2014년 1월 전자공학회 논문지 제 51권 제 1 호
Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers Vol. 51, NO. 1, January 2014 http://dx.doi.org/10.5573/ieie.2014.51.1.185

논문 2014-51-1-23

맥파의 특징점 추출 방법에 따른 만성위염 판별 모형

(Classification Model of Chronic Gastritis According to The Feature Extraction Method of Radial Artery Pulse Signal)

최 상 호*, 신 기 영**, 김 재 욱***, 진 승 오**, 이 태 범**

(Sang-Ho Choi, Ki-Young Shin©, Jeauk Kim, Seung-Oh Jin, and Tea-Bum Lee)

요 약

한국에서 만성위염은 10명당 한 명 꼴로 발생하는 질병이다. 만성위염을 진단하기 위해서 일반적으로 내시경 검사를 하지만 이는 환자에게 고통을 주고 비용이 비싸다는 단점을 가지고 있다. 한편 비침습적이고 저비용인 전통한방의학의 맥진에 따르면, 오른쪽 손목의 '관' 위치에서 비위의 기능적 이상을 진단할 수 있다. 본 연구에서는, 전통한방의학의 견해에 따라 오른쪽 손목 '관' 부위의 맥파를 분석하여 만성위염 판별모델을 개발하였다. 모델의 판별률을 비교하기 위해, 피크-밸리 검출법과 가우시안 모델을 적용한 상이한 방법의 특징점 추출방법에 대해 선형판별분석 기법과 로지스틱 회귀분석법을 적용해 보았다. 그 결과, 판별모델과 특징점 추출 방법에 따라 77%~89%의 민감도와 72%~83%의 특이도를 보였고 각 모델의 평균 판별률은 약 80% 내외로 얻어졌다. 구체적으로, 가우시안 모델이 상대적으로 우수한 민감도(89.1%와 87.5%)를 보인 반면, 피크-밸리 검출법은 우수한 특이도(82.8%와 81.3%)를 보였고, 평균적인 판별률에 있어서는 가우시안 모델이 1.2% 정로 앞섰다(80.9% vs 79.7%). 결론적으로, 전통의학적 맥진원리에 기반한 요골동맥 맥파의 특성을 이용하여 유의미한 만성위염 판별모델을 얻을 수 있었고, 민감도에 있어서 가우시안 모델이 더 우수하였고, 특이도에 있어서 피크-밸리 검출법이 더 우수하였다.

Abstract

One in every 10 persons suffer from chronic gastritis in Korea. Endoscopy is most commonly used to diagnose the chronic gastritis. Endoscopic diagnosis is precise but it is accompanied with pain and high cost. According to pulse diagnosis in Traditional East Asian Medicine, health problems in stomach can be diagnosed with radial pulse signals in 'Guan' location in the right wrist, which are non-invasive and cost-effective. In this study, we developed a classification model of chronic gastritis using pulse signals in right 'Guan' location. We used both linear discrimination method and logistic regression model with respect to pulse features obtained with a peak-valley detection algorithm and a Gaussian model. As a result, we obtained sensitivity ranged between 77%~89% and specificity ranged between 72%~83% depending on classification models and feature extraction methods, and the average classification rates were approximately 80%, irrespective of the models. Specifically, the Gaussian model were featured by superior sensitivities (89.1% and 87.5%) while the peak-valley detection method showed superior specificities (82.8% and 81.3%), and the average classification rate (sensitivity + specificity) of the Gaussian model was 80.9% which was 1.2% ahead of the peak-valley method. In conclusion, we obtained a reliable classification model for the chronic gastritis based on the radial pulse feature extraction algorithms, where the Gaussian model was featured by outperformed sensitivity and the peak-valley method was featured by outperformed specificity.

Keywords : Chronic gastritis, Pulse diagnosis, Radial pulse, logistic regression model

* 학생회원, 성균관대학교(Sungkyunkwan University)
** 정회원, 한국전기연구원(Korea Electrotechnology Research Institute)
*** 정회원, 한국한의학연연구원(Korea Institute of Oriental Medicine)
© Corresponding Author(E-mail: kyshin@keri.re.kr)
※ 이 논문은 지식경제부의 산업원천기술개발사업(과제번호:10028436, 10028438)과 한국한의학연구원 주요사업(과제번호:K14311)의 지원으로 수행되었음
접수일자: 2013년9월25일, 수정완료일: 2014년1월2일

Ⅰ. 서 론

한의학에서 맥진의 의의는 인체의 건강상태를 살피고, 정상인의 평맥(平脈)으로부터 환자의 병맥(病脈)을 분석해내며, 병이 어느 위치에 있고 어떤 특성을 나타내는지 살피는 것이다. 또한 질병의 진퇴 예후를 판단하는데도 도움을 준다[1]. 맥진은 한의사가 손가락으로 환자 손목의 요골동맥을 짚어 맥박이 손가락에 닿는 느낌에 근거하여 병세를 감별하는 진찰방법이다[2]. 이러한 맥진은 환자의 질병을 알아내거나 체질을 판별하는 데에 중요한 진찰방법이다. 하지만 맥진은 한의사들의 지식과 경험에 의하여 정성적으로 행해지는 문제점을 가지고 있다. 따라서 정량적으로 맥파를 측정하고 맥진 방법을 객관화 하고 표준화 할 필요가 있다. 맥파 진단을 컴퓨터화할 경우 객관적이고 정량적인 분석을 할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 최근에 많은 연구자들이 맥파 진단에 대해 연구를 하고 있다[3~8]. 또한 맥파를 통해 질병을 진단하는 연구도 수행되고 있다[8~10].

