

Gamma-Variate 곡선 정합을 이용한 뇌관류 파라미터의 영상 Mapping 알고리즘 구현

이상민* · 강경훈 · 김재형** · 이건기 · 신태민

경상대학교 대학원 전자공학과, 생산기술연구소 연구원, *남해전문대학 전자통신과,
**경상대학교 의과대학 방사선과학교실
(2000년 1월 27일 접수, 2000년 4월 10일 채택)

Implementation of an Algorithm for Image Mapping of the Cerebral Perfusion Parameters using the Gamma - Variate Curve Fitting

S.M. Lee*, K.H. Kang, J.H. Kim**, G.K. Lee, T.M. Shin

Department of Electronic Engineering, Gyeongsang National University,

Researcher, Research Institute of Industrial Technology,

*Department of Electronic Communication, Namhae College,

**Department of Radiology, College of Medicine, Gyeongsang National University.

(Received January 17, 2000. Accepted April 10, 2000)

요약 : 최근 MR영상을 허혈성 뇌졸중의 초급성기에 뇌조직의 관류 이상을 조기에 진단하려는 연구들이 진행되고 있으나 아직 일반적인 진단용 소프트웨어만 있을 뿐 영상 자료를 후처리하여 뇌조직의 구조 및 기능적인 정보를 제공하는 mapping 영상을 위한 특수 소프트웨어는 실용화되어 있지 않다. 본 논문에서는 Gamma-variate 곡선 정합을 이용한 뇌관류 파라미터 영상 mapping의 알고리즘 구현에 관해 연구하였다. 관류 MR영상의 각 화소마다 측정된 시간에 따른 신호강도의 변화 곡선은 비선형적이어서 뇌관류에 관한 여러 가지 혈역학적 변수들을 보다 정확하게 계산할 수 없었다. 그래서 수렴속도가 빠르고 안정성이 높은 비선형 최적화 알고리즘인 Levenberg-Marquardt 알고리즘(LMA)을 활용하였다. 즉 시간에 따른 신호강도의 변화 곡선을 Gamma-variate 함수를 이용하여 곡선 정합한 후, CBV, MTT, CBF, TTP, BAT, MS의 여러 가지 혈역학적 변수를 LMA에 의해 계산하였다. 그 결과로 관류 MR영상으로부터 얻은 mapping 영상은 초급성 허혈성 뇌졸중에서 관류에 관한 혈역학적 변화를 평가함으로써 나중에 생길 뇌경색의 범위를 예전하는 데에 유용하였다.

Abstract : Recently many studies are trying to diagnose the perfusion abnormal of brain tissue in early stage of ischemic stroke using MRI. There is a simple diagnosis software for this. But, a special software is not still practicable for mapping images offering information about the structure and the function of braintissue through postprocessing the images.

This paper works on development of an algorithm for image mapping of cerebral perfusion parameters using the Gamma-variate curve fitting. The signal intensity variate curve according to time measured in each pixel of perfusion MRI is nonlinear, and various hemodynamic parameters are not computed accurately. Levenberg-Marquardt algorithm(LMA), nonlinear optimum

본 연구는 보건복지부에서 주관한 보건의료기술연구개발사업(HMP-97-NM-2-0038)의 지원에 의해 연구되었음.

통신처자 : 이상민, (660-701) 경남 진주시 가좌동 900번지

경상대학교 대학원 전자공학과

Tel. (0591)751-5355, Fax. (0591)759-7814

E-mail. smlee@ec.namhae.ac.kr

algorithm with high convergent speed and stability, is used to compute them. That is, the signal intensity variate curve is fitted by the Gamma-variate function. Various hemodynamic parameters - Cerebral Blood Volume(CBV), Mean Transit Time(MTT), Cerebral Blood Flow(CBF), Time-to-Peak(TTP), Bolus Arrival Time(BAT), Maximum Slope(MS) - are computed using LMA.

As the result, these are mapped into images. In hyperacute ischemic stroke, the mapping images made from perfusion MRI are very useful to foresee the range of forthcoming cerebral infarction through evaluating hemodynamic changes of perfusion.

