

빅데이터 스트림 환경에서의 센서 데이터 분류와 상황추론

유창근*

Context Inference and Sensor Data Classification of Big Data Stream Environment

Chang-Kun Ryu

요약

변화하는 연속적인 데이터가 대량으로 유입되는 스트림 형태의 센서 데이터에 대한 분석은 궁극적으로 상황인식에 도달할 수 있어야 한다. 본 연구에서 가변적이며 연속적으로 입수되는 센서 데이터 스트림을 분석하여 상황을 추론하는 방안을 제안한다. 연속적인 스트림 형태를 가지는 센서 데이터를 분류하기 위하여 센서로부터 보내온 각 센서 데이터에 내포된 값들을 평가하고, 시간에 따른 변화를 토대로 신뢰도를 계산하였다. 각 데이터들이 구성하는 상황요인을 설정하였고 각 요인들의 변화를 추정할 수 있도록 함으로써 상황 추론이 가능함을 보였다.

ABSTRACT

The analysis of the variable continuous big data stream should reach the destination context awareness. This study presented a novel way of context inference of the variable data stream from sensor nodes. For assessment of the sensor data, we calculated the difference of each measured value at the time window and determined the belief value of each focal element. It was beneficial that calculate and assessment of factor of situation for context inference with the Dempster-Shfer evidence theory.

키워드

Big Data, Data Stream, Context Inference, Sensor Data
빅데이터, 데이터 스트림, 상황추론, 센서 데이터

1. 서론

네트워크의 발달에 따라 현대의 정보처리에서 다루는 데이터는 대용량이며 가변적이며 연속성을 가진 데이터로써 이전과 같이 보조기억장치에 저장된 데이터베이스와 다른 처리방법을 필요로 한다. 대단히 많은 양의 데이터가 연속적으로 유입되는 환경에서 이를 분석하고 처리하기 위해서는 처리장소와

처리방법에서 기존의 데이터베이스와는 상이할 수밖에 없다.

이상적인 센서 네트워크 시스템을 구성하는 센서들은 매우 많은 수량이 사용되며 서로 이질적인 것들이다. 이들 이질적인 다수의 센서들은 저마다 고유한 기능을 가지고 광범위하게 배포되어 네트워크를 통해서 수집된 이벤트 정보를 호스트로 전송한다. 센서 데이터는 데이터 스트림 특성을 가지고 있다. 연속적으로

* 교신저자(corresponding author) : 남서울 대학교 전자공학과(ckryu@nsu.ac.kr)
접수일자 : 2014. 08. 11

심사(수정)일자 : 2014. 09. 25

게재확정일자 : 2014. 10. 17

유입되는 센서 데이터를 처리하는 것은 현재의 데이터 처리의 큰 이슈로 관심을 받고 있다.

그동안의 스트림 데이터에 대한 분석기법은 데이터 스트림에 대한 탐사를 통하여 연관규칙을 파악하거나 빈발항목을 탐사하는 연구에 집중되어 왔다. 이때, 현재로부터 과거의 일정 시간까지를 포함시키고 해당 시간 간격내의 데이터들을 분석해 나가는 윈도우 기법을 적용하는 연구가 많았다.

센서들을 사용하여 획득하는 정보는 궁극적으로 배포된 센서 주변의 상황을 인식하고자 하는 목표를 가지고 있다. 많은 수의 다양한 센서가 감지한 정보를 네트워크를 이용하여 호스트로 보내온 센서 데이터에는 상황과 관련 있는 정보들이 내포되어 있다. 데이터 스트림 마이닝 기법은 유입되는 데이터 스트림에 대하여 한 번의 탐사와 분석을 통하여 유의미한 연관규칙이나 빈발항목을 인지하는 것이었다. 이제는 센서 데이터들의 유입양상이나 패턴을 분석 하는 것 외에도, 데이터 스트림이 내포하고 있는 상황 정보를 추출하는 것이 필요하다. 데이터 스트림을 대상으로 상황을 추정할 수 있는 분석을 실시하는 것이 센서 배포를 통한 정보수집의 본래 목적에 부합하는 것이다. 연속적으로 입수되는 데이터 스트림 형태의 센서 데이터 분석을 통해서 어떻게 상황을 추론할 수 있을 것인지 연구가 필요하다.