한국에서 만성위염은 10명당 한 명 꼴로 발생하는 질병이다. 만성위염은 위선암 발병율을 증가시키기 때문에 빨리 발견을 하고 지속적으로 관리해야 한다[11]. 서양의학에서는 만성위염을 진단하기 위해서 내시경 조사를 한다. 하지만 이 방법은 환자에게 고통을 주고 조사하는 시간이 많이 걸리며 비용이 비싸다는 단점을 가지고 있다. 한편 전통 한방 의학에서 왼쪽 오른쪽 손목의 '촌', '관', '척' 위치에는 각각 대응하는 기관들이 있다고 한다. 이에 따르면 오른쪽 손목의 '관' 부위는 위(胃)와 관련이 있다[12]. 따라서 만성위염을 가진 환자와 정상인의 맥파를 오른쪽 손목의 '관' 부위에서 측정하여 진단할 수 있다. 맥진을 통하여 만성위염을 진단할 수 있지만 앞서 언급하였듯이 한의사들의 지식과 경험에 의존한다는 문제점을 가지고 있다. 따라서 맥진을 자동화하여 만성위염을 진단할 필요성이 있다. 선행 논문에서 가우시안 모델을 맥파에 적용시켜 특징점을 추출한 후 Fuzzy C-Means 알고리즘을 사용하여 정상인과 만성위염 환자를 분류하는 연구가 수행되었다[10]. 맥파의 특징점을 추출하는 방법에는 크게 두 가지가 있다. 피크-밸리 검출법과 가우시안 모델을 적용시킨 검출법이 있다. 피크-밸리 검출법은 맥파의 특징점을 추출하기 위한 전통적인 방법이다[13~14]. 최근에는 가우시안 모델을 적용시켜 특징점을 추출하는 방법도 연구에 사용되고 있다[15~16].

본 연구에서는 맥진을 자동화하기 위해서 맥파의 두 가지 특징점 추출방법 중 어떤 방법이 정상인과 만성위염 환자의 분류율이 높은지 검증하고 비교하였다.

Ⅱ. 본 론

1. 실험 방법

맥파는 만성위염을 가진 환자 64명 (남자: 36 여자: 28) 과 정상인 64명 (남자: 32 여자: 32) 에게 측정하였다. 피험자의 평균 연령은 67.3(±4.9)이며 인구학적 특성은 표 1과 같다. 본 연구는 대전대학교 천안한방병원 임상시험심사위원회의 승인을 받아 2011년 4월에서 8월까지 진행되었다(IRB No. M2011-01-2).

한의계에 많이 보급된 맥진기인 희수식 맥진기의 해석 방식에 따르면 오른쪽 손목 표면 정도 깊이의 '관' 부위는 위(胃)와 관련이 있다고 한다. 표 2는 '촌', '관', '척' 부위의 깊이에 따라 대응하는 기관들이다[12].

따라서 본 연구에서는 오른쪽 손목의 '관' 부위에 30 mmHg 부터 230 mmHg까지 다른 5개의 압력을 순차적으로 가하여 맥파를 측정하였다. 맥파는 각 단계별로 최소 5개 이상의 파형을 얻기 위해서 5초 동안 압력을 가했으며 7개의 압력센서로 구성된 센서 모듈로 측정하였다. 본 연구에서는 그림 1. (a) 의 맥파 측정기기를 사용하여 데이터를 얻었으며 사용된 센서 모듈은 그림 1. (b) 와 같다.

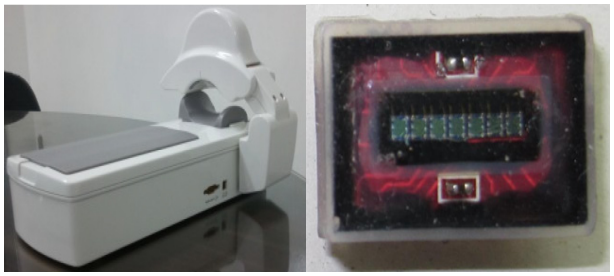
맥파 측정기기를 이용하여 측정된 맥파의 예를 그림 2에 나타내었다. 7개의 그래프는 각각 7개의 센서에서

표 1. 피험자의 인구학적 특성
Table 1. The features of subjects.

	Normal			Patient		
	Height	Weight	Age	Height	Weight	Age
Male	167.0	70.1	67.7	164.0	62.9	68.9
Female	150.6	56.5	66.5	153.9	58.6	65.5

표 2. 오른쪽 손목에서 맥진 부위와 대응하는 기관
Table 2. The pulse diagnosis positions of the right wrist and their relationship to the organs.

Position	Deep	Superficial
Cun	Lung	Large intestine
Guan	Spleen	Stomach
Chi	Pericardium	Triple Heater



(a) (b)

그림 1. (a) 맥파 측정 기기 (Mac-01, HuBDIC, Korea), (b) 7개의 압력센서로 구성된 센서 모듈
Fig. 1. (a) Pulse-taking device (Mac-01, HuBDIC, Korea), (b) Sensor module consisting of seven pressure sensors.

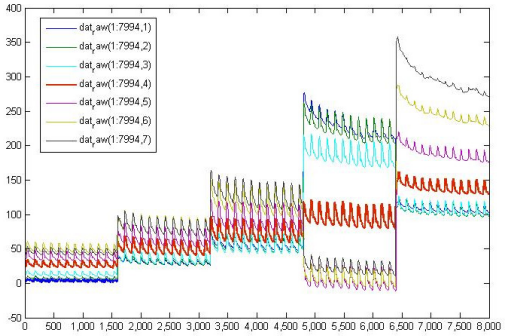


그림 2. 센서모듈에서 측정된 7개의 맥파
Fig. 2. The measured seven pulse signal from sensor module.

측정된 맥파를 나타낸다. 7개의 그래프 중에서 각 단계별로 파형의 형태가 온전하고 단계가 증가할수록 크기가 증가하는 그래프 하나를 선택하였다. 대체적으로 4번째 센서에서 측정된 데이터 파형이 신호 대 잡음비가 가장 좋았다. 선택한 그래프를 5개의 가압 단계로 나눈 후 각 단계 파형들의 DC 오프셋 전압을 제거하기 위하여 차단주파수가 0.002 Hz인 3차 버터워스 고역통과 필터를 사용하였다. 필터 처리를 한 후 각 단계별로 5개의 한 주기 파형들을 추출하였다.