Key words : Gamma-variate curve fitting, Levenberg-Marquardt algorithm, CBV, MTT, CBF, MRI

서 론

핵자기공명영상(Nuclear Magnetic Resonance Imaging, NMRI)은 X-선 CT(Computer Tomography, 컴퓨터 단층촬영)기술에 비해 진단 방사선 분야에서 근래에 발달된 것이다. 첨단 영상진단기기인 자기공명영상 장치는 복합적인 구성 기술 요소들이 필요하며 연구 개발을 거쳐 상용화하는 데에는 충분한 임상 적용 뿐 아니라 충분한 시스템 기술이 필요하다. 현재의 자기공명영상 분야의 기술개발은 공학적인 기술개발뿐만 아니라 의학, 물리학, 화학 등의 분야에서 기술개발이 융합되어 진행되어 왔다. 그 기술개발의 초점으로는 영상의 질 향상, 촬영시간의 단축, 자기공명영상의 정보량 증가, 자기공명영상시스템의 중재 의학적인 활용 등이 있다. MRI를 이용하여 판별해 낼 수 있는 뇌의 중요한 질병은 주로 뇌허혈증 및 뇌종양이다. 이 중에서 인체 특히 뇌조직에 발생되는 혈류성 뇌출증은 혈류역학적으로 정상과 다른 원인에 근거하는 경우가 많다. 현재 뇌의 혈류 이상에 의한 뇌출증의 진단에 MR 확산강조 영상이 초기진단을 위한 하나의 영상화 방법으로서 사용된다. MR 관류영상에 관한 연구가 국외에서 매우 활발한 반면, 국내에서는 이에 대한 임상의사들의 요구는 많으나 영상처리 소프트웨어 및 인적자원의 부족함으로 인하여 아직 MR 관류영상의 연구가 활발하지 못하다. 본 논문에서는 Gamma-variate 곡선 정합을 이용하여 뇌관류 변수의 정합 알고리즘을 고안하였고 범용의 PC상에서 고식적 MR장치로도 혈류성 뇌조직에서 관류에 관한 역동적인 혈역학적 정보를 얻을 수 있도록 영상후처리 시스템을 개발하여 성능을 평가하고 임상에 적용하고자 하였다.

본 론

1. 관류(Perfusion) MRI

관류 MRI는 MR의 기술적 발전과 함께 신속영상기법의 등장으로 뇌조직의 혈역학적 상태를 알 수 있는 영상기법이다. 관류 MRI기법으로는 gadolinium과 같은 조영제를 사용하는 first-pass 기법과 조영제를 사용하지 않는 자화전이(Magnetization Transfer, MT), 180° 반전 필스를 이용하는 spin-tagging 기법이 있으나 가장 기본적인 first-pass 기법이 가장 널리 사용되고 있으며 그 원리는 다음과 같다. 정맥으로 급속 주입한 gadolinium과 같은 조영제(약 0.15~0.2 mmol/kg)가 심장을 지나 뇌혈관을 처음 통과할 때 뇌혈관내 조영제의 농

도가 가장 높은 상태를 유지하게 된다. 이때 국소 자장의 비균질성도 가장 심하게 발생하여 신호강도를 크게 감소시킨다. 이 때 T2 또는 T2* 강조 영상을 이용하여, 조영제 주입 약 10초 전부터 주입 후 약 60초까지를 동일한 영상단면에서 반복 촬영하여 조영제가 뇌를 통과하는 전 과정을 역동적으로 영상화 한다[1]. 관류 MRI는 뇌허혈증 및 뇌종양의 진단에 주로 이용되고 있으며, 특히 뇌혈관 폐색에 의한 뇌경색의 진단에 유용하게 이용되고 있다[2].

2. Levenberg-Marquardt 알고리즘(LMA)

데이터는 연속체를 따라 이산적인 값으로 주어지는 경우가 많은데, 이들 이산적인 값 사이에 있는 임의의 점에서 값을 추정하기 위한 한 방법으로는 내부영역을 끼고 있는 많은 이산적인 값들에서 함수값을 계산해 내는 곡선정합이 있다. 본 논문에서는 곡선정합의 기법으로 결정론적인 방법인 직접적인 기울기법 알고리즘 중에서 안정성과 수렴속도를 개선시킨 Levenberg-Marquardt 알고리즘(LMA)을 활용하였다. 이 알고리즘은 제한 조건이 없을 때의 최적설계 알고리즘을 바탕으로 하여 해시안 행렬의 처리나 함수값의 효율성을 위해 비선형 항을 고려하지 않는다[3]. 또한, 빠른 수렴을 위해 미분방향을 구할 때 한 개의 자료점에서만 계산을 하거나[4,5], 일차원 탐색 시에 수렴반경을 극사화하는 방법이다. Levenberg-Marquardt 방법은 비선형 곡선 정합 방법으로 가장 널리 사용되는 방법 중에 하나이다. 이 방법은 Inverse-Hessian 방법과 최급 하강법(steepest descent method)을 이용하여 곡선정합을 좀더 매끄럽게 하는 것이다[6]. 실제로 임의의 데이터가 주어져 있을 때, 이 방법은 반복에 의한 시행착오법에 의해 주어진 함수들의 차수 자체도 미지의 계수로 설정하여 처리하는 비선형 최소 자승법이 사용된다. 비선형 곡선정합 방법에서 정합(곡선의 극사화)이 가장 잘 되도록 하는 문턱치(거의 '0'에 가까운 이득 방정식의 최소화)가 필요로 하게 된다.

