

u-Health 시스템에서 슬라이딩 윈도우 기반 스트림 데이터 처리

김태연* · 송병호* · 배상현**

Stream Data Processing based on Sliding Window at u-Health System

Tae-Yeun Kim* · Byoung-Ho Song* · Sang-Hyun Bae**

요 약

u-Health 시스템의 센서들로부터 측정된 데이터에 대한 정확하고 에너지 효율적인 관리가 필요하다. 센서 네트워크에서 대용량의 입력 스트림 데이터 전체를 데이터베이스에 모두 저장하여 한꺼번에 처리하는 것은 효율적이지 못하다. 본 논문에서는 u-Health 시스템 내 센서 네트워크의 에너지 효율성과 정확성을 고려하여 여러 센서에서 지속적으로 들어오는 다차원 스트림 데이터의 처리 성능을 높이고자 한다. 효율적인 입력 스트림 처리를 위해서 슬라이딩 윈도우 기반으로 질의를 처리하고 Mjoin 방법으로 다중 질의 계획을 수립한 후 역전파 알고리즘을 통해 저장 데이터를 축소하는 효율적인 처리 기법을 제안한다. 14,324개의 데이터 집합을 사용하여 실험한 결과 실제 입력되는 데이터보다 저장 공간의 18.3%를 축소함으로써 효과적임을 보였다.

Key Words : stream data, backpropagation algorithm, multiple query, sensor network, sliding window.

ABSTRACT

It is necessary to accurate and efficient management for measured digital data from sensors in u-health system. It is not efficient that sensor network process input stream data of mass storage stored in database the same time. We propose to improve the processing performance of multidimensional stream data continuous incoming from multiple sensor. We propose process query based on sliding window for efficient input stream and found multiple query plan to Mjoin method and we reduce stored data using backpropagation algorithm. As a result, we obtained to efficient result about 18.3% reduction rate of database using 14,324 data sets.

1. 서 론

최근 생명연장과 삶의 질의 향상에 대한 관심이 증대되고 있으며, 세계 인구의 고령화가 진행되고

있는 가운데 인간의 질병을 치료하는 측면보다 질병의 발생 가능성을 최소화하기 위한 건강관리가 생명연장 및 고령화 시대의 건강에 중요한 요소가 되고 있다. 이에 따라 의료 서비스는 유비쿼터스

* 조선대학교 컴퓨터통계학과

** 교신저자 조선대학교 컴퓨터통계학과 교수 (shbae@chosun.ac.kr)

접수일자 : 2011년 04월 26일, 수정일자 : 2011년 05월 10일, 심사완료일자 : 2011년 05월 29일

개념의 채택치료 헬스케어폰과 같은 원격 의료서비스 개발을 진행 중이며, 무선 센서 네트워크 기술의 발달은 모바일 헬스케어 시스템 개발을 가속화하고 있다. 무선 센서 네트워크란 센서가 달려 있어 수집이 가능하고 수집된 정보를 가공할 수 있는 프로세서가 달려 있으며 이를 전송할 수 있는 무선 송수신기를 갖춘 소형장치, 즉, 센서 노드로 구성된 네트워크를 의미하며, 기존의 네트워크와 다르게 의사소통의 수단이 아니라 환경에 대한 정보를 수집하는 것을 그 목적으로 한다[1].

하지만, u-Health 서비스에서 실시간으로 생체신호를 수집하기 위해서는 많은 센서들이 필요하며 센서 네트워크를 통해서 수집된 데이터에 대한 효율적인 처리 방법이 요구되어 진다. 센서 네트워크에서 수집이 되는 데이터는 빠르고 연속적인 특징을 가진 스트림 데이터이다. 스트림 데이터는 시간에 따라 연속적이고 복잡하여 한시적인 접근만 가능하고 제한된 메모리를 사용하여 동적으로 변화하기 때문에 지속적인 데이터 처리 모델이 요구된다[2].