본 연구에서는 상환추론을 염두에 둔 데이터 스트림 분석 방안을 제안한다. 일정 시간 간격을 두고 보고되는 센서로부터의 이벤트 정보를 담은 센서 데이터들에 대하여 윈도우를 설정하고 해당 윈도우 내에서 n 개의 센서신호를 토대로 하는 2^n 개의 관심원소로 파워 셋을 설정한다. 파워 셋의 관심원소들은 상황을 구성하는 요인으로 볼 수 있으며, 각 관심원소들의 시간대별 신뢰도를 비교함으로써 상황 추론이 가능하도록 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 관련연구를 정리하였고, 3장에서는 데이터 스트림 환경에서의 센서 데이터 분류와 상황추론 방안을 제안한다. 4장에서 제안한 방법에 대한 실험과 평가를 실시하고 5장에서 결론을 맺는다.

II. 관련연구

그동안 데이터 스트림의 분석에 대한 연구가 활발하게 진행되어 왔다.

박태수 외 4인은 연속적이고 빠르게 증가하는 데이터 스트림에서 데이터 마이닝 기법을 이용하여 시간이 흐름에 따라 변하고, 무한적으로 증가하는 데이터 스트림에서의 빈발항목을 찾는 방안을 제안하였다. 이 연구에서는 데이터 스트림에서 시간적 측면을 고려하여 상대적인 빈발항목을 탐색하기 위한 새로운 알고리즘으로 한정적인 메모리를 고려하여 빈발항목과 부분 빈발항목만을 저장하고 시간의 흐름에 따른 빈발항목의 갱신방법에 관하여 제안하였다[1].

장량 외 5인은 데이터 스트림 환경에서 셋 이상의 스트림들에 대한 조인연산을 위해 순서를 선택하는 기존 기법들은 항상 간단한 휴리스틱 방법을 이용하였다. 이 연구에서는 최적의 조인 순서로 그래프 기반의 슬라이딩 윈도우 다중 조인 알고리즘을 제안하였다[2].

권오제 외 1인은 데이터 스트림에서 인과관계 조인 질의를 처리할 때 고려한 다양한 슬라이딩 윈도우 처리방법들을 제안하였다. 기존의 FIFO 방법에 비해 인과관계 질의 처리 결과가 더 정확함을 보였다[3].

신승선 외 3인은 끊임없이 데이터가 발생하는 GeoSensor 데이터 스트림 환경에서 최적화된 부하제한을 수행하는 방안을 제안하였는데, 질의 타입의 중요도를 통해 만든 가중치 테이블을 사용해 질의 타입별로 우선순위가 낮은 데이터를 삭제함으로써 최적화를 실행하였다[4].

서복일 외 2인은 데이터 스트림 환경에서 연관규칙을 탐사하기 위하여 데이터 스트림에서 목적 이벤트의 발생 간격에 따른 가변 윈도우로부터 이벤트의 존재 유무에 근거한 COBJ계산법을 이용하여 데이터 항목을 추출하였다. 추출된 데이터는 FPMDSTN 알고리즘을 통해 실시간으로 연관규칙을 탐사하도록 하였다[5].

최필선 외 3인은 데이터 스트림에서 동적 가중치를 이용하여 순서를 갖는 패턴들의 집합 중에 빈번하게 발생하는 패턴을 탐사하는 기법을 제안하였다[6].

Ling Chen 외 1인은 연속적인 데이터 스트림 환경에서 빈발 항목을 찾는 방안을 모색하였는데, 시간 상쇄 모델인 람다-HCount 알고리즘을 제안하였다. r 해시 함수를 사용하여 데이터 스트림 항목의 밀도를 계

산하였다[7].