Levenberg-Marquardt 방법은 이득 방정식인 χ^2 (chi-square)방정식을 사용한다. 즉, 최종적인 해는 χ^2 방정식이 최소화가 되었을 때 찾을 수 있다.

먼저, 정합한 모델식을 $y = y(x; a)$ 라 두면 χ^2 방정식은 다음과 같다.

$$\chi^2(a) = \sum_{i=1}^N \left[\frac{y_i - y(x_i; a)}{\sigma_i} \right]^2 \quad (1)$$

여기서, y_i 는 i 번째 실제의 데이터 값, a 는 알려지지 않은 정합 파라미터, σ_i 는 i 번째 불확실한 데이터의 표준편차이다.

Levenberg-Marquardt의 알고리즘을 신호 흐름도를 요약하면 다음 그림 1과 같다.

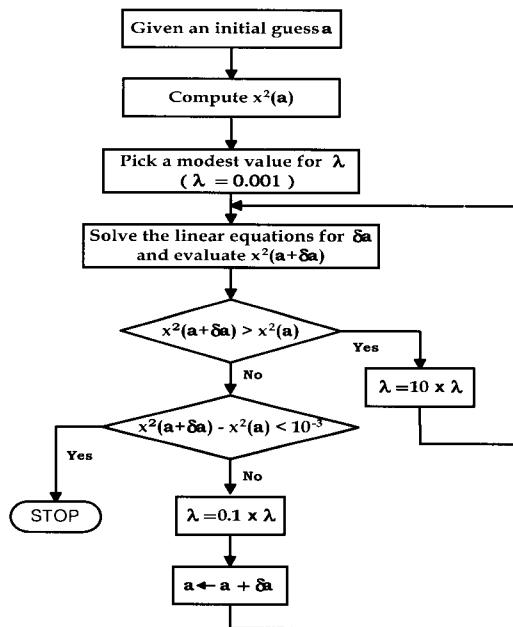


그림. 1. LMA의 구성도

Fig. 1. Flow chart of LMA

3. 구현 알고리즘

프로그램 수행 시 자기공명영상 장비로부터 영상을 획득하여 Map 영상화하기를 원하는 영상 데이터 파일, 영상 데이터의 크기(Width & Height)에 대한 정보를 프로그램의 변수로 넘겨주면 그림 2의 흐름도와 같은 순서로 프로그램이 수행된다.

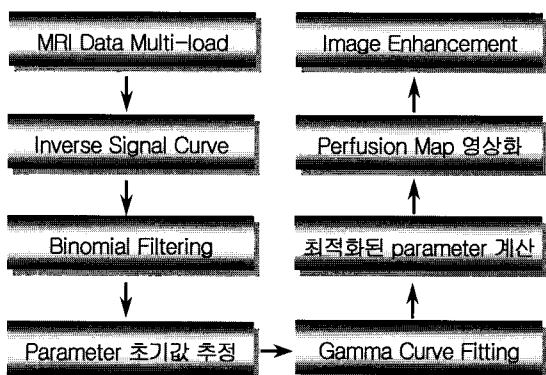


그림 2. 구현 알고리즘의 구성도

Fig. 2. Flow chart of implementation algorithm

1) 데이터 로드(Data Load)

자기공명영상 장비로부터 획득한 영상은 128×128 화소의 4096 Gray level이다. 이 영상의 형태는 Siemens Magnetom SP로서 본 논문에서는 256 Gray level로 변환하여 사용하였다. 이 변환된 영상을 두 그룹으로 나누어 한 윈도우에서 32개 까지 영상을 나타낼 수 있으며 최대 64개까지 다중으로 로드 할 수 있도록 하였다.

2) 파라미터의 초기값 추정

이 농도-시간 곡선에서 지시자 희석 원리(indicator dilution theory)에 의하면 시간에 따른 신호강도의 변화 곡선이 Gamma-variate 곡선을 따라감을 R. L. Evans는 제안하였다[7]. 따라서 측정된 신호강도의 시간적 변화데이터로부터 Gamma-variate 곡선을 유도해 수식적으로 표현하면 다음과 같다.

$$C(t) = K (t - AT)^{\alpha} e^{-(t-AT)/\beta}, \quad t > AT \quad (2)$$

여기서, t 는 조영제 삽입 후 시간, $C(t)$ 는 시간에 따른 조영제의 지표농도, K 는 비례상수인자, AT 는 착수시간, α 와 β 는 임의의 파라미터이다. 또한, 수식 2에서 네 가지의 파라미터 $A = K$, $B = \alpha$, $C = \beta$, $D = AT$ 로 치환하여 표현하기도 한다.