그동안 많은 스트림 데이터 연구 분야에서는 비용 및 저장 공간의 효율성 측면에서 조인 질의의 질의 실행 계획을 수립하는 기법을 제안하였다[3]. 또한 하나의 센서가 아닌 다수개의 센서에서 획득하는 데이터의 종합적인 정보를 처리하기 위해서는 조인 질의가 필요하다. 조인 연산자에는 해시 테이블 기반 조인 연산자, 윈도우 기반 조인 연산자, 해시테이블-윈도우 기반 조인 연산자가 있다. 이 중 해시 테이블-윈도우 기반 조인 연산자는 한정된 메모리 내에서 작업이 가능하고, 빠른 매치 속도를 가진다는 점에서 데이터 스트림 환경에 가장 잘 맞는 처리 방법이다. 해시 테이블-윈도우 기반 조인 연산자 중 여러 정보들을 조인한 결과가 보다 종합적인 내용을 포함한다는 관점에서 다중 입력을 취할 수 있는 MJoin 연산자가 제안되었다[4].

u-Health 시스템에서는 하나의 데이터가 아니라 동시에 다차원 데이터를 처리해야하므로 스트림 데이터에 대한 보다 빠른 처리가 요구되어 진다. 이에 본 논문에서는 해시 테이블-윈도우 기반 조인 연산자인 MJoin 연산자를 이용하여 질의를 최적화 한다. 또한, 기존의 스트림 데이터에 대한

연구는 주로 하드웨어적인 부분보다 데이터에 대한 분석 및 클러스터링에 대한 연구가 많이 진행돼 왔으며, 주로 스트림 데이터에서 질의의 효율 향상이나 스트림 처리 시 발생하는 성능 개선에 초점을 두었을 뿐, 효과적으로 스트림 데이터 저장에 관한 문제 해결은 미흡하다[5][6]. 본 논문에서는 스트림 데이터의 효율적인 저장 관리를 위해서 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 이용하여 데이터를 분류, 축소하고자 한다.

본 논문에서는 u-Health 시스템에서 다수 개의 센서(체중, 맥박, 혈압 센서)를 배치하고 효율적인 입력 스트림 처리를 위해서 슬라이딩 윈도우 기반으로 질의를 처리하고 MJoin 방법으로 다중 질의 계획을 수립한 후 역전파 알고리즘을 이용하여 모델링하였다. 또한 k-NN 알고리즘과 비교하여 분석하여 성능 측정을 하였다. 본 논문은 구성은 다음과 같다. II장에서는 시스템 구성 및 설계를 기술하였고, III장에서는 실험 및 구현 마지막으로 IV장에서는 결론과 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 시스템 구성 및 설계

본 논문에서 각각의 센서로부터 입력 스트림 데이터를 처리하기 위해서 전체 데이터베이스를 스캔한 후 사전-클러스터링을 수행한다. 스트림 데이터를 저장하고 이에 대한 질의를 처리한 후 데이터베이스에 저장된다. 저장된 데이터는 역전파 알고리즘을 통해 분류되어 데이터를 축소한다. 제안한 시스템을 구성하기 위해 사용된 프로세서 보드는 Telos 플랫폼 계열이며, MSP430의 MCU와 CC2420 Radio Chip을 사용한다. 또한 체중, 맥박, 혈압 센서가 통합된 센서 모듈을 사용하며 싱크 노드는 1개를 포함 총 10개의 센서 노드를 사용하였다. 그림 1은 제안한 시스템의 구성도이다.

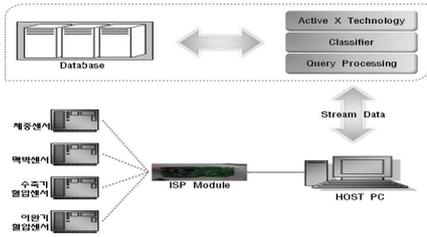


그림 1. 시스템 구성도
Fig. 1 Diagrams of system

1. 센서 처리

제안된 시스템의 센서 처리는 스트림 데이터(체중, 맥박, 수축기혈압, 이완기혈압)를 획득하기 위해 다수 개의 센서를 사용한다. 분석에 사용될 데이터는 동일한 환경에서의 데이터이므로 하나의 패킷으로 묶어서 전송한다. 각각의 패킷에 담게 되면 추가적인 트래픽 발생 및 에너지 소모가 일어남으로 단일 패킷으로 처리하여 질의를 처리한다. 패킷의 총길이는 36바이트이며, 고정 헤더는 10바이트, 센서 노드 ID 및 채널은 6바이트, 버퍼 20바이트 부분으로 구성된다. 이중에서 버퍼는 앞에서부터 12바이트를 각각 3바이트씩 hex 값으로 체중, 맥박, 수축기 혈압, 이완기 혈압 순으로 실제 센싱값이 들어오도록 설계하였다.