Adel Ghazikhani와 2인은 데이터 스트림에서 불균형 데이터에 대한 분석을 위하여 온라인 조합 신경망 방법을 제안하였다. 데이터 스트림에 대한 이중 계층 처리를 하는데, 한 층에서는 신경망에 의한 학습이 이루어지게 하였고, 한 층에서는 가중치를 매기도록 하였다[8].

III. 빅데이터 스트림 환경에서의 센서데이터 분류와 상황추론

최근 각광받고 있는 빅데이터 연구의 한 축을 담당하는 스트림 형태의 센서 데이터에 대한 분석 연구는 외적 패턴에서의 특징뿐만 아니라 데이터가 포함하고 있는 의미에 대한 파악이 필요하다.

빅 데이터 환경, 또는 사물인터넷 환경에서 스트림 형태로 유입되는 데이터의 가장 큰 특징은 데이터들이 엄청난 양으로 유입되며 가변적이라는 것이다. 이 데이터들에 대한 전처리 및 데이터 신뢰성 확보는 중요한 작업이며 많은 노력이 필요하다.

그렇지만, 연속적으로 입수되는 스트림 형태의 데이터로부터 상황과 관련 있는 정보를 추출하기 위해 분석하는 것은 센서를 구성하고 네트워크를 구축하여 데이터를 입수하는 궁극적인 목적과 부합한다. 실시간으로 입수되는 데이터가 가지고 있는 의미적 가치를 추출하여 활용하기 위해서는 기존의 데이터 마이닝 기법이나 패턴 인식 기법과는 다른 분석기법이 필요하다. 기존의 데이터 마이닝 기법 및 패턴 인식은 대부분 입수되어 저장된 데이터를 대상으로 하기 때문이다.

본 연구에서는 데이터 스트림을 구성하는 실시간 데이터들이 가지고 있는 상황정보와 시간의 흐름에 따른 상황의 변화에 대한 추론을 유도할 수 있는 분석 방안을 제안한다. 상황정보를 추출하는 과정에서 제약사항은 입수되는 데이터들을 저장한 후 분석하는 방식을 사용할 수 없다는 점이다. 입수되는 데이터들에 대하여 적절한 평가를 통하여 유의미한 값을 추출하고는 대다수 데이터들은 버려야 한다. 입수되는 데이터에 대한 분석은 1회로 마쳐야 한다. 저장하는 것은 입수된 데이터에 대한 평가결과이다. 이러한 작업

을 위하여 입수되는 데이터에 대한 전처리 방안이 선행되어야 한다. 본 연구에서는 데이터 스트림으로부터 상황추론 방안을 얻기 위한 것에 초점을 맞추었기에 데이터 스트림에 대한 전처리 방안은 논외로 하며, 본 연구를 위한 전처리가 이루어진 것으로 한다.

다음은 본 논문에서 제안하는 상황추론을 위한 데이터 스트림 분석 절차이다.

상황추론을 위한 데이터 분석 절차

- 1) 초기에 입수되는 다중센서들이 보내오는 데이터 스트림을 일정한 시간만큼 분할한다.
- 2) 분할된 시간대내에서 각 데이터들의 관심원소를 설정한다.
- 3) 관심원소는 n 개의 센서가 보내오는 센서데이터를 토대로 2^n 개로 조합하여 구성한다[9-11].
- 4) 시간의 흐름을 따라 스트림의 각 시간대에서 2^n 개의 각 관심원소들의 BPA(Basic Probability Assignment, BPA)를 결정한다.
- 5) 관심원소별 BPA를 토대로 각 시간대에서 관심원소별 신뢰도와 개연성 구간을 계산한다.
- 6) 관심원소별 신뢰도와 개연성 구간 값을 저장한다.
- 7) 각 시간대에서 계산한 관심원소들의 신뢰도와 개연성 값을 비교한다.

본 연구에서는 다수의 센서들이 입수하여 보고하는 센서 데이터들을 일정한 시간간격으로 나누었다. 각 시간대 안에서 입수된 데이터들에 대한 평가를 실시하였는데, 데이터에 대한 평가방법으로 DST(Dempster-Shafer Theory, DST)를 바탕으로 하는 신뢰도와 개연성 값을 구하여 평가대상으로 하였다.