곡선 정합을 하기 전에 파라미터의 초기값은 시간에 따른 신호강도의 변화 곡선에서 추정할 수 있다. 우선, 파라미터 K 는 비례상수이므로 초기값은 '1'이라는 값으로 설정하였고, 파라미터 AT 는 농도-시간 곡선에서 데이터가 최대인 지점의 시간부터 영(zero)점의 시간까지 역으로 데이터를 조사하여 최대 시점의 데이터에서 10%인 문턱치 이하의 연속적인 두 개의 값을 찾아 첫 번째 값으로 설정하였다. 이 파라미터 AT 는 조영제가 뇌조직에 통과하기 시작하는 값을 나타낸다. 하지만, 나머지 파라미터 α , β 값은 곡선의 높이와 폭을 결정하는 것으로 곡선이 비선형적이라 초기값을 설정하기가 쉽지 않았다. 그래서, 다음과 같이 로그함수의 범위로 제한하여 실현적인 데이터 곡선으로부터 파라미터 α , β 의 초기값을 추정하여 얻었다. $t_{p/2}$ 를 데이터가 최대인 시점의 반시간이고, t_p 는 데이터가 최대인 시점의 시간으로 두고, $\tau = [(t_{p/2} - AT) / (t_p - AT)]$ 라면 다음과 같다.

$$\alpha = \frac{-\log(2)}{\log(\tau) + [\log e] - \tau[\log e]} = \frac{-\log(2)}{\log(\tau) + (1-\tau)[\log e]} \quad (3)$$

$$\beta = (t_p - AT) / \alpha \quad (4)$$

여기서, 감마함수의 특성에 의해 t_p 를 표현하면 다음과 같다.

$$t_p = AT + \alpha\beta = D + BC \quad (5)$$

이 식 3에서 구한 α 를 파라미터 α 의 초기값으로 설정하였

고, 파라미터 β 의 초기값은 먼저 구한 α 값을 식 4에 대입하여 나온 값으로 설정하였다.

3) 감마 곡선 정합(Gamma Curve Fitting)

지시자 회석 원리에 의해서 시간에 따른 신호강도의 변화 곡선이 Gamma-variate 곡선을 따라감을 알 수 있다. 따라서 측정된 신호강도의 시간적 변화 데이터로부터 Gamma-variate 곡선을 유도해 내면 뇌혈류에 관한 여러 가지 물리적 변수들을 보다 객관적으로 계산할 수 있게 된다. 실제적인 농도-시간 곡선은 조영제의 일차통과 뿐만 아니라 일차통과 후 혈액의 재순환 때문에 약 15~20초 뒤에 회석된 조영제의 이차통과에 의해서 미세한 신호강도의 변화가 나타난다. 그리고, 일차통과 후 남아있던 회석된 조영제는 농도-시간 곡선에서 기울기가 급정사가 아닌 약간은 지수함수의 형태로 점차적으로 감소되는 형태를 나타낸다. 이와 같은 이유로 기존의 농도-시간 곡선에서 직접적으로 혈역학적인 매개변수들을 얻을 수 없다. 지금까지 언급한 영향을 배제하기 위하여 측정한 농도-시간 곡선을 주로 Gamma-variate 함수를 이용하여 곡선 정합을 한다[8]. 본 논문에서는 이 곡선 정합의 알고리즘으로 시간에 따른 신호강도의 변화 곡선이 비선형적이며, 계산 시간이 많이 소요되므로 수렴속도가 빠르고 안정성이 높은 최적화 알고리즘인 LMA를 사용하였다. 그리고, Gamma-variate 함수에 의해 유도하여 얻은 식 2는 식 1에서 χ^2 방정식의 모델식으로 사용하였다. 이 모델식에서 임의의 파라미터(A, B, C, D)가 4개이므로 각각의 파라미터에 대해서 χ^2 의 경사(gradient)를 최소화하기 위해 편미분함으로써 정합 파라미터의 형태를 다음 수식에 의해 정의할 수 있다.

$$\frac{\partial C(t)}{\partial A} = \frac{(-D+t)^B}{\exp(-D+t/C)} \quad (6)$$

$$\frac{\partial C(t)}{\partial B} = \frac{A(-D+t)^B \log(-D+t)}{\exp(-D+t/C)} \quad (7)$$

$$\frac{\partial C(t)}{\partial C} = \frac{A(-D+t)^{B+1}}{C^2 \exp(-D+t/C)} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial C(t)}{\partial D} = & -\frac{AB(-D+t)^{B-1}}{\exp(-D+t/C)} + \\ & \frac{A(-D+t)^B}{C \exp(-D+t/C)} \end{aligned} \quad (9)$$

각각의 파라미터에 대해서 최소값을 찾기 위한 반복조건으로 χ^2 의 연속적인 값의 차이가 0.001 이하이거나 새로운 χ^2 의 값이 적어도 8번의 반복적인 단계동안 증가하지 않으면 멈추게 하여 그때의 χ^2 의 값을 가장 최소값이 되도록 프로그램하였다.