데이터의 구조는 각각의 묶음에 1바이트를 나타내고 있으며, 좌측에서부터 7, 8번째 값은 통신 방식, 15, 16번째 값은 채널을 알려준다. 17~28 번째는 체중, 맥박, 수축기혈압, 이완기혈압 값을 나타낸다. 그림 2는 센싱된 데이터 구조를 보여준다.

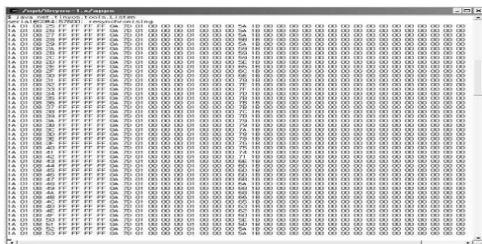


그림 2. 센싱된 데이터의 구조
Fig. 2 Structure of sensed data

2. 스트림 데이터의 관리

스트림 데이터를 처리하기 위해 중요한 부분은 센서 네트워크 환경에 흩어져 있는 센싱 정보들에 대하여 센서 노드들의 제한된 리소스들을 고려하면서 효율적으로 센싱 데이터의 질의를 만족시켜주는 것이다. 즉, 각 센서 노드들에서의 에너지 소모율을 최소화 시키면서 질의에 대한 정확성 및 신속성을 최대화 시킬 수 있는 질의 처리기(Query Processor)를 만드는 것이다.

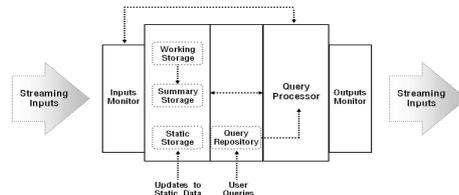


그림 3. 스트림 데이터 관리
Fig. 3 Data Stream Management

그림 3은 데이터 스트림 환경에서의 질의 처리에 대한 설명을 단계적으로 나타낸 스트림 데이터 관리의 구조도이다. 스트림 데이터 관리는 다중 스트림 데이터에 대하여 다중 연속 질의 처리를 수행한다. 여기서 입력 데이터의 과부하로 인하여 시스템의 처리 용량을 초과하는 현상이 발생 할 수도 있다. 데이터의 저장은 세 부분으로 나눌 수 있다. 임시 작업 저장소(temporary working storage)와 스트림 시뮬시스 처리를 위한 요약 저장소(summary storage), 마지막으로 메타 데이터 처리를 위한 정적 저장소(static storage)이다.

실행되는 질의는 질의 저장소(query repository)에 저장되며 질의 처리기(query processor)는 입력 데이터양의 상황에 따라 질의 처리에 대한 최적화 작업을 실행한다.

3. Mjoin을 이용한 다중 질의 처리

u-Health 센서 네트워크에서 종합적인 정보를 얻고자 할 때, 특정 시간이나 위치를 기반으로 조인(join)연산을 수행하여 그 결과를 얻어야 한다.

조인 연산은 해시 테이블(hash table) 기반 조인 연산, 윈도우(window) 기반 조인 연산, 해시 테이블-윈도우(hash table-window) 기반 조인 연산 등이 있다. 이 중 해시 테이블-윈도우 기반 조인 연산자는 한정된 메모리 내에서 작업이 가능하고, 빠른 매치 속도를 가진다는 점에서 데이터 스트림 환경에 가장 잘 맞는 처리 방법이다.