DST를 활용한 것은 상황추론을 위한 정보 추출에 도움을 준다. DST를 이용하는데 따르는 장점을 들자면 첫째, 센서들이 감지하여 보고한 신호 n 종류를 토대로 2^n 개의 관심원소를 만들 수 있는데, 이때 센서 데이터들은 상황에 따르는 증거로, 이 관심원소들은 상황을 구성하는 가설로 대입할 수 있다. 둘째, DST는 각 관심원소들의 BPA를 이용하여 관심원소들의 신뢰도와 개연성을 계산할 수 있다. 여기서의 신뢰도와 개연성 값에 주목하여야 한다. 신뢰도는 확률론적으로 얘기하자면, 해당 사건이 확실히 발생할 정도를 나타낸다. 개연성 값은 해당 사건이 조건적으로 발생

할 가능성이 있음을 나타낸다. 물론 발생할 것인지 발생하지 않을지 불확실하다는 정도를 나타내는 값이기도 하다.

목표로 하는 상황추론을 위하여 각 시간대별 관심원소들의 신뢰도와 개연성 구간을 면밀하게 살펴 볼 필요가 있다. 각 시간대에서 측정되는 관심원소들의 신뢰도와 개연성 구간이 변화양상을 관찰하는 것이다. 시간대별 신뢰도와 개연성 구간을 비교하기 위한 경우를 다음과 같이 살펴 볼 수 있다.

- 1) 신뢰도와 개연성이 낮아지는 경우
- 2) 신뢰도는 감소하나 개연성은 높아지는 경우
- 3) 신뢰도는 증가하나 개연성은 낮아지는 경우
- 4) 신뢰도와 개연성이 모두 증가하는 경우

따라서, 각 관심원소들이 각 시간대에서 신뢰도와 개연성 값들을 비교하되 각 시간대에서 신뢰도와 개연성 값이 높은 값들을 대상으로 한다. 이들을 주요 요인으로 분류하며, 다음 시간대에서도 주요 요인으로 존재하는지 여부를 판별하여야 하며, 각 시간대에서의 주요 요인들의 신뢰도와 개연성 값의 추이를 비교 분석한다.

IV. 실험 및 평가

본 절에서는 이번 연구에서 제안한 방안에 대한 실험을 실시하고 그 평가 결과를 정리한다.

사용한 센서는 거리측정용 초음파센서, 음향감지센서, 조도감지센서 이다.

실험절차

- 1) 음향센서, 조도센서, 초음파 센서를 사용하여 주변환경을 감지하여 입수한 데이터로써,
- 2) 감지활동은 초당 1회 실시하여 모두 보고하였으며, 입수된 데이터들을 시간간격에 따라 구분한 것은 10초 단위로 하였음.
- 3) 총 6개의 시간간격으로 구분된 데이터들에 대하여 각 시간대별로 BPA를 계산하였음.
- 4) 각 시간대의 BPA를 토대로 관심원소별로 신뢰도와 개연성 구간값을 구하였음.

다음의 그림 1은 센서가 감지한 데이터들을 그래프로 나타낸 것이다.

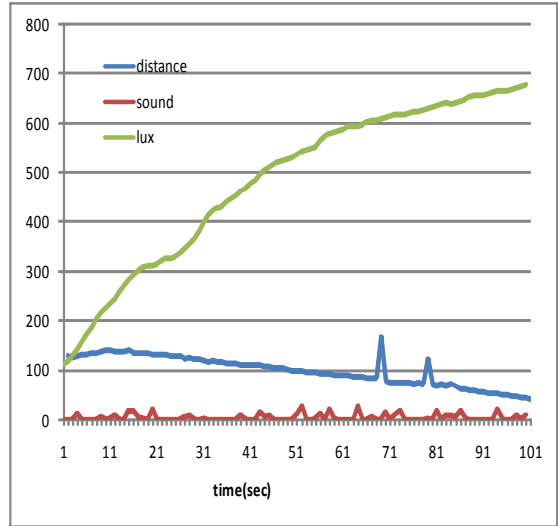


그림 1. 센서 데이터
Fig. 1 Sensor data

그림 1과 같이 입수한 센서 데이터를 대상으로 BPA를 계산하였다. BPA를 계산하는 방안은 다음과 같다. BPA를 구하는 데이터 영역은 매 10초 동안 입수된 데이터들을 대상으로 하였다.