2. 특징점 추출 방법

각 가압단계에서는 피험자의 분당 맥박수에 따라 8~12개의 파형이 나타났다. 이 파형을 앞선 언급한 전처리 과정을 거쳐 DC 오프셋을 제거하였다. 각 단계별로 시작 및 끝부분의 파형은 가압력의 변화에 따라 맥파가 왜곡되기 때문에 제외시켰다. 그리고 충격파와 중복파가 온전하게 측정된 5개 파형을 추출하였다. 이 5개의 파형을 이용하여 각 가압단계에 대한 평균 파형을 생성하였다.

정상인과 환자간의 차이점을 비교분석하기 위해서 파형에서 특징점을 추출해야 한다. 특징점 추출 방법에는 두 가지가 있다. 첫번째로, 피크점과 밸리점에 대응하는 시간과 진폭을 추출하는 것이다[3]. 이것은 맥파를 분석하기 위한 종래의 방법이다.

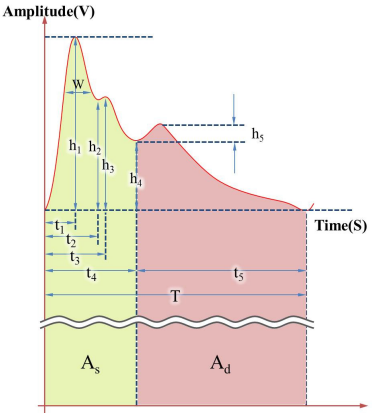


그림 3. 한 주기 맥파 신호의 구성[14]
Fig. 3. Shape features of pulse waveforms[14].

표 3. 맥파에서의 14개 특징점[14]
Table 3. Fourteen feature parameters of pulse wave[14].

파리미터	설 명
h_1	심장 수축때 좌심실이 동맥을 향해 혈액을 박출 할 때 동맥관의 확장에 의해 발생하는 충격파의 피크 진폭 값
h_2	충격파의 밸리 진폭 값
h_3	동맥관이 확장되었다가 복원될 때 나타나는 조랑파의 진폭 값
h_4	심장 판막이 닫히면서 심장이완이 시작될 때 발생하는 절흔파의 진폭 값
h_5	판막이 닫히면서 대동맥을 향해 흐르던 혈액이 판막에 부딪혀 발생하는 절흔 기준 중복파 높이
t_1	충격파의 피크점 출현 시간
t_2	충격파의 밸리점 출현 시간
t_3	조랑파 출현 시간
t_4	절흔파 출현 시간
t_5	절흔파에서 맥파 끝부분까지 걸린 시간
T	맥파 주기
A_s	수축기 면적
A_d	이완기 면적
W	충격파 폭

맥파를 분석하기 위해 표 3과 같은 14개의 특징점들을 먼저 추출한다. 그림 3은 특징점들을 맥파에 나타낸 것이며, 14개의 특징점들은 맥파를 표현하기 위한 지표들이다. 한 주기의 맥파는 충격파, 조랑파, 중복파로 구성된다. 그림 3에서 충격파는 첫 번째 피크점 h_1이 나타나는 부분이고 조랑파는 두 번째 피크점 h_3 부분이다. 마지막으로 중복파는 피크점 h_4+h_5 가 나타나는 부분이다. 14개의 특징점들은 파형의 형태를 판별하는데 사용된다.

맥파마다 변동이 심하기 때문에 표 3과 같은 14개의 특징점들을 모두 추출하기에는 어려움이 있다. 특히 조랑파의 경우 어떤 맥파는 가 보다 크기도 하며 아예 나타나지 않는 경우도 있다. 본 논문에서는 맥파 마다 조랑파가 명확하게 나타나지 않은 경우가 빈번하였기에 특징점을 추출하지 않았다.

특징점을 추출하는 두 번째 방법은 가우시안 모델을 사용하는 것이다. 그림 4는 본 연구에서 측정한 전형적인 한 주기 맥파이다. 이 맥파에서는 조랑파가 없는 것을 확인 할 수 있다. 한 주기 맥파는 첫번째 파형과 더 작은 진폭을 가지고 위상이 이동된 두번째 파형이 중첩된 것으로 볼 수 있다. 첫 번째 파형은 충격파이며, 두 번째 파형은 중복파이다. 구별되는 두 개의 파형은 심장의 주기적인 수축과 이완에 의해서 나타난다. 맥파에서 두개의 파형을 추출하는 것이 진단을 할 때 중요한 의미를 갖는다.

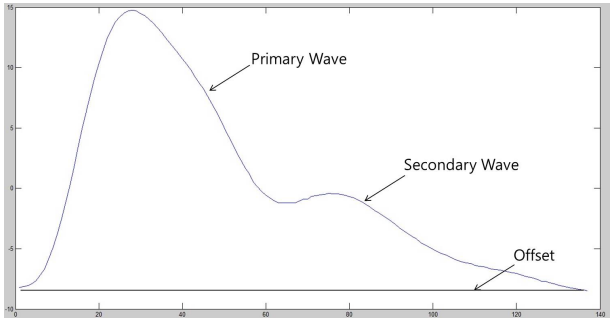


그림 4. 한 주기 맥파 신호의 구성[16]
Fig. 4. Illustration of the decomposition of a single-period pulse signal[16].

두 개의 파형은 '벨 모양' 곡선이기 때문에 2개의 가우시안 함수의 합으로 나타낼 수 있다. 따라서 맥파는 식 (1)과 같이 두개의 가우시안 함수와 오프셋의 합이다.