본 논문에서는 해쉬 테이블-윈도우 기반 조인으로 MJoin 방법으로 질의 계획을 수립한다. MJoin은 변화가 잦은 데이터 스트림의 조인을 효율적으로 수행하기 위한 방법으로 다중 스트림의 처리가 가능하도록 대칭적 해시 알고리즘을 확장한 것으로, 각 입력 튜플마다 모든 해시 테이블에 동일한 키를 지닌 튜플이 존재하는지 반복적으로 체크한다. 일반적인 이진 조인 기반의 조인 질의는 이진트리의 형태로 질의 실행 계획이 수립되므로 블록킹되는 문제점을 가지고 있다. 데이터 스트림 환경에서는 잠재적으로 무한한 양의 데이터가 시스템에 계속적으로 입력되므로 블록킹 되는 질의 실행 계획은 시스템이 가진 메모리량의 한계를 넘어서게 되어 입력 스트림의 샘플링이나 로드 shedding(load-shedding)을 요구하게 된다.

MJoin은 이러한 이진 조인 기반의 형태에서 벗어나 여러 스트림을 입력으로 가질 수 있는 다차원 스트림 데이터의 효율적인 조인 처리 기법으로 제안되었다. MJoin은 전통적인 대칭 해시 조인(symmetric hash join)에서 발전된 형태이다. 즉, 기존의 대칭 해시 조인과 다르게 여러 입력을 가질 수 있으므로 중간 결과를 다음 연산자로 넘기지 않고 여러 스트림과의 조인 결과를 내보낸다.

그림 4는 MJoin의 처리 구조를 나타낸 것이다. 만일 입력 스트림 S1에서 새로운 튜플이 들어오면, S1에 대한 해시 테이블에 들어온 튜플을 삽입하고, 다음 입력스트림에 대한 해시 테이블을 조사하게 된다. 만일 새로 입력된 튜플이 다른 해시 테이블에 있는 값들과 모두 매치되면 결과를 내보낸다.

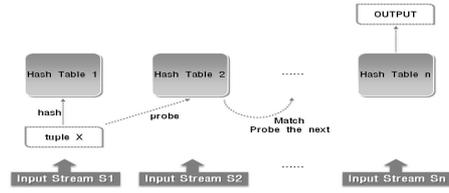


그림 4. MJoin 처리 구조
Fig. 4 MJoin Processing Architecture

4. 제안한 역전파 알고리즘

본 논문에서는 u-Health 환경을 고려하여 스트림 데이터의 효율적인 저장 관리를 위해서 데이터를 분류, 축소하는 것이 목적이다. 기존의 다양한 학습 알고리즘이 있지만 본 실험에서 이용한 데이터는 체중, 맥박, 수축기혈압, 이완기혈압 데이터로써 비선형 데이터 구조로 이루어져 있어서 다층 퍼셉트론 구조로 비선형 판별 문제를 해결할 수 있는 역전파 알고리즘을 이용한다. 역전파 알고리즘은 은닉층의 가중치를 조절해 학습함으로써 다른 학습 알고리즘에 비해 높은 정확도를 얻을 수 있다. 역전파 알고리즘은 입력된 값이 신경망의 가중치(Weight)와 곱하고 더하는 과정을 반복하여 입력의 결과 값인 출력(y)이 나온다. 이 때 출력(y)은 학습 데이터에서 주어진 원하는 출력(o)과 다르다. 결국, 신경망에서는 $(y-o)$ 만큼의 오차 $(e=y-o)$ 가 발생하며, 오차에 비례하여 출력층의 가중치를 갱신하고, 그 다음 은닉층의 가중치를 갱신한다. 가중치를 갱신하는 방향이 신경망의 처리 방향과는 반대 방향이다[7][8]. 이런 이유로 역전파 알고리즘이라고 한다. 다시 말해, 신경망의 처리는 입력층 → 은닉층 → 출력층의 방향으로 진행되며, 가중치 갱신의 학습방향은 출력층 → 은닉층으로 진행된다[9][10]. 본 논문에서는 4개의 입력 데이터(체중, 맥박, 수축기혈압, 이완기혈압)를 이용하여 윈도우 크기변화에 따른 오차율을 처리하기 위해 2개의 레벨 출력층을 갖는 신경망으로 구성되었다.

