무선 센서 네트워크에 기반한 온라인 베이지안 학습

이 호 석
뉴미디어학과 공과대학 호서대학교
hslee@office.hoseo.ac.kr

On-line Bayesian Learning based on Wireless Sensor Network

Ho Suk Lee
New Media Dept. College of Engineering Hoseo University

요 약

Bayesian 학습 네트워크는 여러 가지의 다양한 응용 분야에 적용된다. 본 논문은 다양한 무선 센서 네트워크 환경에 적용될 수 있는 온라인 Bayesian 학습 네트워크의 추론 알고리즘 구조에 대하여 논의한다. 첫째, 논문은 Bayesian 파라메타 학습과 Bayesian DAG 구조 학습을 논의하고, 다음에 무선 센서 네트워크의 특징과 무선 환경에서의 데이터 수집에 대하여 논의한다. 둘째, 논문은 온라인 Bayesian 학습 네트워크에서의 중요한 고려 사항과 네트워크 학습 알고리즘의 개념적 구조에 대하여 논의한다.

Abstract

Bayesian learning network is employed for diverse applications. This paper discusses the Bayesian learning network algorithm structure which can be applied in the wireless sensor network environment for various online applications. First, this paper discusses Bayesian parameter learning, Bayesian DAG structure learning, characteristics of wireless sensor network, and data gathering in the wireless sensor network. Second, this paper discusses the important considerations about the online Bayesian learning network and the conceptual structure of the learning network algorithm.

1. 서 론

근래에 무선 센서 네트워크(Wireless Sensor Network)에 대한 논의가 많이 진행되고 있다. 무선 센서 네트워크의 특징에는 (1) 설치 용이성, (2) 네트워크 영역의 확장, (3) 고장 내구성, (4) 이동성, (5) 데이터 중심 운용, (6) 센서 노드와 라우팅, (7) 데이터 집성(aggregation), (8) 응용 중심 운용, (9) 시간 제약성, (10) 속성에 의한 노드 선택 등이 있다. 무선 센서 네트워크의 응용에는 여러 가지가 있다. 대표적인 것으로는, 자연 서식지 관찰 시스템, 환경 관찰 및 예보 시스템, 수자원 모니터링 시스템, 기상 및 재난 방지 시스템, 건강 관리 시스템, 건축물 관리 시스템, 물류 관리 시스템 등이 있다[1].

Bayesian 학습 네트워크는 Bayes 정리에 기반을 둔 것으로 조건부 확률과 조건부 독립 개념에 의하여 그래프 구조상의 변수들 사이에 확률 추론을 수행하여 변수들의 클래스 소속 여부를 판단하도록 한다. Bayesian 학습 네트워크는 여러 분야에 응용되고 있다. 대표적인 것으로 교육 분야, 생물학 분야(DNA 예측), 재정과 비즈니스 분야, 컴퓨터 비전 분야, 데이터 조사 분야, 의학 분야, 자연언어 처리 분야, 심리학 분야, 음성 인식 분야, 기상 예측 분야, 컴퓨터 하드웨어와 소프트웨어 분야, 인공 지능 분야, 계획 및 스케줄링 분야, 안전성 검사 분야, 차량 관리 및 고장 진단 분야 등이 있다[2].

참고문헌 [3]은 IEEE802.15.4 프로토콜을 사용한 센서 네트워크의 개발과 응용에 대하여 설명하고 있다. 참고문헌 [4]는 센서 네트워크에 기반 한 유비쿼터스 시스템 개발을 설명하였다. 이들은 전력, CPU, RF 통신, 그리고 센서 모듈로 구성된 50mm 크기의 정사각형 모양의 센서 노드를 개발하였다. 통신 방식은 LAN에서 사용하는 CSMA/CD 프로토콜을 사용하였다.

본 논문은 우선 Bayesian 학습 네트워크와 무선 센서 네트워크의 특징에 대하여 논의하고 무선 센서 네트워크로부터 데이터를 수집하여 온라인으로 Bayesian 학습 네트워크를 구축하는데 있어서 고려해야 할 조건들과 온라인 Bayesian 학습 네트워크의 알고리즘 구조에 대하여 논의한다.

2. 본 론

2.1 Bayesian 학습 네트워크

Bayesian 학습 네트워크는 Bayes 정리에 근거를 두고 있다. 다음은 Bayes 정리이다[2]. Bayes 정리는 조건부 확률(conditional probability)과 조건부 독립(conditional independence) 개념을 사용하여 증명할 수 있다.