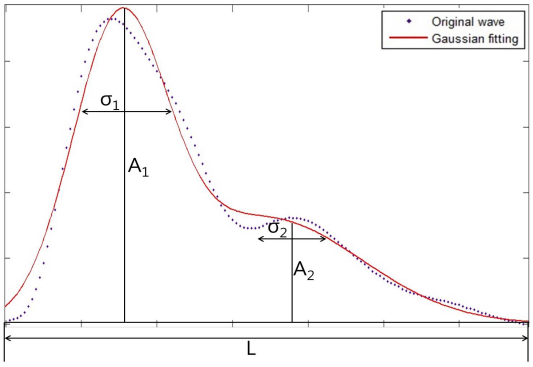


그림 5. 가우시안 모델을 적용시킨 한 주기 맥파[16]
Fig. 5. Gaussian model fitting parameters for a single-period pulse signal[16].

$$f(x|A_1,\tau_1,\sigma_1,A_2,\tau_2,\sigma_2) = A_1 e^{-(\frac{x-\tau_1}{\sigma_1})^2} + A_2 e^{-(\frac{x-\tau_2}{\sigma_2})^2} + d \quad (1)$$

$A_1 e^{-(\frac{x-\tau_1}{\sigma_1})^2}$ 은 첫 번째 파형을 $A_2 e^{-(\frac{x-\tau_2}{\sigma_2})^2}$ 은 두 번째 파형을 나타내며 d 는 오프셋이다. 식 (1)은 총7개의 특징점을 포함하고 있다. A_1, A_2는 두 개 파형의 진폭을 나타내며, τ_1, τ_2는 두 개 파형의 위상을 나타낸다. σ_1, σ_2는 두 개의 벨 모양 파형에서 폭을 의미하고 d는 오프셋이다. 그림 5는 한 주기 파형에 가우시안 모델을 적용시킨 것이다.

일반적으로 두 개 파형간의 상대 값은 더 확실한 정보를 제공한다. 따라서 $\frac{A_2}{A_1}, \frac{\tau_2}{\tau_1}, \frac{\sigma_2}{\sigma_1}, \frac{\tau_1}{L}, \frac{\tau_2}{L}, \frac{\sigma_1}{L}, \frac{\sigma_2}{L}$ 와 같은 7개 상대 특징점들을 추가적으로 추출하였다. 여기서 L은 한 주기 파형의 시작점에서 끝점까지의 데이터 수를 의미한다.

3. 주요 특징점 선택

본 논문에서는 피크-밸리 검출법으로 피크점과 밸리점에 대응하는 시간과 진폭 특징점 14개 중 9개 특징점들을 추출하였다. 가우시안 모델의 경우 7개의 특징점들을 추출한 후 상대 특징점 7개를 추가하여 총 14개의 특징점을 추출하였다. 두 가지 방법으로 특징점들을 추출한 후 각각의 방법에 대하여 정상인과 만성위염 환자를 구분 지을 수 있는 주요 특징점을 선택한다.

먼저 식 (2)의 통계적 차이 (statistical difference) 를 계산하였다.

$$statistical\ difference\ of\ \alpha = \frac{\left|\overline{\{\alpha\}_H} - \overline{\{\alpha\}_P}\right|}{S_{\overline{\{\alpha\}_H},\overline{\{\alpha\}_P}}} \quad (2)$$

여기서 $\overline{\{\alpha\}_H}$ 와 $\overline{\{\alpha\}_P}$ 는 각각 정상인 $\{\alpha\}_H$ 와 환자 $\{\alpha\}_P$ 데이터들의 평균값이다. $S_{\overline{\{\alpha\}_H},\overline{\{\alpha\}_P}}$ 에 대한 정의는 식 (3)과 같다:

$$S_{\overline{\{\alpha\}_H},\overline{\{\alpha\}_P}} = \sqrt{\frac{S_1^2}{N_1} + \frac{S_2^2}{N_2}} \quad (3)$$

S_1^2 과 S_2^2 는 각각 정상인과 환자 데이터들의 분산값이며, N_1 과 N_2 는 정상인과 환자의 데이터 수를 의미한다. 다음으로 유의 수준을 0.01로 T-test 를 하여 유의미한 차이를 가지는 특징점을 선별한다. 통계적 차이와 T-test 를 구하여 정상인과 만성위염을 가진 환자를 구별 할 수 있는 특징점을 결정한다.

4. 분류 방법

통계적 분류 방법에는 판별분석, 로지스틱회귀분석, 의사결정나무분석, 신경망분석 등이 있다. 의사결정나무분석의 경우 빠르고 해석이 용이하지만, 계층적 구조 때문에 결과가 불안정할 수 있다[17]. 신경망분석은 예측력 측면에서는 우수하지만, 망의 구축에 전문성이 요구되며, 결과에 대한 설명력이 떨어진다[18]. 따라서 본 연구에서는 판별분석과 로지스틱회귀분석 방법을 사용해서 정상인과 환자의 데이터를 분류하였다.

판별분석은 독립변수의 선형결합과 케이스가 속한 집단을 나타내는 명목척도인 종속변수와의 관계를 규명하여 독립변수의 값을 이용하여 케이스가 속한 집단을 예측하여 집단을 분류하는 방법이다. 여기서 독립변수의 선형결합을 표현하면 식 (4) 와 같다.

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots\cdots + \beta_n X_n \quad (4)$$

판별점수(Z)의 집단 간 분산과 집단 내 분산을 분산비율을 최대화 하는 절편과 계수를 도출하여, 각각의 케이스의 판별점수를 구한 후 이를 이용해 종속변수의 규정된 각 집단의 판별점수의 평균과 비교하여 거리가 가까운 집단으로 분류한다.

로지스틱 회귀분석은 분석하고자 하는 대상들이 두 집단 혹은 그 이상의 집단으로 나누어진 경우에 개별 관측치들이 어느 집단으로 분류될 수 있는지 분석하고 이를 예측하는 모형을 개발하는데 사용되는 통계적 기법이다. 만약 주어진 x에서 반응변수(y)가 성공할 확률은 $p = P\{y = 1|x\}$ 이라 할 때, 로지스틱 회귀분석은 $\ln(p/1-p)$ 를 독립변수들의 선형결합으로 모형화하는 기법이다. 즉 로지스틱 회귀모형은 식 (5)와 같다.

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots\cdots + \beta_n X_n \quad (5)$$

식 (5)의 좌변은 반응변수가 성공할 오즈(odds)의 로그값을 나타내며 이를 로짓(logit) 함수 즉, $\log it(p)$로 나타내기도 한다.

Ⅲ. 실험 결과

정상인 64명과 만성위염 환자 64명의 맥파 신호들은 맥진기로 측정하였다. 전처리 과정을 거친 후 피크-밸리 검출법과 가우시안 모델을 적용시켜 두 가지 방법으로 특징점을 추출하였다. 실험 결과 5단계 압력에서는 맥파 신호가 온전하지 않아서 특징점들이 추출되지 않았다. 따라서 1~4단계의 맥파 신호에서만 특징점들을 추출하였다. 피크-밸리 검출법으로 추출한 특징점들의 각 단계별 정상인과 환자의 평균값은 표 4와 같고, 가우시안 모델을 적용시켜 추출한 특징점들의 평균값은 표 5와 같다.