$$m(T'_i) = \frac{\sum_{T_{5i-4} \cap T_{5i-3} \cap \dots \cap T_{5i} \neq \emptyset} m(T_{5i-4}) \cdot m(T_{5i-3}) \cdot \dots \cdot m(T_{5i})}{1 - \sum_{T_{5i-4} \cap T_{5i-3} \cap \dots \cap T_{5i} = \emptyset} m(T_{5i-4}) \cdot m(T_{5i-3}) \cdot \dots \cdot m(T_{5i})}$$

(i = 1, 2, 3, 4, ...)

(1)

수식 (1)과 같은 절차로 각 가설에 대한 BPA를 결정하였다. 다음 표는 각 관심원소들의 BPA를 계산하고 이를 정리한 것이다.

이를 토대로 각 관심원소의 신뢰도와 개연성 값을 계산하였다. 다음 표 2는 각 관심원소들의 신뢰도와 개연성 값을 계산한 결과이다.

표 1. 관심원소(가설)별 기본 확률배정함수
Table 1. BPA of focal elements(가운데 정렬)

time	h1	h2	h3	h1+h2	h1+h3	h2+h3	h1+h2+h3
0~10	0.000187	0.611409	0.007541	0.153155	0.00252	0.155625	0.069563
10~20	0.000303	0.610998	0.005875	0.15056	0.000969	0.160978	0.070317
20~30	0.000114	0.619012	0.000543	0.153788	0.000051	0.157134	0.069358
30~40	0.000068	0.619706	0.000223	0.154163	0.000015	0.156594	0.069232
40~50	0.000233	0.619925	0.000257	0.157102	0.000006	0.153407	0.069071
50~60	0.000525	0.619102	0.000396	0.157704	0.000008	0.153044	0.069222
60~70	0.013642	0.615417	0.000026	0.147655	0.003471	0.154053	0.065737
70~80	0.005937	0.618353	0.000015	0.152526	0.001511	0.154083	0.067575
80~90	0.004232	0.6061	0.000067	0.166372	0.000838	0.149467	0.072924
90~100	0.001379	0.621505	0.000017	0.152974	0.000275	0.155735	0.068115

표 2. 관심원소(가설)별 신뢰도와 개연성
Table 2. Belief and plausibility of focal elements

time		h1	h2	h3	h1+h2	h1+h3	h2+h3	h1+h2+h3
0~20	m	0.000646	0.897735	0.003738	0.044874	0.00025	0.047803	0.004955
	bel	0.000646	0.897735	0.003738	0.943255	0.004634	0.949276	1
	pl	0.050724	0.995366	0.056745	0.996262	0.102265	0.999354	1
10~30	m	0.000251	0.900675	0.00163	0.044675	0.000071	0.047792	0.004906
	bel	0.000251	0.900675	0.00163	0.9456	0.001953	0.950097	1
	pl	0.049903	0.998047	0.0544	0.99837	0.099325	0.999749	1
20~40	m	0.000051	0.903491	0.000184	0.045083	0.000005	0.046382	0.004806
	bel	0.000051	0.903491	0.000184	0.948624	0.000239	0.950056	1
	pl	0.049944	0.999761	0.051376	0.999816	0.096509	0.999949	1
30~50	m	0.000071	0.903772	0.000111	0.045772	0.000001	0.045488	0.004785
	bel	0.000071	0.903772	0.000111	0.949615	0.000183	0.949371	1
	pl	0.050629	0.999817	0.050385	0.999889	0.096228	0.999929	1
40~60	m	0.000174	0.903579	0.000147	0.046595	0.000001	0.044717	0.004787
	bel	0.000174	0.903579	0.000147	0.950348	0.000322	0.948444	1
	pl	0.051556	0.999678	0.049652	0.999853	0.096421	0.999826	1
50~70	m	0.003816	0.901318	0.000635	0.04447	0.000244	0.044904	0.004612
	bel	0.003816	0.901318	0.000635	0.949605	0.004695	0.946857	1
	pl	0.053143	0.995305	0.050395	0.999365	0.098682	0.996184	1
60~80	m	0.00524	0.900688	0.000791	0.043315	0.000345	0.045097	0.004525
	bel	0.00524	0.900688	0.000791	0.949242	0.006376	0.946576	1
	pl	0.053424	0.993624	0.050758	0.999209	0.099312	0.99476	1
70~90	m	0.002794	0.898718	0.000377	0.048187	0.00017	0.044781	0.004974
	bel	0.002794	0.898718	0.000377	0.949699	0.00334	0.943875	1
	pl	0.056125	0.99666	0.050301	0.999623	0.101282	0.997206	1
80~100	m	0.001455	0.900056	0.000191	0.048184	0.000078	0.045044	0.004993
	bel	0.001455	0.900056	0.000191	0.949694	0.001724	0.945291	1
	pl	0.054709	0.998276	0.050306	0.999809	0.099944	0.998545	1