Bayes 정리 ; 두 개의 사건 E 와 F 가 있고, $P(E) \neq 0$ 이고 $P(F) \neq 0$ 이면, 다음 수식이 성립한다.

$$P(E|F) = \frac{P(F|E)P(E)}{P(F)}$$

또한, n개의 상호 독립적인 사건, E_1, E_2, ... E_n 이 있고, 모든 $1 \leq i \leq n$ 에 대하여, $P(E_i) \neq 0$ 이라면

$$P(E_i|F) = \frac{P(F|E_i)P(E_i)}{P(F|E_1)P(E_1) + P(F|E_2)P(E_2) + \ldots + P(F|E_n)P(E_n)}$$

가 성립한다.

Bayesian 정리는 무작위(랜덤) 변수의 분류(classification)에 사용될 수 있다. 즉, 이전(prior) 확률을 기반으로 이후(posterior) 확률을 계산하고, 그 확률 값을 근거로 하여 무위 변수의 집단 소속 여부를 판단할 수 있다.

Bayesian 학습 네트워크 혹은 Bayesian 네트워크는 Bayes 정리를 확대하여 적용한 것으로서 무작위 변수들 사이의 확률적인 관계를 그래프 구조로 사용하여 표시한 것이다. Bayesian 네트워크를 구성하는 두 개의 중요한 요소는 DAG(Directed Acyclic Graph)와 확률 테이블이다. DAG는 Bayesian 네트워크를 구성하는 무작위 변수들 사이의 관계를 나타낸다. 변수들 사이의 관계를 규정하기 위한 중요한 개념은 조건부 독립(conditional independence) 개념이다. 즉, 하나의 에지로 직접 연결된 노드를 제외하고는 다른 모든 노드하고는 확률적으로 독립되어 있다고 생각하는 것이다. 즉, 이러한 가정이 없으면 무작위 변수들 사이의 모든 연관 관계를 고려하여야 하기 때문에 Bayesian 네트워크를 구성하기가 매우 어려울 것이다. 이것을 Markov 조건이라고 하기도 한다. 또한 그래프의 각 노드에는 이전 확률 혹은 조건부 확률을 계산하여 확률 테이블을 구성하였다. 즉, 확률 테이블을 구성하는 방법을 좀 더 구체적으로 나타내면 다음과 같다.

(1) 만약 노드에 부모가 없다면, 그 노드의 확률은 자신의 이전 확률 값을 사용한다.
(2) 만약 노드에 부모가 있다면, 그 노드는 조건부 확률은 $P(X|Y_1, Y_2, ..., Y_k)$로 나타낸다.

Bayesian 네트워크 모델을 구성하기 위해서는 우선 해당 분야에서 중요한 무작위 변수를 판별하여야 한다. 이 과정은 그 분야의 전문가가 자료와 경험을 바탕으로 할 수 있다. 다음에 부모 노드를 가지지 않는 노드들에 대하여 이전 확률 값을 구하여야 한다. 다음에 무작위 변수들 사이에 인과 관계를 구성하고, 인과 관계의 조건부 확률 값을 계산하여 Bayesian 학습 네트워크를 구성할 수가 있다.

2.2 Bayesian 추론

Bayesian 추론 알고리즘에는 Judea Pearl의 메시지 전달 알고리즘이 있다[2]. 여기서 메시지라고 하는 것은 이전 노드로부터 전달된 확률 값이다. 간단하게 설명하면, 알고리즘은 처음 노드로부터 시작하여 인과 관계에 의하여 연결된 노드를 거치면서 계속하여 P(X|a)를 계산하고 최종적으로 마지막 터미널 노드에 이르면 계산된 확률 값을 출력하고 알고리즘은 중단하는 것이다. 이 알고리즘은 트리(tree) 형태의 네트워크와 단일 연결(singly-connected) 네트워크에 적용될 수 있다. 다중 연결(multiply-connected) 네트워크인 경우에는 다중 연결 네트워크를 단일 연결 네트워크로 분할한 다음에 이 알고리즘을 적용하여 확률 값을 계산한다. 이 알고리즘은 이산 확률 밀도 함수를 가지는 변수뿐만이 아니고 연속 확률 밀도 함수를 가지는 변수에도 적용될 수 있다. 이 경우에 연속 확률 밀도 함수는 Gauss 함수를 사용하는 경우가 많다. 그 밖에도 이 방법은 논리 샘플링, 가능성 조정(likelihood weighting), 설명 추론(abductive inference) 등에 적용될 수 있다.