- 1) 입력층의 노드의 수는 각 데이터 항목의 개수인 4이어야 한다.
- 2) 출력층이 만약 입력 데이터를 통해 학습된

가중치(Weight)에 의해 1번째 노드가 선택되면 level 1에 해당한다.

3) 은닉층의 노드의 수는 1개 또는 그 이상으로 한다. 은닉층의 개수가 많아지면 학습의 시간이 증가하므로 적절한 은닉층의 개수를 정하는 것이 중요하다.

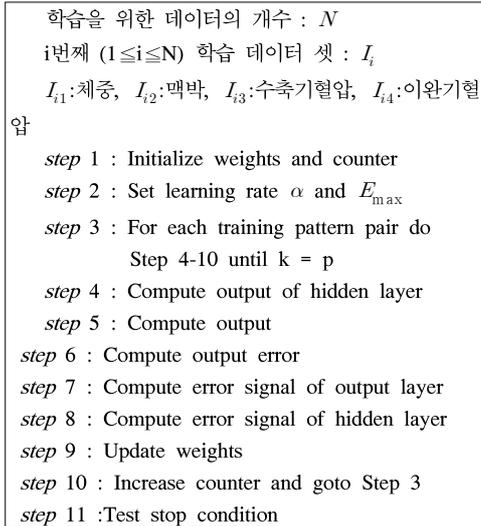


그림 5. 알고리즘 순서도
 Fig. 5 Algorithm Flow Chart

III. 실험 및 구현

본 논문에서 실험은 TinyDB에서 Query에 대한 정확도를 측정하였다. 1개의 Sink 노드와 9개의 중간노드 총 10개의 노드를 사용하여 5초 마다 한번씩 체중, 맥박, 수축기혈압, 이완기혈압 값에 대하여 연산된 데이터를 stream data 저장소에 전송 처리하였다. 수집된 데이터는 스트림 데이터 관리에서 질의를 수행한 후 역전파 알고리즘 분류를 통해 데이터베이스에 저장된다. 구현된 시스템을 테스트하기 위해 수집된 14,324개의 체중, 맥박, 수축기혈압, 이완기혈압 등 4가지의 센서 데이터를 이용하였다. 실험 데이터는 선형적인 관계가 아닌 실세계를 반영한 불규칙한 데이터를 사용했기 때문에 오차율을 측정해야 한다. 실험을 위해 사용된 프로세서 보드는 Telos 플랫폼 계열이며, MSP430의 MCU와 CC2420 Radio Chip을 이용하

여 실험을 수행하였다. 본 실험에서는 슬라이딩 윈도우의 크기 변화에 따른 오차율을 측정하였으며, 실험의 오차율 측정을 위해 식 1과 같이 RMSE(Root Mean Square Error)를 사용하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2} \quad (1)$$

이 실험에서는 각 스트림들의 비율은 같고, 윈도우의 크기만 달리하여 오차율을 측정하였다. 또한, k-nn 알고리즘과 역전파(Backpropagation) 알고리즘의 성능 측정을 위해 각각의 오차율을 측정하였다. 표 1과 표 2는 윈도우 크기에 따른 k-NN과 역전파 알고리즘의 오차율 측정 결과이며 그림 6은 오차율 비교를 그래프로 나타낸 것이다.

표 1. 윈도우 크기 변화에 따른 오차율 측정 결과(k-NN)
 Table 1. Measure Result of Error Rate by Window Size Change(k-NN)

입력 원도우 크기	체중 (%)	수축 기혈 압 (%)	이완 기혈 압 (%)	맥박 (%)	평균 (%)
100	1.15	5.21	4.46	7.20	4.5
150	1.07	5.14	4.38	7.08	4.4
200	0.58	3.67	3.94	6.34	3.6
평균	0.93	4.67	4.26	6.87	4.2

표 2. 윈도우 크기 변화에 따른 오차율 측정 결과(역전파 알고리즘)
 Table 1. Measure Result of Error Rate by Window Size Change(Backpropagation Algorithm)

입력 원도우 크기	체중 (%)	수축 기혈 압 (%)	이완 기혈 압 (%)	맥박 (%)	평균 (%)
100	0.71	3.27	2.56	5.51	3.0
150	0.65	3.09	2.33	4.29	2.6
200	0.30	2.74	2.12	1.55	1.7
평균	0.55	3.03	2.34	3.78	2.4