추출한 특징점들 중에서 정상인과 환자간의 데이터를 구별할 수 있는 특징점을 알아내기 위하여 통계적 차이를 구하고 유의수준을 0.01로 하여 T-test를 하였다. 표 6은 피크-밸리 검출법 특징점의 T-test 결과와 통계적 차이 값들이고, 표 7은 가우시안 모델 방법의 결과이다. T-test 결과 유의미한 차이가 있는 특징점을 구한 후 그 중에서 통계적 차이가 가장 큰 특징점을 각 단계별로 1개씩 선별 하였다. 피크-밸리 검출법과 가우시안 모델을 적용시켜 추출한 특징점들 중에서 유의미한 차이가 있는 특징점은 표 8과 같다.

유의수준을 0.01로 하였을 때 P 값이 0.01 보다 작게 나온 특징점들 중에서 통계적차이가 가장 큰 특징점을 선별 하였다. 피크-밸리 검출법의 경우 1~3단계까지 가우시안방법의 경우 1~4단계까지 특징점이 한 개씩 선별되었다. 선별된 특징점은 다른 특징점들에 비해서 정상인과 환자 데이터간의 유의미한 차이가 있음을 의미한다.

표 4. 정상인과 만성위염 환자에게 피크-밸리 검출법을 적용시켜 추출한 특징점

Table 4. Peak valley detection algorithm fitting parameters for healthy persons (Normal) and chronic gastritis patients (Patient).

		h_1	h_4	h_5	T
1단계	Normal	12.641 (8.177)	5.319 (3.827)	0.501 (0.330)	0.771 (0.106)
	Patient	21.846 (12.089)	9.543 (6.186)	0.583 (0.541)	0.869 (0.084)
2단계	Normal	24.382 (7.479)	10.204 (4.910)	1.055 (0.758)	0.786 (0.102)
	Patient	24.329 (0.029)	9.774 (0.501)	0.692 (2.895)	0.858 (3.540)
3단계	Normal	33.219 (8.950)	11.483 (3.663)	1.099 (0.633)	0.790 (0.104)
	Patient	24.691 (11.033)	9.466 (4.373)	0.775 (0.576)	0.823 (0.160)
4단계	Normal	26.669 (13.096)	8.076 (4.960)	1.055 (0.748)	0.766 (0.155)
	Patient	21.146 (12.909)	7.497 (4.948)	0.877 (0.704)	0.799 (0.160)

		t_1	t_4	t_5	A_s	A_d
1단계	Normal	0.143 (0.030)	0.325 (0.017)	0.446 (0.099)	495.7 (331.4)	258.4 (235.8)
	Patient	0.139 (0.017)	0.346 (0.020)	0.523 (0.073)	989.0 (629.3)	531.4 (453.9)
2단계	Normal	0.137 (0.029)	0.329 (0.023)	0.457 (0.096)	1032.4 (346.6)	502.7 (304.9)
	Patient	0.135 (0.362)	0.348 (4.609)	0.510 (2.839)	1085.1 (587.4)	493.2 (269.2)
3단계	Normal	0.148 (0.032)	0.332 (0.021)	0.458 (0.098)	1379.2 (386.7)	514.0 (223.6)
	Patient	0.149 (0.036)	0.336 (0.030)	0.486 (0.141)	1049.7 (468.8)	460.9 (276.3)
4단계	Normal	0.138 (0.037)	0.328 (0.028)	0.438 (0.141)	1084.3 (483.1)	351.7 (234.2)
	Patient	0.150 (0.041)	0.336 (0.042)	0.463 (0.138)	874.4 (503.1)	376.6 (269.2)

표 5. 정상인과 만성위염 환자에게 가우시안 모델을 적용시켜 추출한 특징점

Table 5. Gaussian model fitting parameters for healthy persons (Normal) and chronic gastritis patients (Patient).

		A_1	τ_1	σ_1
1단계	Normal	10.203 (6.571)	34.715 (14.390)	21.604 (10.580)
	Patient	17.413 (10.161)	32.855 (6.594)	20.573 (4.906)
2단계	Normal	20.813 (5.331)	31.270 (2.716)	19.788 (2.648)
	Patient	19.822 (11.266)	32.358 (5.512)	20.241 (5.508)
3단계	Normal	26.100 (9.488)	33.148 (10.873)	19.670 (8.072)
	Patient	19.410 (9.572)	34.850 (14.407)	21.617 (11.419)
4단계	Normal	20.470 (13.197)	29.114 (10.731)	17.383 (8.820)
	Patient	16.111 (11.192)	34.616 (15.022)	20.546 (12.111)

		A_2	τ_2	σ_2	L
1단계	Normal	5.642 (3.573)	66.715 (12.856)	41.069 (10.218)	154.313 (21.324)
	Patient	9.084 (4.991)	73.142 (8.471)	50.349 (7.489)	173.656 (16.905)
2단계	Normal	10.360 (3.873)	71.743 (6.154)	43.805 (9.141)	156.859 (20.469)
	Patient	13.120 (21.972)	72.475 (20.333)	49.392 (21.240)	171.547 (24.795)
3단계	Normal	15.290 (10.201)	66.046 (14.142)	38.561 (10.131)	157.266 (20.053)
	Patient	11.209 (6.598)	64.637 (16.287)	40.888 (13.890)	163.641 (31.622)
4단계	Normal	13.258 (8.011)	55.470 (18.981)	34.205 (15.394)	153.109 (30.656)
	Patient	10.489 (5.864)	64.897 (20.947)	41.64 (16.349)	160.469 (31.896)

통계적인 과정을 거친 후 정상인과 환자 데이터간의 유의미한 차이가 있는 특징점의 데이터를 사용하여 분류를 하였다. 먼저 판별분석을 사용하여 분류를 하였다. 표 9는 피크-밸리 검출법으로 추출한 특징점 데이터를 사용하여 분류한 결과이며 표 10은 가우시안방법으로 추출한 특징점 데이터를 사용한 결과이다. 그 다음으로 로지스틱 회귀분석을 사용하여 분류를 하였다. 회귀분석에서 변수선택을 위한 방법으로 전진선택법(forward selection), 후진소거법(backward elimination), 단계적

표 6. 피크-밸리 검출법 특징점에 대한 두 그룹의 통계적 차이
Table 6. The statistical difference of peak valley detection algorithm parameters for the two groups.