2.3 Bayesian 파라메타 학습

Bayesian 네트워크의 DAG는 해당 분야의 전문가에 의하여 구축된다고 설명하였다. 이 절에서는 확률 값이 상대적 빈도수(relative frequency)에 의하여 표시되는 경우에 이를 계산하는 방법을 논의한다[2]. 이러한 상대적 빈도수는 조건부 확률 식에 의하여 계산한다. 파라메타 학습은 모든 변수들의 상대적 빈도수가 동등하게 분포한 경우와 동등하지 않게 분포한 경우로 나누어 고려해 보아야 한다. 동등하지 않게 분포한 경우는 베타 밀도(beta density) 함수로 변수의 확률 밀도를 나타낼 수 있다. 변수들의 파라메타는 Bayesian 추론에 의하여 계산한다. 혹시 일부 파라메타 값이 존재하지 않는 경우에는 EM(Expectation Maximization) 알고리즘을 사용하여 존재하지 않는 파라메타의 예상 값을 구할 수 있다. 이 경우에 최대 기대값을 산출하는 예상 파라메타 값을 원래 값에 대한 MAP(Maximum A Posterior Probability) 라고 한다. 계산된 파라메타 값에 대하여 분산을 구하는 것도 의미가 있다. 이진 값을 가지는 변수이외에 다중 값을 가지는 변수에 대한 파라메타 학습에서는 상대적 빈도수에 대한 확률 분포로 Dirichlet 밀도 함수를 사용한다. 연속 값을 가지는 변수에 대한 파라메타 학습에서는 상대적 빈도수에 대한 확률 분포로 Gauss 밀도 함수를 사용한다[2].

2.4 Bayesian DAG 구조 학습

앞 절에서는 Bayesian 네트워크의 DAG 구조를 이미 알고 있는 상태에서, 이 구조를 형성하고 있는 무작위 변수들의 상대적 빈도수를 학습하는 것을 논의하였다. 그런데 무작위 변수들의 집합을 가지고, Bayesian 학습에 의하여 DAG 구조를 학습하는 것이 가능하다[2]. 이때 다중 값을 가지는 변수에 대하여서는 Dirichlet 확률 밀도 함수를 사용하고 연속 값을 가지는 변수에 대하여서는 Gauss 함수를 사용한다. 변수에 대하여 최대 확률 값을 가지는 DAG 구조를 선택하는 것을 모델 선택이라고 한다. 그리고 실험 데이터의 양이 많은 경우에는 모델 선택이 현실적인 결과를 낼 수가 있다. 그러나 실험 데이터의 양이 적은 경우에는 모델 선택이 현실적인 결과를 내지 못할 수가 있다. 이 경우에는 실험 데이터를 가지고 모든 DAG을 생성한 다음에, 생성된 모든 DAG에 대한 이후(posterior) 확률을 계산하는 방법으로 추론을 할 수가 있다. 이것을 모델 평균화(model averaging)라고 한다. 측정되지 않은 데이터가 있는 경우에도 Bayesian DAG 구조를 학습할 수 있다. 여기에는 MCMC(Markov Chain Monte Carlo) 샘플링 방법과 데이터의 크기가 클 경우에 사용하는 근사값 (Large-Sample Approximation) 방법이 있다[2].

2.5 무선 센서 네트워크의 특징

무선 센서 네트워크의 특징에는 (1) 설치 용이성, (2) 확장된 네트워크 영역, (3) 고장 내구력, 그리고 (4) 이동성 등이 있다. 그리고 무선 센서 네트워크 운용상의 특징으로는 (1) 데이터 중심, (2) 노드 식별과 데이터 라우팅의 차이점, (3) 데이터 집성(aggregation), (4) 응용 중심 등이 있다. 데이터 중심이라는 것은 무선 센서 네트워크는 수천 혹은 수만 개의 센서 노드가 데이터를 전송한다는 의미이다.

노드 식별과 라우팅의 차이점이라는 것은 센서 네트워크는 많은 수의 센서 노드로 구성되어 있고 데이터 중심이기 때문에, 각 노드가 센서 노드와 전송 노드의 역할을 동시에 수행한다는 의미이다. 데이터 집성이라는 것은 이웃하는 센서 노드가 전송하는 서로 데이터는 비슷하기 때문에 데이터를 모아서 전송하는 것이 바람직하다는 의미이다. 그리고 센서 네트워크는 일반적으로 수행하고자 하는 응용에 맞추어서 설계되고 설치된다.