표 3. 관심원소별 신뢰도의 변화
Table 3. Belief change of focal elements

time	h1	h2	h3	h1+h2	h1+h3	h2+h3	h1+h2+h3
0~21	0.000646	0.897735	0.003738	0.943255	0.004634	0.949276	1
10~31	0.000251	0.900675	0.00163	0.9456	0.001953	0.950097	1
20~41	0.000051	0.903491	0.000184	0.948624	0.000239	0.950056	1
30~51	0.000071	0.903772	0.000111	0.949615	0.000183	0.949371	1
40~61	0.000174	0.903579	0.000147	0.950348	0.000322	0.948444	1
50~71	0.003816	0.901318	0.000635	0.949605	0.004695	0.946857	1
60~81	0.00524	0.900688	0.000791	0.949242	0.006376	0.946576	1
70~91	0.002794	0.898718	0.000377	0.949699	0.00334	0.943875	1
80~101	0.001455	0.900056	0.000191	0.949694	0.001724	0.945291	1

우리는 이 표에서 각 시간대에서 가장 신뢰도가 높은 관심원소에 주목하여야 한다.

그리고 그 관심원소의 신뢰도와 개연성 값이 어떻게 변화되고 있는지를 각 시간대에서 변화의 추이를 파악한다.

다음 표 3은 관심원소별 신뢰도의 변화추이를 나타내고 있다.

표 3을 통해서 볼 때 신뢰도가 가장 높은 관심원소는 h2, h1+h2, h2+h3 임을 알 수 있다. 이 관심원소들은 다른 것들에 비해서 높은 값을 보이므로 이 관심원소들의 관심원소가 시간의 흐름에 따라 어떤 변화양상을 보이는지 알 수 있다.

표 4. 관심원소들에 대한 개연성
Table 4. Plausibility of focal elements

time	h2	h1+h2	h2+h3
0 ~ 22	0.995366	0.996262	0.999354
10 ~ 32	0.998047	0.99837	0.999749
20 ~ 42	0.999761	0.999816	0.999949
30 ~ 52	0.999817	0.999889	0.999929
40 ~ 62	0.999678	0.999853	0.999826
50 ~ 72	0.995305	0.999365	0.996184
60 ~ 82	0.993624	0.999209	0.99476
70 ~ 92	0.99666	0.999623	0.997206
80 ~102	0.998276	0.999809	0.998545

여기서 신뢰도가 가장 높은 것에 대해서만 관심을 가지면 된다. 신뢰도가 가장 높은 것은 3개이다. 이 관심원소들에 대해서 각각의 개연성 값이 어떻게 변화하는지 확인할 필요가 있다. 그 변화하는 양상을 정리하면 표 4와 같다.

