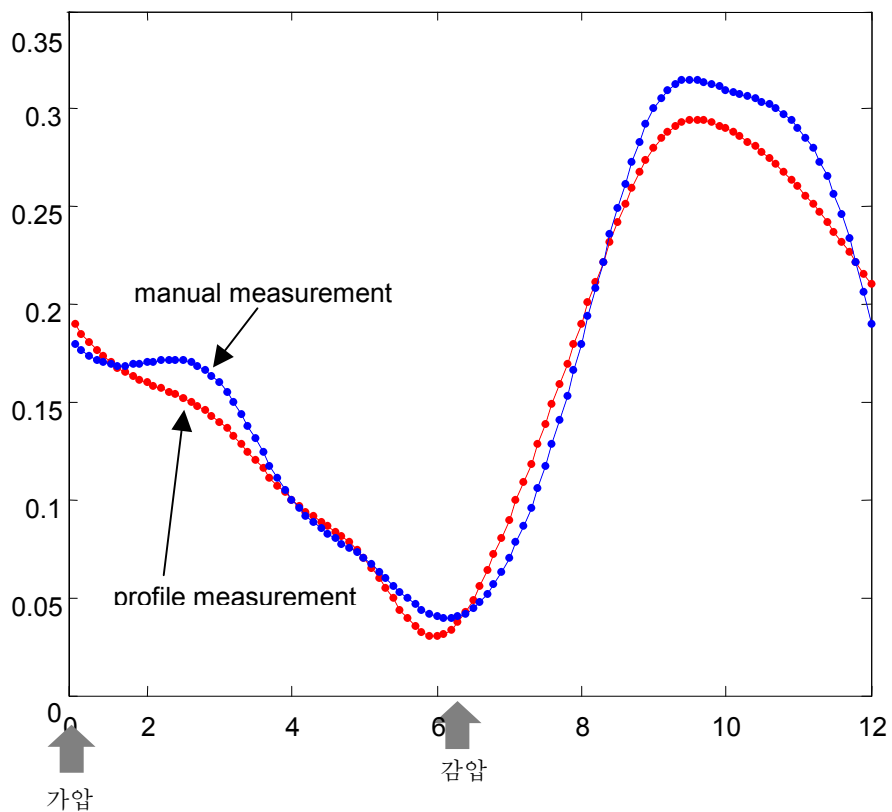


그림 6.10 커프 가압 및 감압 상태에서의 혈류속도 측정

## 제 7 장 결 론

본 논문에서는 모세혈관 영상으로부터 혈류속도를 검출하고 검출가능성 유무를 판단할 수 있는 기법을 제안하였다. 이를 위하여 영상을 획득하고 PIV 기법을 적용하였는데 기존의 기법은 입자 패턴을 추적하도록 되어있었기 때문에 비정형질 형태의 혈류 영상에 적용하기에는 한계가 있다. 따라서 모세혈관 내 혈액의 흐름을 검출하기에 적합하도록 입자패턴 기반이 아닌 프로파일을 기반으로 하여 상호상관분석을 이용하여 혈류 속도를 검출하였다.

촬영된 영상은 농도를 균일하게 분포시키는 농도 평탄화 과정과 유입되는 랜덤잡음을 제거하기 위해 메디안 필터를 적용시켰다. 또한 고배율의 촬영으로 인해 발생하는 영상의 흔들림 현상을 보정하는 전처리 과정을 적용시켰고, 입력된 영상에서의 실제 변위값을 측정하기 위해 마이크로 눈금자를 촬영하여 보정을 실시하였다.

전처리된 영상으로부터 선택된 영역의 프로파일을 각 프레임마다 추출하였고 상호상관분석에 의해 속도를 구하기 전에 해당 영역에서 속도 검출이 가능한지의 여부를 뉴로-퍼지의 기법중의 하나인 DENFIS 를 이용하여 판단하도록 하였다. 속도 검출이 가능한 영상은 프레임이 진행되더라도 프로파일의 패턴이 유사하게 이동하므로 이전의 두 프레임을 통하여 다음 프레임에서의 프로파일을 예측할 수 있다. DENFIS 추론 시스템에 이전 두 프레임의 프로파일을 입력으로 하고 다음 프레임을 출력으로 하여 추론 가능한 정도를 NDEI 값을 이용하여 판단하도록 하였다.