무선 센서 네트워크의 또 다른 특징에는 (1) 속성에 의한 노드 식별(attribute-based addressing), (2) 노드 위치 감지(node location awareness), (3) 시간 제약성(time-critical operation), (4) 질의어 처리(query handling) 등이 있다.

그리고 앞으로 무선 센서 네트워크가 해결해야 할 과제에는 (1) 임시적인 설치와 운용, (2) 센서 노드의 계산 능력 향상, (3) 센서 노드의 전력 소비 관리, (4) 확장성, (5) 통신 영역 관리, (6) 고장 내구력 향상, (7) 센서 노드 간의 연결성 관리, (8) 무선 통신 채널 관리, (9) QoS 관리, (10) 패킷 라우팅 관리, (11) 보안 등이 있다. 임시적인 설치와 운용은 일반적으로 센서 노드는 무작위로 설치될 수 있기 때문에, 센서 노드가 주변 환경이나 노드의 고장에 스스로 대체해야 한다는 의미이다. 일반적으로 무선 센서 네트워크는 센서들을 클러스터 단위로 묶어서 네트워크를 구성한다.

2.6 데이터 수집

무선 센서 네트워크에 있어서 가장 중요한 부분은 데이터 수집(data gathering) 기능이라고 할 수 있다. 현재 데이터 수집 기능에 대하여 많은 관심이 모아지고 있으며 다양한 연구가 진행되고 있다. 센서 노드는 실외에 설치되는 경우가 많고 열악한 환경에서 작동하는 경우가 많다. 따라서 센서 노드의 노후화와 고장 혹은 배터리 전력의 소진으로 인하여 기능이 약해지거나 정지되는 경우도 있다. 이러한 것은 센서의 감지 영역, 데이터 전송, 그리고 데이터 수집에 많은 영향을 끼칠 수 있다. 참고문헌 [5]는 질의 처리를 수행할 수 있는 노드 개수를 계산하여 센서 네트워크의 작동 가능 시간(lifetime)의 최대값을 계산하였다. 논문에서는 데이터 수집 질의(data gathering query)라는 용어를 사용하여 작동 가능 시간을 설명하였다. 논문에서는 센서 네트워크에서 일정 수 이상의 센서가 기능을 하지 못하면 센서 네트워크가 작동하지 않는 것으로 가정하였다. 참고 문헌 [6]은 밀도가 높고 전체 소요 전력이 고정되어 있는 경우에 N개의 센서 노드에 대한 데이터 전달 능력(transport capacity)이 $\Theta(\log(N))$에 비례한다는 것을 제시하였다. 그리고 밀도가 높은 센서 노드 네트워크가 관찰할 수 있는(데이터를 수집할 수 있는) 무작위(랜덤) 변수들의 집합에 대한 필요와 충분 조건을 제시하였다. 참고문헌[7]은 그리드 환경에서 센서 노드의 밀도를 계산하여 되도록이면 시간적인 그리고 공간적인 데이터 왜곡(데이터 손실 혹은 데이터 전송 지연)이 없이 최적으로 데이터 재구성(reconstruction)이 가능한 센서 노드의 밀도를 제시하였다. 논문은 Gauss 프로세스를 이용한 실험에서 전체 왜곡이 최소화될 수 있는 센서 네트워크의 유한 밀도가 있다는 것을 계산하였다. 참고문헌 [8]은 센서 노드의 고장율 분석과 전력 소진율 분석을 통하여 데이터 수집율과 패킷 이동 거리(hop distance)를 계산하였고 노드 생존 함수(survival function)와 노드 연결성에 대한 확률을 계산하였다.

2.7 On-line Bayesian 학습 네트워크 고려사항

지금까지는 필요한 모든 데이터가 미리 존재하는 off-line 방식의 Bayesian 학습 네트워크에 대하여 논의하였다. 근래에 무선 센서 네트워크를 활용한 응용이 증가하고 있다. 무선 환경에서 센서로부터 전달된 데이터를 기반으로 하는 on-line Bayesian 학습 네트워크 방식을 논의해 보기로 한다. 우선 다음의 사항들을 고려해 볼 수 있다.

(1) Bayesian 학습을 수행할 추론 노드 선정.
(2) 센서 노드와 추론 노드의 고장에 대한 대비.
(데이터 수집 실패와 학습 실패에 대한 대비.)
(3) Bayesian 학습에 필요한 충분한 정보 수집.
(4) 수집된 노이즈 데이터에 대한 처리.
(5) 수집된 여분의(redundant) 데이터에 대한 처리.
(6) Bayesian 학습에 필요한 시간 제약성 고려.
(7) 불충분한 Bayesian 학습 결과에 대한 고려.
(8) 확장적인(scalable) Bayesian 학습에 대한 고려.