	1단계	2단계	3단계	4단계
h_1	5.006	0.029*	4.465*	2.384
h_4	4.609	0.501*	2.807	0.655
h_5	1.028*	2.895*	3.006*	1.379
T	5.744*	3.540	1.369	1.180
t_1	0.908*	0.362	0.300	1.818
t_4	6.457*	4.609	0.966	1.285
t_5	4.977*	2.839	1.317	1.066
A_s	5.454	0.614	4.304*	2.389
A_d	4.198	0.185	1.186	0.553

*p<0.01

표 7. 가우시안 모델 특징점에 대한 두 그룹의 통계적 차이
Table 7. The statistical difference of Gaussian model parameters for the two groups.

	1단계	2단계	3단계	4단계
A_1	4.729*	0.631	3.940*	2.000
τ_1	0.933	1.405	0.748	2.366*
σ_1	0.702	0.589	1.105	1.675
A_2	4.451*	0.982	2.668	2.214
τ_2	3.313*	0.273	0.518	2.647*
σ_2	5.814*	1.918	1.074	2.629*
L	5.642*	3.626*	1.351	1.320
A_2/A_1	1.359	1.681	0.125	0.951
τ_2/τ_1	1.583	0.332	0.090	0.177
σ_2/σ_1	3.249*	2.340	0.131	0.399
τ_1/L	3.160*	2.628*	0.012	1.955
τ_2/L	1.343	2.313*	0.021	1.746
σ_1/L	2.547*	2.699*	0.009	1.300
σ_2/L	3.285*	0.768	0.011	2.161*

*p<0.01

선택법(stepwise selection)을 모두 사용하여 분석하였다. 실험결과 회귀분석에서 변수 선택의 방법에 상관없이 분류 결과는 동일하게 나타났다. 표 11은 피크-밸리 검출법으로 추출한 특징점 데이터 분류 결과이며 표 12는 가우시안방법으로 추출한 특징점 데이터 분류 결과이다. 판별분석과 로지스틱회귀분석에서 유의미한 차이가 있는 특징점들을 모두 독립변수로 입력하였을 때 정상인과 환자 모두를 고려한 분류율이 가장 크게 나왔

표 8. 각 단계별 정상인과 만성위염 환자간의 유의미한 차이가 있는 특징점
Table 8. Meaning differences in the parameters between healthy persons (Normal) and chronic gastritis patients (Patient) by each step

	1단계	2단계	3단계	4단계
피크-밸리 검출법	t_4	h_5	h_1	-
가우시안 모델	σ_2	L	A_1	τ_2

다. 판별분석과 로지스틱 회귀분석에서 분류율이 가장 높게나온 경우의 판별점수 함수식과 회귀모형 식은 다음과 같다. 피크-밸리 검출법과 가우시안 방법의 판별점수 함수식은 각각 식 (6), (7)이고 로지스틱 회귀모형 식은 각각 식 (8), (9)와 같다. 식에 표현된 변수 $t_4, h_5, h_1, \sigma_2, L, A_1, \tau_2$는 표 8에서 각 단계에서의 값을 의미한다.

$$Z = -45.102 \times t_4 + 0.613 \times h_5 + 0.056 \times h_1 + 12.978 \quad (6)$$

$$Z = 0.077 \times \sigma_2 + 0.020 \times L - 0.037 \times A_1 + 0.028 \times \tau_2 - 7.636 \quad (7)$$

$$\mathrm{log}it(p) = 67.345 \times t_4 - 0.941 \times h_5 - 0.078 \times h1 - 19.397 \quad (8)$$

$$\mathrm{log}it(p) = 0.112 \times \sigma_2 + 0.030 \times L - 0.050 \times A_1 + 0.039 \times \tau_2 - 11.341 \quad (9)$$

분류율은 피크-밸리 검출법으로 추출한 특징점보다 가우시안방법으로 추출한 특징점에서 더 높게 나왔다. 판별분석에서 피크-밸리 검출법의 경우 정상인의 분류

표 9. 피크-밸리 검출법을 적용시켜 추출한 특징점의 판별분석 분류 결과(%)
Table 9. Discriminant analysis Classification result of a peak valley detection algorithm fitting parameters.

Independent variable	Normal	Patient	Total
t_4	81.3	70.3	75.8
h_5	54.7	73.4	64.1
h_1	70.3	78.1	74.2
t_4, h_5	81.3	71.9	76.6
t_4, h_1	81.3	75	78.1
h_5, h_1	62.5	75	68.8
t_4, h_5, h_1	82.8	76.6	79.7

표 10. 가우시안 모델을 적용시켜 추출한 특징점의 판별분석 분류 결과(%)

Table 10. Discriminant analysis Classification result of a Gaussian model fitting parameters.

Independent variable	Normal	Patient	Total
σ_2	71.9	75	73.4
L	64.1	62.5	63.3
A_1	65.6	71.9	68.8
τ_2	48.4	65.6	57
$\sigma_2,\ L$	70.3	79.7	75
$\sigma_2,\ A_1$	70.3	78.1	74.2
$\sigma_2,\ \tau_2$	73.4	78.1	75.8
$L,\ A_1$	64.1	75	69.5
$L,\ \tau_2$	73.4	59.4	66.4
$A_1,\ \tau_2$	67.2	70.3	68.8
$\sigma_2,\ L,\ A_1$	65.6	79.7	72.7
$\sigma_2,\ L,\ \tau_2$	71.9	84.4	78.1
$\sigma_2,\ A_1,\ \tau_2$	73.4	79.7	76.6
$L,\ A_1,\ \tau_2$	73.4	71.9	72.7
$\sigma_2,\ L,\ A_1,\ \tau_2$	71.9	89.1	80.5

표 11. 피크-밸리 검출법을 적용시켜 추출한 특징점의 로지스틱 회귀분석 분류 결과(%)

Table 11. Logistic regression Classification result of a peak valley detection algorithm fitting parameters.