측정값에 대한 신뢰성 평가를 위해 안정상태 및 커프 가압 실험결과를

기준에 사용되던 수동 측정법과 비교하였다.

위의 모든 과정을 통하여 구해진 결과를 통하여 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- (1) 모세혈관 영상을 상호상관분석을 통하여 흔들림을 보정함으로써 보정전의 약 30% 수준으로 흔들림을 줄일 수 있었다.
- (2) 뉴로-퍼지를 이용하여 프로파일 패턴의 예측 가능성을 판단함으로써 상호상관계수를 비교하는 것으로는 판단하기 어려운 경우에도 동일한 패턴 진행의 여부를 판단할 수 있었다.
- (3) DENFIS의 추론 결과로 발생된 NDEI 값을 이용하여 패턴의 예측가능성을 판단할 수 있었다.
- (4) 프로파일에 대한 상호상관분석법에 의해 모세혈관 내부를 흐르는 혈액의 속도를 검출할 수 있었으며 안정 상태와 커프실험 결과 수동 측정법과 비교하여 각각 12.9%, 10.7%의 검출 오차를 나타내었다.
- (5) 본 논문에서 제안한 모세혈관 혈류속도 측정 기법을 이용하면 말초혈관 혈액순환장애와 같은 순환 및 혈관계통의 질환에 대한 진단 지표 및 치료의 진행상태 판단에 중요한 임상적 정보를 제공할 수 있을 것이다. 또한 혈액순환 개선을 위한 약물의 효과 분석에도 정량적인 정보를 제공할 수 있을 것을 기대된다.

현재는 아날로그 방식의 CCD 카메라를 이용하여 비교적 저속 및 저해상도의 영상을 획득하였는데 향후 고속 촬영 및 고해상도를 지원하는 디지털 방식의 촬영 장치를 이용한다면 더욱 정밀하고 신뢰성 있는 속도 검출이 가능할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Lora G. Weiss, “Bloodflow velocimetry using wideband signals and wavelet transforms” , Engineering in Medicine and Biology Society 16th Annual International Conference of the IEEE, pp.1222–1223, 1994
- [2] Laura S. Rogers, Carl Bowling, “Automatic Fluid Velocity Detection Methods for Digital Angiography” , Biomedical Engineering Conference 1995., Proceedings of the 1995 Fourteenth Southern, pp.23–26, 1995
- [3] Kosuke Tsukada, Haruyuki Minamitani, Eiichi Sekizuka, Chikara Oshio, “Blood Flow Measurement System for Microcirculation by Image Correlation Method” ,18th Annual International Conference of IEEE EMBS 1997, Vol.2, pp.684–685, 1997
- [4] Robin Shandas, “In Vitro measurement of the vena contracta for stenotic valves using laser induced fluorescence imaging and digital particle image velocimetry: Comparison with ultrasound Doppler” , Engineering in Medicine and Biology Society, 1996. Bridging Disciplines for Biomedicine., 18th Annual International Conference of the IEEE, Vol.3, pp.1345–1346, 1997
- [5] P.J.Bryanston–Cross, “Two Application Examples of Long Range Transonic PIV Measurements” , Instrumentation in Aerospace Simulation Facilities, 1993. ICIASF '93 Record. International Congress on 1993, pp.47–59, 1993
- [6] A.Karbassian, M.Ahmadi, G.W.Rankin,R.Hashemian, “Application of

2-D Filtering in Determination of the Velocity of Flow Fields” , 18th Annual International Conference of IEEE EMBS 1997, Vol.1, pp.184–185, 1997

[7] Michael L. Jakobsen, William J. Hossack, and Clive A. Greated, “Particle image velocimetry analysis using an optically addressed spatial light modulator: effects of nonlinear transfer function” , APPLIED OPTICS, Vol.34, No.11, 1995

[8] Jaap AJ, Mawson DM, Shore AC, Tooke JE,” The foot pump increases nutritive capillary blood flow in diabetic patients with previous neuropathic ulceration” , Diabetic Medicine, Vol.9, No.2, pp.517–518, 1992

[9] M.Stucker, V.Baier, T.Reuther, K.Hoffmann, K.Kellam, P.Altmeyer, “Capillary Blood Cell Velocity in Human Skin Capillaries Located Perpendicularly to the Skin SurfaceL Measured by a New Laser Doppler Anemonmeter” , Microvascular Research, Vol.53, pp.188–192, 1996