다음 그림 3은 임의의 화소에 대하여 실제 데이터에 대한 성공적인 감마 곡선 정합을 보여주는 한 예이다.

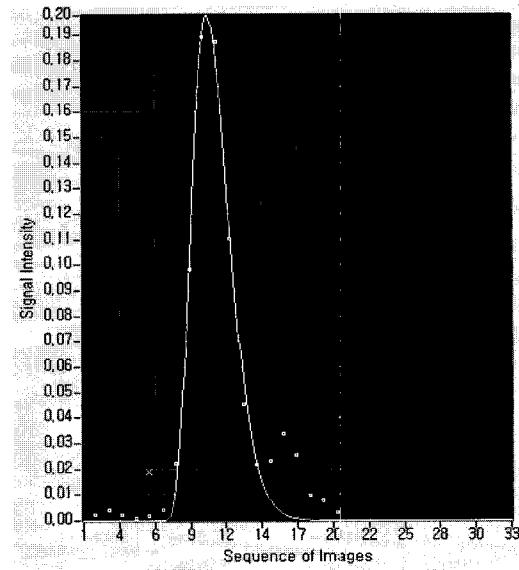


그림. 3. Gamma-variate 곡선 정합
Fig. 3. Gamma-variate curve fitting

여기서 점으로 표시된 부분은 측정된 시간에 따른 신호강도의 시간적 변화 데이터이고, 곡선으로 표현된 부분은 Gamma-variate 함수에 의해 유도된 곡선을 따라 곡선 정합된 것이다.

4) 최적화된 파라미터 계산

자기공명영상 장비로부터 획득한 영상은 128×128 의 영상 행렬을 가지며 16384개 화소에 대하여 각각 γ -variate 곡선 정합을 한 후, 각 화소의 Gamma-variate 곡선에서 최적화된 파라미터를 얻을 수 있다. 이 최적화된 파라미터를 이용하여 수식 10, 11, 12에 의해서 뇌혈용적(Cerebral Blood Volume, CBV), 평균통과시간(Mean Transit Time, MTT) 및 뇌혈류(Cerebral Blood Flow, CBF) 등 뇌관류에 관한 혈역학적 변수를 계산할 수 있다.

$$CBV = \int C(t)dt = \int \Delta R2 * dt \quad (10)$$

$$MTT = \frac{\int t C(t)dt}{\int C(t)dt} \quad (11)$$

$$CBF = \frac{CBV}{MTT} \quad (12)$$

여기서, 감마함수의 정의와 수식 2에 의해 위의 수식 10, 11을 이용하여 각 화소별로 곡선 정합한 후 얻어진 최적화된 파라미터($A = K$, $B = \alpha$, $C = \beta$, $D = AT$)로 표현하면 다음과 같다.

$$CBV = A \cdot C^{B+1} \cdot \Gamma(B+1) \quad (13)$$

$$MTT = C \cdot (B+1) + D \quad (14)$$

4. 관류 Map 영상화(Perfusion Map Imaging)

1) C.B.V(Cerebral Blood Volume) Map

CBV 영상은 그림 10의 농도-시간 곡선에서 각 좌표마다 적분하여 그 값으로 영상화한 것이다. 각 화소마다 식 13에서 얻어진 CBV(cerebral blood volume : 뇌혈용적)값을 대응시켜 map을 구성하여 영상을 만든 것을 그림 4와 같이 CBV map이라고 하며 이를 통하여 뇌의 전체적인 뇌혈류량 분포를 쉽게 알 수 있다[9].

2) M.T.T(Mean Transit Time) Map

MTT 영상은 뇌조직에서 혈류의 평균통과시간을 영상화한 것으로 그림 10에서와 같이 신호강도 데이터가 최대값의 반이 되는 지점에서의 농도-시간 곡선의 폭(width)에 해당하는 값이다. 마찬가지로 각 화소마다 식 14에 의해 얻어진 값을 대응시켜 map을 구성하여 영상을 만든 것을 그림 5와 같이 MTT map이라고 한다.