Independent variable	Normal	Patient	Total
t_4	81.3	70.3	75.8
h_5	56.3	73.4	64.8
h_1	70.3	76.6	73.4
$t_4,\ h_5$	78.1	73.4	75.8
$t_4,\ h_1$	79.7	76.6	78.1
$h_5,\ h_1$	78.2	56.3	68.9
$t_4,\ h_5,\ h_1$	81.3	78.1	79.7

율은 82.8%, 만성위염 환자의 분류율은 76.6%로 나타났고, 가우시안 방법의 경우 정상인의 분류율은 71.9%, 만성위염 환자의 분류율은 89.1%로 나타났다. 로지스틱 회귀분석에서 피크-밸리 검출법의 경우 정상인의 분류율은 81.3%, 만성위염 환자의 분류율은 78.1%로 나타났으며, 가우시안 방법의 경우 정상인의 분류율은 75%, 만성위염 환자의 분류율은 87.5%로 나타났다.

표 12. 가우시안 모델을 적용시켜 추출한 특징점의 로지스틱 회귀분석 분류 결과(%)

Table 12. Logistic regression Classification result of a Gaussian model fitting parameters.

Independent variable	Normal	Patient	Total
σ_2	73.4	75	74.2
L	64.1	62.5	63.3
A_1	65.6	71.9	68.8
τ_2	48.4	65.6	57
$\sigma_2,\ L$	73.4	78.1	75.8
$\sigma_2,\ A_1$	70.3	76.6	73.4
$\sigma_2,\ \tau_2$	73.4	76.6	75
$L,\ A_1$	64.1	73.4	68.8
$L,\ \tau_2$	70.3	60.9	65.6
$A_1,\ \tau_2$	68.8	70.3	69.5
$\sigma_2,\ L,\ A_1$	70.3	78.1	74.2
$\sigma_2,\ L,\ \tau_2$	71.9	84.4	78.1
$\sigma_2,\ A_1,\ \tau_2$	73.4	79.7	76.6
$L,\ A_1,\ \tau_2$	73.4	73.4	73.4
$\sigma_2,\ L,\ A_1,\ \tau_2$	75	87.5	81.3

Ⅳ. 토의 및 결 론

전통 한방 의학에서 맥진은 병의 위치와 특성을 살피며 질병의 진퇴 예후를 살피는데 도움을 준다. 특히 오른쪽 손목의 '관' 부위에서 위염을 진단 할 수가 있다. 하지만 진맥의 경우 한의사들의 지식과 경험에 의존하여 정성적으로 행해졌다. 본 연구에서는 맥진을 객관화하기 위하여 정상인과 환자를 분류할 수 있는 특징점 추출을 자동화 하였다. 정상인과 만성위염을 가진 환자 각각 64명의 맥파가 측정되었다. 각각의 맥파들은 전처리과정을 거친 후 단계별로 한 주기 신호를 추출하였다. 피크-밸리 검출법을 적용시켜 한 주기 신호에서 9개 특징점을 추출하였다. 가우시안 모델을 한 주기 신호에 적용시켜 기본 7개의 특징점을 추출하였고 이것을 조합하여 새로운 7개 특징점을 생성하였다. 피크-밸리 검출법과 가우시안 모델을 적용시켜 추출한 특징점들 중에서 T-test 와 통계적 차이를 계산하여 정상인과 환자를 구분 할 수 있는 특징점을 선택하였다. 피크-밸리 검출법에 있어서 이완기 시각(t_4) 과 압맥파의 최대 크기(h_1)가 가장 유효한 두 개의 변수였으며, 이와 유사하게, 가우시안 모델에 있어서 이완기 폭(σ_2)과 수축기 높

이(A_1)가 가장 유효한 두 개의 변수로 나타났다.

선택한 특징점을 독립변수로 판별분석과 로지스틱 회귀분석에 입력하여 정상인과 환자 데이터를 분류하였다.

그 결과 판별분석에서 피크-밸리 검출법의 경우 정상인의 분류율은 82.8%, 만성위염 환자의 분류율은 76.6%로 나타났고, 가우시안 방법의 경우 정상인의 분류율은 71.9%, 만성위염 환자의 분류율은 89.1%로 나타났다. 로지스틱 회귀분석에서 피크-밸리 검출법의 경우 정상인의 분류율은 81.3%, 만성위염 환자의 분류율은 78.1%로 나타났으며, 가우시안 방법의 경우 정상인의 분류율은 75%, 만성위염 환자의 분류율은 87.5%로 나타났다.

전통 한방 의학의 맥진의 원리에 따라 오른쪽 요골동맥 '관' 맥진 부위의 맥파를 분석하여 만성위염을 진단하는 판별 모델을 제안하였다. 판별분석과 로지스틱 회귀분석 방법을 적용한 결과, 민감도에 있어서는 가우시안 방법의 맥파 특징점 추출법이 더 우수하였으며, 특이도에 있어서는 피크-밸리 검출법이 더 우수하였다. 평균적으로는 가우시안 방법이 80.9%의 판별율을 보여 피크-밸리 검출법에 비해 1.2%의 성능 향상을 보였다.

본 연구의 판별모델은 오른손목의 '관' 부위에 대한 맥파측정을 통해 비침습적이고 저비용으로 만성위염을 판별하는 모델을 개발하였다. 특히 가우시안 방법이 평균 80.9%의 판별율을 보였고, 만성위염 환자의 분류율이 89.1%로 민감도가 높게 나타났기 때문에 만성위염의 진단 모델에 적합할 것으로 사료된다.

REFERENCES

[1] Y.G. Lee, Diagnostics Atlas Ⅲ, Seoul, South Korea: CHUNGDAM, pp.11-14, 2003.