[10] O Arend, M Raffer, A Remky, “Macular circulation in patients with diabetes mellitus with and without arterial hypertension” , Br J Ophthalmol, Vol.8 No.4, pp.1392–1396, 2000

[11] C. D. Meinhart, S. T. Wereley, J. G. Santiago, “PIV measurements of a microchannel flow” , Experiments in Fluids, Vol.2 No.7 pp.414–419, 1999

[12] M.F.Meyer, H.Schatz, “Influence of metabolic control and duration of disease on microvascular dysfunction in diabetes assessed by laser Doppler anemometry” , Exp Clin Endocrinol Diabetes, Vol.106, pp.395–

403, 1998

[13] S.J.Morris, S.Kunzekk and A.C.Shore, “The effect of acetylcholine on finger capillary pressure and capillary flow in healthy volunteers” , Journal of Physiology, Vol. 494, No.1, pp.307–313,1996

[14] Orsolya genzel–borovoczeny et al, ” Orthogonal Polarization Spectral Imaging (OPS): A Novel Method to Measure the Microcirculation in Term and Preterm Infants Transcutaneously” , International Pediatric Research Foundation, Vol.51, No.3, pp.134–138, 2002

[15] UC Reddy and NM Komerath, “Velocity field measurements in 3D rotor flow” , The seventh asian congress of fluid dynamics, pp.8–12, 1997

[16] Douglas P. Hart, “The Elimination of Correlation Errors in PIV Processing” , International Symposium on Applications of Laser Techniques to Fluid Mechanics, pp.293–295, 1998

[17] Tsukada Kosuke, Minamitani Haruyuki, Sekizuka Eiichi, Oshio Chikara, “Image correlation method for measuring blood flow velocity in microcirculation: correlation `window' simulation and in vivo image analysis” , Physiological measurement, Vol.21 No.4, pp.459–471, 2000

[18] Regan, D., “Binocular correlates of the direction of motion in depth” , Vision research, Vol.33, No.16, pp.2359–2360, 1993

[19] Masuda T., Yamamoto, K., Yamada H., “Detection of partial symmetry using correlation with rotated–reflected images” , Pattern recognition, Vol.26, No.8, pp.1245–1253, 1993

[20]Shear, J. B., Colon, L. A., Zare, R. N., “Automated Velocity

- Programming for Increased Detection Zone Residence Times in Capillary Electrophoresis” , Analytical chemistry, Vol.65, No.24, pp.3708–3715, 1993
- [21] Stuecker, M., Baier, V., Reuther, T., Hoffmann, K., Kellam, K., “Capillary Blood Cell Velocity in Human Skin Capillaries Located Perpendicularly to the Skin Surface: Measured by a New Laser Doppler Anemometer” , Microvascular research, Vol.52, No.2, pp.188–192, 1996
- [22] Ohnishi, Y., Fujisawa, K., Ishibashi, T., Kojima, H., “Capillary blood flow velocity measurements in cystoid macular edema with the scanning laser ophthalmoscope” , American journal of ophthalmology, Vol.117, No.6, pp.820–825, 1994
- [23] Mawson, D. M., Shore, A. C., ” Comparison of CapiFlow and frame by frame analysis for the assessment of capillary red blood cell velocity” , Journal of medical engineering & technology, Vol.22, No.2, pp.53–63, 1998
- [24] Tompkins WR, Monti R, Intaglietta M, “Velocity measurement by self-tracking correlator” , Rev Sci Instrum, Vol.45, pp.647–649
- [25] Xu-Sheng Zhang and Rob J. Roy, “Derived fuzzy knowledge model for estimating the depth of anesthesia” , IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 48, No. 3, pp. 312–323, 2001
- [26] Roger Jang and Chuen-Tsai Sun, “Neuro-Fuzzy Modeling and Control” , Proceeding of IEEE, Vol. 83, pp. 378–390 , 1995
- [27] Nikola K. Kasabov, Senior Member, IEEE, and Qun Song, “DENFIS: Dynamic Evolving Neural-Fuzzy Inference System and Its Application for

Time-Series Prediction” , IEEE trans. Fuzzy Systems, Vol.10, No.2, pp.144–154, 2002

[28] Takagi, T. and Sugeno, M., “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control” , IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.15, pp.116–132, 1985