V. 결론

최근 데이터처리의 주된 이슈는 보조 기억장치에 저장된 대용량 데이터베이스를 처리하는 것에서 벗어나 연속적이고 가변적으로 유입되는 스트림 형태의 데이터 즉 데이터 스트림 처리이다. 이와 같이 연속적인 데이터가 대량으로 유입되는 스트림 형태를 띠고 있는 센서 데이터에 대한 분석은 궁극적으로 상황인식에 도달할 수 있어야 한다. 본 연구에서는 가변적이며 연속적으로 입수되는 센서 데이터 스트림을 분석하여 상황을 추론하는 방안을 제안한다. 연속적인 데이터 스트림을 분류하기 위하여 센서로부터 보내온 각 센서 데이터에 내포된 값들을 평가하고, 이를 토대로 획득한 기본확률배정함수를 이용하여 각 관심원소들의 신뢰도와 개연성 값을 계산하였다. 데이터 스트림에 대한 기본적인 분석기법인 시간대별 구간에 대한 기본확률배정함수, 신뢰도 그리고 개연성 값을 지속적으로 산출하여 이 중 신뢰도의 추세와 개연성 값의 변화추세를 분석하였다. 이를 통하여 각 데이터들이 구성하는 상황요인과 각 요인들의 기여도 변화를

추정함으로써 상황 추론이 가능함을 보였다.

감사의 글

본 논문은 2014년도 남서울대학교에서 교내 연구비 지원 사업의 지원으로 수행되었습.

References

- [1] T. Park, S. Jun, J. Lee, Y. Kang, and B. Choi, "Finding the time sensitive frequent itemsets based on data mining technique in data streams," *J. of The Korean Association of Information Education*, vol. 9, no. 3, 2005, pp. 453-462.
- [2] L. Zhang, B. You, J. Ge, G. Kim, S. Lee, and H. Bae, "Processing Sliding Window Multi-Joins using a Graph-Based Method over Data Streams," *J. of Korea Spatial Information System Society*, vol. 9, no. 2, 2007, pp. 87-99.
- [3] O. Kwon and K. Lee, "Causality join query processing for data stream by spatio-temporal sliding window," *J. of Geographic Information System Association of Korea*, vol. 16, no. 2, 2008, pp. 219-235.
- [4] S. Shin, Y. Lee, G. Kim, and H. Bae, "Load Shedding Method Based on Spatial-Temporal Query Type in GeoSensor Data Stream Environment," *J. of The Korea Society of Computer and Information*, vol. 16, no. 1, 2012, pp. 135-138.
- [5] B. Seo, J. Kim, and B. Hwang, "A Method for Frequent Itemsets Mining from Data Stream," *The KIPS Transactions Part D*, vol. 19, no. 2, 2012, pp. 139-146.
- [6] P. Choi, H. Kim, D. Kim, and B. Hwang, "A Sequential Pattern Mining based on Dynamic Weight in Data Stream," *The KIPS Transactions on Software and Data Engineering*, vol. 2, no. 2, 2013, pp. 137-144.
- [7] L. Chen, Q. Mei, "Mining frequent items in data stream using time fading model," *Information Sciences*, vol. 257, 2014, pp. 54-69.
- [8] A. Ghazikhani, R. Monsefi, and H. Yazdi, "Ensamble of online neural networks for non-stationary and imbalanced data streams," *Neuro-computing*, vol. 122, 2013, pp. 535-544.
- [9] C. Ryu and C. Park, "A Novel Clustering Method with Time Interval for Context Inference based on the Multi-sensor Data Fusion," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 8, no. 3, 2013, pp. 397-402.
- [10] D. Suh and C. Park, "A Novel Method of Basic Probability Assignment Calculation with Signal Variation Rate," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 8, no. 3, 2013, pp. 465-470.
- [11] D. Suh and C. Ryu, "Multi-sensor Data Fusion Using Weighting Method based on Event Frequency," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 6, no. 4, 2011. 8, pp. 581-587.

저자 소개



유창근(Chang-Kun Ryu)

1981년 단국대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1983년 단국대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1993년 단국대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1994년 남서울대학교 전자공학과 교수

※ 관심분야 : 신호 및 시스템, 유비쿼터스