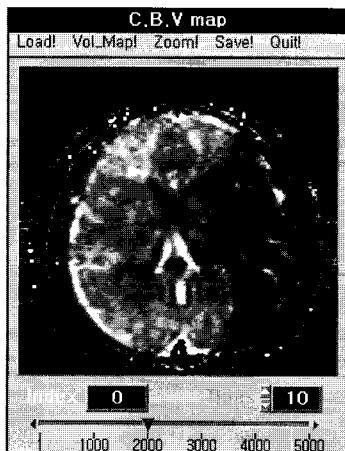


그림. 4. 뇌혈용적 영상화
Fig. 4. CBV map



그림. 5. 평균통과시간 영상화
Fig. 5. MTT map

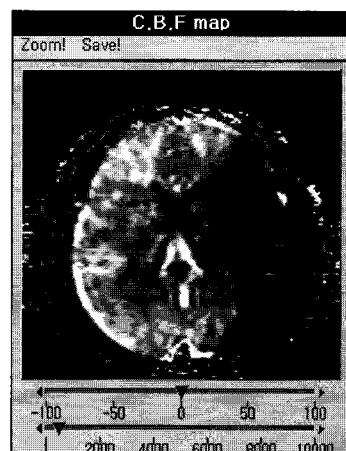


그림. 6. 뇌혈류량 영상화
Fig. 6. CBF map



그림. 7. 최대치도달시간 영상화
Fig. 7. TTP map



그림. 8. 조영제도착시간 영상화
Fig. 8. BAT map



그림. 9. 최대기울기 영상화
Fig. 9. MS map

3) C.B.F(Cerebral Blood Flow) Map

CBF 영상은 뇌조직을 시간당 통과하는 뇌의 전체적인 혈류량을 영상화한 것이다. 각 화소마다 식 13, 14에 의해 얻어진 값을 식 12에 대응시켜 map을 구성하여 영상을 만든 것을 그림 6과 같이 CBF map이라고 한다.

4) T.T.P(Time-to-Peak) Map

TTP 영상은 그림 10의 농도-시간 곡선에서 영상을 반복 촬영한 시작 시간부터 신호강도 데이터가 최대인 지점까지의 시간을 256 레벨의 gray color로 영상화한 것이다. 각 화소마다 식 5에 의해 얻어진 값을 대응시켜 map을 구성하여 영상을 만든 것을 그림 7과 같이 TTP map이라고 한다.

5) B.A.T(Bolus Arrival Time) Map

BAT 영상은 그림 10의 농도-시간 곡선에서 영상을 반복 촬영한 시작 시간부터 조영제가 뇌조직에 통과하기 시작하는 시점(onset time)까지의 시간을 256 레벨의 gray color로 영상을 만든 것을 그림 8과 같이 BAT map이라고 한다.

화한 것이다. 그림 8과 같은 BAT map은 각 화소마다 식 5에서 파라미터 B, C의 값을 뺀 다음 수식 15에서 얻어진 값을 대응시켜 map을 구성하여 영상을 만든 것이다. 즉, 파라미터 D(AT)값에 대응되는 값이다.

$$\text{BAT} = D + BC - BC = D \quad (15)$$

6) M.S(Maximum Slope) Map

MS 영상은 그림 10의 농도-시간 곡선에서 신호강도 데이터가 최대인 지점에서 조영제가 뇌조직에 통과하기 시작하는 지점을 뺀 것을 분모로 하고, 신호강도 데이터가 최대인 값을 분자로 하여 곡선의 기울기에 대응되는 값을 영상화한 것이다.

그림 9와 같이 MS map은 각 화소마다 다음 수식 16에서 얻어진 값을 대응시켜 map을 구성하였다.

$$\begin{aligned} \text{MS} &= \frac{\text{Maximum data value}}{\text{TTP} - \text{BAT}} \\ &= \frac{\text{Maximum data value}}{(D + BC) - D} \end{aligned} \quad (16)$$

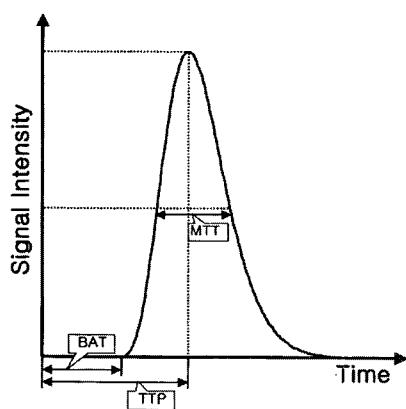


그림. 10. 곡선 정합 후 농도-시간 곡선

Fig. 10. Concentration-time curve after curve fitting

성능 분석 및 고찰

급성 허혈성 뇌졸중의 치료로서 혈전용해술이 도입되면서 허혈성 뇌졸중을 조기에 영상을 진단하는 것이 중요하게 되었다. 급성 허혈성 뇌졸중의 진단으로 고식적인 전산화단층촬영(CT), 자기공명영상(MRI) 및 뇌혈관조영술이 사용되어 왔으나 이러한 영상진단 방법은 뇌혈관 및 뇌조직의 구조적 이상을 진단하는 것으로써 증상 발생 후 초기의 수 시간내 일어나는 뇌조직의 기능적인 정보를 제공하기는 어려웠다.