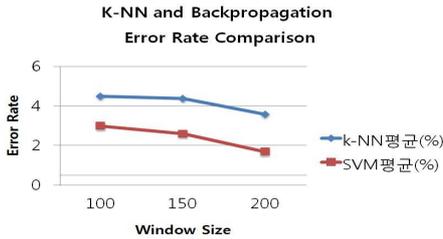


그림 6. k-NN과 역전파 알고리즘 오차율 비교
Fig. 6 k-nn & Backpropagation Algorithm Error Rate Comparison

효율적인 입력 스트림 처리를 위해서 슬라이딩 윈도우 기반으로 질의를 처리하고 Mjoin 방법으로 다중 질의 계획을 수립한 후 역전파 알고리즘과 k-NN 알고리즘의 오차율을 비교하였다. 그 결과, 역전파 알고리즘이 오차율이 1.8% 낮은 것을 확인하였고 역전파 알고리즘을 통해 저장 데이터의 축소하고 유효한 데이터는 u-Health 시스템에 이용하였다.

그림 7과 그림 8은 14,324개의 데이터 집합을 사용하여 튜플의 개수에 따라 윈도우의 크기를 100, 150, 200개로 분할하여 역전파 알고리즘을 통해 데이터를 축소한 결과이다. 실험한 결과 윈도우의 크기를 200으로 분할했을 때 저장 공간의 최대 18.3%를 축소함으로써 가장 효과적임을 보였다. 분류의 정확도는 윈도우의 크기를 200으로 분할했을 때 87.2%로 가장 높은 정확도를 보였다.

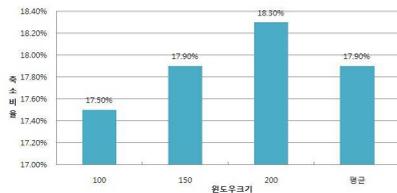


그림 7. 윈도우 크기변화에 따른 축소 비율
Fig. 7 Reduction Rate by Window Size Change

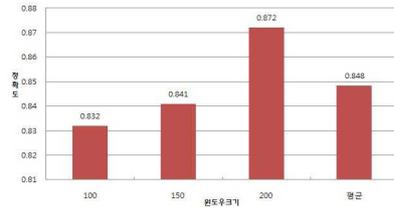


그림 8. 윈도우 크기에 따른 분류 정확도
Fig. 8 classification Accuracy by Window Size Change

또한 최종적으로 분류된 데이터를 델타파일 이 용하여 디지털 u-Health 모니터링 시스템을 구현 하였다. 센싱된 데이터의 분류 결과와 수치데이터 를 시간별, 일자별로 모니터링 할 수 있는 항목과 각각 체중, 맥박, 수축기혈압, 이완기혈압의 변화 를 볼 수 있는 그래프 항목으로 나누어진다. 그림 9는 u-Health 시스템 구현 결과 화면이다.

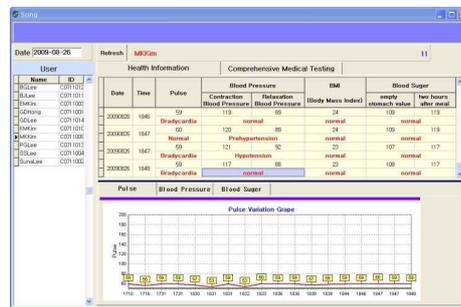


그림 9. 시스템 구현 결과
Fig. 9 Result of System implementation

IV. 결 론

u-Health 시스템은 사용자가 언제, 어디서나 자신의 건강관리 서비스를 실시간으로 제공받는 것으로, 구체적으로는 유비쿼터스 환경에서 생체 데이터를 채집, 저장, 관리, 분석하여 피드백 해주는 시스템이다. 건강이 사회의 중심가치가 됨에 따라 의료서비스 전문화 및 다양화 등 개인 맞춤형 의료서비스가 요구되어지고 u-Health 시스템의 발달이 가속화되고 있다. 센서 네트워크 기술의 발달과 유비쿼터스 환경 구축이 실용화되면서 u-Health 시스템에서 사용자의 각종 센서로부터

측정된 무수한 스트림 데이터가 실시간으로 수집이 되고 있다. 스트림 데이터는 시간에 따라 데이터의 분포가 변화될 수 있고 짧은 시간에 많은 양의 데이터가 수집되기 때문에 효율적인 에너지 저장, 관리가 필요하다.