[2] B. Flaws, The Secret of Chinese Pulse Diagnosis, Boulder, CO: Blue Poppy Press, pp. 4-8, 1995.

[3] H. L. Lee, S. Suzuki, Y. Adachi, M. Umeno and Shan K, "Fuzzy Theory in Traditional Chinese Pulse Diagnosis," Proceeding of International Joint Conference on Neural Networks, pp. 774-777, Nagoya, Japan, Oct. 1993.

[4] Y. Z. Yoon, M. H. Lee and K. S. Soh, "Pulse Type Classification by Varying Contact Pressure," IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol. 19, pp.106-110, Nov/Dec. 2000.

[5] S. E. Fu, S. P. Lai, "A system for pulse measurement and analysis of Chinese medicine," Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 1695-1696, Seattle, WA, USA, Nov. 1989.

[6] Lisheng Xu, Max Q.-H. Meng, Kuanquan Wang, Wang Lu, Naimin Li, "Pulse images recognition using fuzzy neural network," Expert Systems with Applications, vol. 36, pp. 3805-3811, March 2009.

[7] Yan Haixia, Wang Yiqin, Liu Zhaorong, Guo Rui, Li Fufeng, Run Fengying, Hong Yujian, "Feature Extraction for Pulse Waveform in Traditional Chinese Medicine by Hemodynamic Analysis," IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, pp. 234-238, Washington, D.C, USA, Nov. 2009.

[8] B. Thakker, A.L.Vyas, O.Farooq, D.Mulvaney, S. Datta, "Wrist pulse signal classification for health diagnosis," Biomedical Engineering and Informatics 4th International Conference, pp.1799-1805, Shanghai, China, Oct. 2011.

[9] K.Y.Shin, T.B.Lee, S.O.Jin, S.H.Choi, S.K.Yoo, Y.Huh, J.U.Kim, J.Y.Kim, "Characteristics of the pulse wave in patients with chronic gastritis and the health in korean medicine," 34th annual international IEEE EMBS conference, pp. 992-995, San Diego, USA, August 28~September 1, 2012.

[10] S. H. Choi, K. Y. Shin, J. T. Shin, "Classification method of chronic gastritis by modeling of pulse signal," The Korea Institute of Information, Electronics and Communication Technology, vol. 5, no. 3, pp. 144-151. Sep. 2012.

[11] Y. Zavros, K. A. Eaton, W. Kang, S. Rathinavelu, V. Katukuri, J. Y. Kao, L. C. Samuelson, J. L. Merchant, "Chornic gastritis in the hypochlorhydric gastrin-deficient mouse progresses to adenocarcinoma," Oncogene, vol. 24, pp. 2354-2366, March 2005.

[12] S. Walsh, E. King, Pulse diagnosis: a clinical guide, Elsevier Health Sciences, 2007.

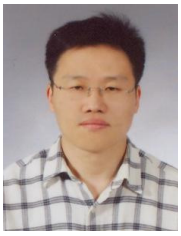
[13] J. Zhang, R. Wang, S. Lu, J. Gong, Z. Zhao, H. Chen, L. Cui, N. Wang, and Y. Yu, "EasiCPRS: design and implementation of a portable Chinese pulse-wave retrieval system," SenSys, pp. 149-161, 2011.

[14] Lisheng Xu, Max Q.-H. Meng, Kuanquan Wang, Wang Lu, Naimin Li, "Pulse images recognition using fuzzy neural network," Conf Proc IEEE Enq Med Biol Soc, pp. 3148-3151, 2007.
[15] J. J. Shu, Y. Sun, "Developing classification indices for Chinese pulse diagnosis," Complementary therapies in medicine, vol. 15, pp.190-198, Sept. 2007.
[16] Y. Chen, L. Zhang, D. Zhang, D. Zhang, "Wrist pulse signal diagnosis using modified Gaussian models and fuzzy c-means classification," Medical engineering & physics, vol. 31, pp. 1283-1289, Dec. 2009.
[17] Hastie, T., Tibshirani, R. and Friedman, J., The Elements of statistical Learning, Springer, New York, 2001.
[18] B.H.Yang, Understanding Multivariate Data Analysis, Communicationbooks, Korea, 2006.

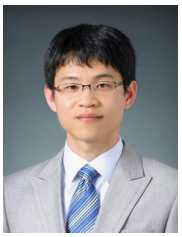
저 자 소 개

최 상 호(학생회원)
2014년 성균관대학교 바이오메카트로닉스 학사 졸업.
<주관심분야 : 생체신호처리, 생체신호계측, 의용전기전자>

김 재 욱(정회원)
1998년 포항공과대학교 물리학과 학사 졸업.
2000년 Chalmers Univ. of Technology, Sweden, 물리학과 석사졸업.
2005년 Univ. of Gothenburg, Sweden, 물리학과 박사졸업
2006년~2009년 카이스트 박사후 연구원
2009년~현재 한국한의학연구원 선임연구원.
<주관심분야 : 맥진기 개발, 생체장 연구, 한의의료기기 개발 등>



이 태 범(정회원)
1998년 을지대학교 임상병리학과 학사 졸업.
2005년 서울대학교 환경보건학과 석사 졸업.
2010년 가톨릭대학교 보건학과 박사 졸업.
2010년~현재 한국전기연구원 선임연구원
<주관심분야 : 임상시험, 의료기기 표준화, 노인보건>



신 기 영(정회원)
2004년 성균관대학교 바이오메카트로닉스 학사 졸업
2006년 성균관대학교 생명공학과 석사 졸업.
2011년 성균관대학교 생명공학과 박사 졸업.
2011년~현재 한국전기연구원 선임연구원
<주관심분야 : 생체신호처리, 의료영상처리, 컴퓨터비전>

진 승 오(정회원)
1996년 창원대학교 전기공학과 학사 졸업.
1998년 창원대학교 전기전자제어 공학과 석사 졸업.
2009년 한양대학교 나노반도체 공학과 박사 수료.
1998년~2003년 한국전기연구원 연구원.
2003년~현재 한국전기연구원 선임연구원.
<주관심분야 : 생체신호처리, 의료영상처리, 임베디드 시스템 등 >