최근 MR영상을 이용하여 허혈성 뇌졸중의 초급성기에 뇌

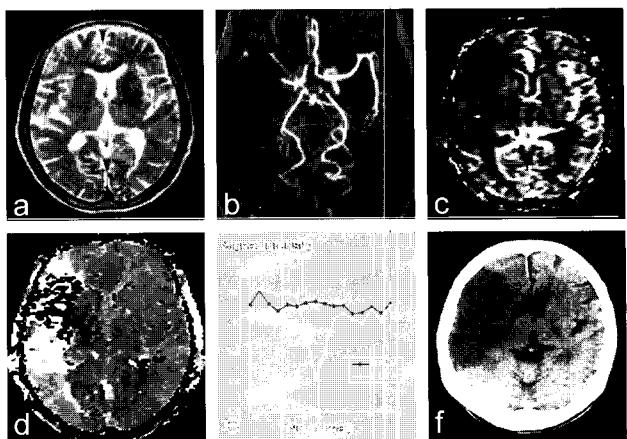


그림. 11. 동맥이 폐색된 초급성 허혈성 뇌졸중 여성 환자(77)에 대한 CBV 감소

Fig. 11. 77-year-old woman with hyperacute ischemic stroke with arterial occlusion and decreased CBV
(a) T2-weighted MR image is normal except for abnormal subtle high signal intensity in right basal ganglia
(b) 3D time-of-flight MR angiogram reveals occlusion at M1 segment of the right MCA(middle cerebral artery)
(c) CBV map shows decreased CBV in right MCA distribution
(d) MTT map shows increased MTT in right MCA distribution corresponding to the region of decreased CBV;
(e) Time-signal intensity curves measured during passage of contrast material show no signal change in right MCA distribution compared with normal signal reduction in left MCA distribution
(f) Follow-up CT scan 3 days after the onset of symptoms shows well-defined infarction in right MCA distribution, which corresponds to the region of decreased CBV

조직의 관류 이상을 조기에 영상을 진단하려는 연구들이 진행되고 있으나 아직 널리 보편화되어 있지는 않다.

본 논문에서는 Gamma-variate 곡선 정합을 이용한 뇌관류 변수 mapping의 알고리즘을 적용하여 초급성 허혈성 뇌졸중 환자를 대상으로 신경학적 증상발생 후 6시간 이내에 시행한 관류 MR영상으로부터 얻은 CBV, MTT, CBF map 영상을 고식적 CT 및 MR영상과 비교하여 관류 MR영상의 유용성을 분석하였다.

그림 11은 동맥이 폐색된 초급성 허혈성 뇌졸중 환자의 경우로서 CT에서 저음영의 유무 및 범위, T2-강조영상에서 고신호의 유무 및 범위, MR혈관조영술에서 동맥폐색의 유무 및 위치, 뇌혈용적 map과 평균통과시간 map에서 이상 유무 및 범위를 분석하여 비교하였다. 특히 뇌혈용적 map의 관류 이상과 추적 CT 및 MR영상에 나타난 뇌경색의 범위를 시각적으로 비교하였다. 또한 뇌혈용적 map 영상에서 관심영역의 시간-신호강도 곡선을 그려 신호강도의 감소 및 그 감소 시기를 서로 비교하였다.

그 결과로 이 환자의 임상 및 영상소견은 뇌혈관조영술(그

그림 11.(b)), 뇌혈용적 map(그림 11.(c))의 관류 이상 부위, 추적영상(그림 11.(f))에서 나타난 뇌경색의 범위등을 비교하였을 때 폐색된 중대뇌 동맥의 영역 전체에서 걸쳐 뇌혈용적이 감소되어 있었으며 이 뇌혈용적이 감소된 부위는 추적영상에서 나타난 뇌경색의 범위와 잘 일치함을 알 수 있었다. 또한, 조영제의 도착시간 및 유출시간 등이 고려된 평균통과시간 map(그림 11.(d))에서 뇌혈용적이 감소된 부위와 비교하여 평균통과시간이 증가되어 관심영역에서 시간-신호강도 곡선을 일일이 그리지 않더라도 역동적인 혈역학적 정보를 얻는 데에 용이하였다.