[29] Jang, R., “ANFIS: adaptive network-based fuzzy inference system” , IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.23, No.3, pp.665–685, 1993

[30] Kasabov, N. “Evolving Fuzzy Neural Networks for On-line, Adaptive, Knowledge-based Learning” , IEEE Transactions of Systems, Man, and Cybernetics, B - Cybernetics, Vol.31, No.13, pp.543–549, 2001

[31] Kasabov, N., J. S Kim, M. Watts, A. Gray, “FuNN/2– A Fuzzy Neural Network Architecture for Adaptive Learning and Knowledge Acquisition” , Information Sciences Applications, Vol.101, No.3, pp.155–175, 1997

[32] Maeda, M., Miyajima, H. and Murashima, S., “A self organizing neural network with creating and deleting methods” , Nonlinear theory and its applications, Vol.1, pp.397–400, 1996

[33] “Neural Network Toolbox user’ s guide” , The MATH WORKS Inc. pp.33–34, 1996

[34] “Optimization Toolbox User’ s Guide” , The MATH WORKS Inc., pp.19–24, 1996.

[35] Takagi, T. and Sugeno, M., “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control” , IEEE Trans. on Systems, Man, and



Cybernetics, Vol.15, pp.116–132, 1985

[36] Kim, Y.-T., “Mean Separate Bi–Histogram Equalization: A Novel Extension of Histogram Equalization Preserving Brightness” , Signal and image processing: SIP–96, pp.310–314, 1996

[37] Chen, T., Wu, H. R., “Application for Partition–Based Median Type Filters for Suppressing Noise in Images” , IEEE transactions on image processing, Vol.10, No.6, pp.829–836, 2001

[38] Chen, Tao, Wu, Hong Ren, “Space variant median filters for the restoration of impulse noise corrupted images” , IEEE transactions on circuits and systems, Vol.48, No.8, pp.784–789, 2001

# **ABSTRACT**

## **A Study on Measurement of Capillary Blood Flow Velocity using Neuro-Fuzzy and PIV**

**Cha, Dong\_Ik**

**Dept. of Biomedical Engineering**

**The Graduate School**

**Yonsei University**

Capillary blood flow velocity is an important factor for estimation of homeostasis in tissue fluid since capillaries play a vital role in the exchange of nutrients and waste products. The former measurement method of blood flow velocity has disadvantages of tracking particle pattern during flow and requiring many experiences of measurement. These mean that it has limitation of using for non-particle type image of capillary blood flow and examiner must select manually detecton periods of frame.

This paper describes measurement method of blood flow velocity from capillary images and decision method of possibility for velocity measurement by neuro-fuzzy. After image acquisition, PIV method was used for detection of capillary blood flow velocity.

For using proposed method, capillary blood flow image was magnified by 500 times and acquired by speed of 30 frames per second with 320x240 resolution. And

then, pre-processing that is contrast equalization and median filter for elimination of random noise was adopted. The tremble of image due to high magnification was compensated by cross-correlation method over all pixels of image frame, and blood flow velocity was measured by acquired frame image of micro-grid ruler for calibration process.

After line profiles of each frame were extracted from pre-processed image, a possibility of velocity detection was estimated by DENFIS one of many neuro-fuzzy algorithms and capillary blood flow velocity was calculated from cross-correlation of each profile. The former two profiles and the next profile were set up two inputs and one output respectively. A possibility of velocity detection was estimated by using NDEI value which is represented how to predict accurately the next output profile using two input profiles.

In order to estimate reliability of measurement result, result of manual measurement method was compared with result of proposed method by experiment for measuring blood flow velocity in subject's stable status and in a cuff inflated status. After above processes, final conclusions were shown as follows.

- (1) The tremble rate of image was reduced to 30% of original image by using the trembling compensation process.
- (2) Even if it was difficult to estimate manually which was available or not to measure blood flow velocity, proposed method could estimate a possibility of velocity detection from adopting neuro-fuzzy algorithm.
- (3) By using NDEI derived from DENFIS process, the prediction of profile pattern was estimated.
- (4) Capillary blood flow velocity was measured by cross-correlation of profiles.

As result, velocity detection errors for experiments in stable status and in cuff inflating status between manual measurement method and proposed method were 12.9% and 10.7%, respectively.

---

Key words: capillary, blood flow velocity, PIV, cross-correlation, profile, neuro-fuzzy, DENFIS