이에 따라 본 논문에서는 피실험자(남성10, 여성8)에게 다수의 센서(체중, 맥박, 혈압센서)를 배치하고 효율적인 입력 스트림 처리를 위해서 슬라이딩 윈도우 기반으로 질의를 처리하고 Mjoin 방법으로 다중 질의 계획을 수립한 후 역전과 알고리즘과 k-NN 알고리즘의 오차율을 비교하였다. 그 결과, 역전과 알고리즘이 오차율이 더 낮은 것을 확인하였고 역전과 알고리즘을 통해 저장 데이터의 축소하고 유효한 데이터는 u-Health 시스템에 이용하였다. 피실험자 18명에게서 얻은 14,324개의 데이터 집합을 사용하여 실험한 결과 k-NN 알고리즘은 평균4.2%, 역전과 알고리즘은 평균 2.4%의 오차율이 나타났다. 결과적으로 역전과 알고리즘이 k-NN 알고리즘보다 1.8% 오차율이 낮음을 알 수 있다. 그리고 역전과 알고리즘을 통해 분류된 데이터의 양이 실제 입력되는 데이터보다 저장 공간을 평균 17.9%를 덜 차지했음을 알 수 있다.

향후 연구 방향으로서는 처리 시간을 고려한 보다 효율적인 알고리즘을 개발하고 시간의 흐름에 영향을 받는 데이터들의 처리를 위해 시간 기반 슬라이딩 윈도우 질의 처리에 대해 연구 하고자 한다. 또한 사용자의 위치정보, 혈당, 체지방 등 여러 생체 정보에 대한 효율적인 처리 기법에 대해 연구하고 전문 의료진의 판단에 유의한 통합 전문가 모니터링 시스템을 구현하고자 한다.

후 기

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임.(2010-0024568) 그리고 이 논문은 지식경제부지정 조선대학교 치과용 정밀 장비 및 부품 지역혁신센터의 연구비 지원에 의해 연구되었음.

참 고 문 헌

- [1] Dan Rasmus, Bill Crouse, M.D., "Future of Information Work Healthcare 2015," Microsoft Crop., White Parer, May 2005
- [2] 박선, 김철원, "생체신호를 이용한 응급상황 예측 의료정보 시스템의 설계", 한국정보전자통신기술학회논문지, 제 3권 제 4호 pp. 28-34, 2010
- [3] R. Motwani, J. Widom, A. Arasu, B. Bobcock, S. Babu, M. Datar, G. Manku, C. Olston, J.Rosenstein, and R. Varma, "Query Processing, Resource Management, and Approximation in a Data Stream Management System," In Proc. of Conf. on Innovative Data Systems Research, Asilomar, CA, USA, Jan., 2003
- [4] S. D. Viglas, J. F. Naughton, and J. Burger, "Maximizing the Output Rate of Multi-Way Join Queries over Streaming Information Sources," In Proc. 29th VLDB Conf., pp.285-296, 2003
- [5] L. Golab and M. T. Ozsu, "Issues in Data Stream Management," SIGMOD Record, Vol.32, No.2, June, 2003
- [6] L. Golab and M. T. Ozsu, "Issues in Data Stream Management," SIGMOD Record, Vol.32, No.2, June, 2003
- [7] Yoshio K. and Keith W. and Ian Mc., "Forecasting Nonlinear Time Series with Feed-Forward Netral Networks(A Case Study of Canadian Lynx Data)", Journal of Forecasting, pp.105-117, 2005
- [8] Simon Haykin, "Neutral Network (A comprehensive foundation)" Prentice Hall International, pp.161-172, 1999
- [9] Kevin R. Farrell, Richard J. Mammone, and Khaled T. Assaleh., "Speaker Recognition Using Neural Networks and Conventional