그리고, 뇌혈용적이 정상, 감소 또는 증가된 부위에서 측정한 시간-신호강도 곡선은 서로 뚜렷이 다른 양상을 보였으며 다른 환자에서도 뇌혈용적 map의 소견과 잘 일치하였다. 뇌혈용적이 정상인 부위는 조영제가 뇌조직을 처음 통과할 때 신호강도가 급속히 감소하였다가 회복하는 양상을 보였으나, 뇌혈용적이 감소된 부위에서는 신호강도의 감소가 없거나, 있더라도 신호강도의 감소 시기가 지연되어 나타났다(그림 11.(e)). 따라서, 초급성기 뇌혈용적과 평균통과시간의 이상부위는 나중에 발생하는 뇌경색으로 이행되어 뇌혈용적 및 평균통과시간 map의 임상적 유용성을 뒷받침해 주었다.

본 논문에서 제안한 알고리즘을 통해 고식적 MR영상장치로도 혀혈성 뇌조직에서 관류에 관한 역동적인 혈역학적 정보를 얻을 수 있었다. Gamma-variate 곡선 정합을 통해 얻어진 뇌혈용적 및 평균통과시간 map은 조직의 관류에 관한 정보를 제공할 수 있는 중요한 혈역학적 지표로서 MR영상 데이터를 이용하여 비교적 용이하게 계산할 수 있었다.

결 론

본 논문에서는 고식적인 MR영상을 통하여 뇌관류의 mapping 영상을 얻고자 gamma-variate 곡선 정합을 이용하여 매핑 알고리즘을 고안하였고, 이를 원도우용 프로그램으로 범용의 Pentium급 PC상에서 구현함으로써 임상 진단에 쉽게 응용할 수 있게 하였다. 그리고, 뇌관류 mapping 영상을 여러 가지 혈역학적 매개변수를 계산하여 CBV, MTT, CBF, TTP, BAT, MS map으로 구성하였고, 이들 영상들은 뇌조직의 관류에 관한 이상 유무 및 범위를 효과적으로 표시할 수 있었다. 이에 따라 관류 MR영상은 뇌허혈증의 관류에 관한 혈역학적 변화상태를 잘 반영하였으며 조직학적 특성을 예측하는데 많은 임상학적 정보를 제공하였다. 앞으로 자기공명영상의 향후 기술개발과 얻어진 영상 자료를 후처리하여 정보를 얻기 위한

소프트웨어의 개발은 질병의 조기진단을 위한 중요한 수단으로서 임상에서 의사들의 환자진단에 유용하게 활용될 수 있을 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- Belliveau, J. W., Rosen, B. R., Kantor, H. L., et al. 1990. Functional cerebral imaging by susceptibility contrast NMR. *Magn. Reson. Med.* 14 : 538-546
- 이경훈, 김재형, 김영미, 김형진, 정성훈, 임병훈. 1996. 급성 뇌경색의 혈역학적 평가에 있어서 역동적 조영증강 T2*-강조 자기공명영상의 유용성. 대한방사선의학회지. 35 : 167-172
- Al-Baali, M. and Fletcher, R. 1985. Variational method for nonlinear least squares. *J. Operational Research Soc.* Vol. 36 : 405-421
- Al-Baali, M. and Fletcher, R. 1986. An efficient line search for nonlinear least squares. *J. Optimization Theory and Appl.* Vol. 48 : 337-359
- Davidon, W. C. 1976. New least squares algorithm. *J. Optimization Theory and Appl.* Vol. 18 : 187-197
- William, H. P., Saul, A. T., William, T. V. and Brian, P. F. 1992. Numerical recipes in C, Second Edition. Cambridge University Press : 683-688
- Howard, K., Thompson, J. R., Robert, E., Whalen, M. D., Henry, D. and McIntosh, M. D. 1964. Indicator transit time considered as a gamma variate. *Circulation Research.* Vol. 14 : 512-515
- Thomas, B., Sabine, H., Gunter, E., Michael, F. and Klaus, S. 1997. Accuracy of gamma-variate fits to concentration-time curves from dynamic susceptibility contrast enhanced MRI : Influence of time resolution, Maximal signal drop and signal-to-noise. *Magnetic Resonance Imaging.* Vol. 15, No. 3 : 307-310
- Kim, J. H., Shin, T. M., Park, J. H., Chung, S. H., Chol, N. C. and Lim, B. H. 1999. Various patterns of perfusion-weighted MR imaging and MR angiographic findings in hyperacute ischemic stroke. *Neuro-radiology* Vol. 20, No. 4 : 613-620