즉, 센서 노드로부터 무선으로 전송된 데이터를 기반으로 on-line Bayesian 학습을 수행하는 것이기 때문에, 무선 센서 네트워크의 특징과 운용에 따라서 핵심적인 Bayesian 학습을 수행하기 전에 데이터의 수집, 수집된 데이터의 품질 판단과 노이즈 제거, Bayesian 학습에 필요한 시간, Bayesian 학습을 수행할 노드에 대한 고려가 있어야 한다. 일반 센서 노드는 계산 능력과 전력양이 많지 않기 때문에, Bayesian 학습은 클러스터 대표(헤드) 노드 혹은 베이스 노드(base node)에서 수행하여야 할 것이다. 위에서 (1)과 (2)번을 함께 고려하고, (3)과 (4)와 (5)를 함께 고려하고, (6)과 (7)과 (8)을 함께 고려한다.

센서 노드는 일반적으로 클러스터 형태를 구성하여 지역적으로 배치된다. 따라서 Bayesian 학습을 수행할 노드는 클러스터의 대표 노드로 하는 것이 좋을 것이다. 다만 대표 노드가 고장이 나거나 혹은 그 밖의 이유로 작동이 되지 않을 경우에는 임시적으로 클러스터의 다른 센서 노드가 수행하여야 할 것이다. 그 것도 어려울 경우에는 베이스 노드가 수행하여야 할 것이다. 이런 것을 고려하여 클러스터의 대표 노드는 다른 센서 노드보다 성능이 좋고 고장에 능동적으로 대처할 수 있도록 설계하여야 할 것이다.

Bayesian 학습에 필요한 정보는 센서 노드로부터 클러스터 대표 노드로 전송된다. 이 경우에 학습에 필요한 충분한 데이터가 수집될 수 있도록 하여야 한다. 그러나 노이즈 데이터에 대한 처리나 필요 이상의 데이터에 대한 처리를 할 필요가 있다. 센서 노드는 인접하여 배치되기 때문에 이웃하는 센서 노드가 전송하는 데이터는 매우 비슷할 수가 있다. 이러한 데이터는 불필요한 데이터가 될 수 있으며 전체 수행 시간에 부담을 줄 수 있다. 또한 센서 노드의 고장으로 인하여 전송되는 데이터가 노이즈 데이터가 될 수도 있다. 이런 경우에 대한 대처 방안도 필요할 것이다.

그리고 Bayesian 학습의 수행 시간에 시간 제약이 있는 경우에는 이 제약 조건을 고려하여 제한된 시간 안에 학습

을 수행할 수 있도록 하여야 할 것이다. 또한 만약 불충분한 Bayesian 학습이 진행된 경우에는 어떻게 그 결과를 활용할 것인지를 판단하여야 한다. 이 경우에는 확장적인 Bayesian 학습이 필요할 것이다.

2.8 On-line Bayesian 학습 네트워크 알고리즘

이 경우는 두 가지 경우로 나누어서 생각할 수 있다. 한 가지 경우는 지정된 응용 영역에 대하여 수행되는 Bayesian 학습 네트워크를 생각할 수 있다. 즉, 지정된 영역에서 사용할 수 있는 것으로 Bayesian 학습 네트워크가 이미 구성되어 있는 경우이다. 다른 경우는 지정되지 않은 일반 영역에 대한 온라인 Bayesian 학습 네트워크를 구성하는 것으로 이 경우는 2.4절에서 논의된 온라인 Bayesian DAG 학습 및 추론에 해당한다.

그러나 지정되지 않은 일반 영역에 대한 온라인 Bayesian 학습 네트워크 구성보다는 몇 개의 지정된 영역에 대한 온라인 Bayesian 학습 네트워크 추론이 현실적으로 가능성이 있을 것이다. 이 경우는 이미 지정된 영역에 대하여 Bayesian 학습 네트워크가 존재하고 수집된 데이터들을 참조하여 적절한 Bayesian 학습 네트워크를 선택하여 추론을 수행하는 방법이면 될 것으로 보인다. 이 경우 적절한 선택이 되지 않은 경우에는 기존의 Bayesian 학습 네트워크로부터 다른 대안을 선정하여 계속 추론을 수행할 수 있을 것이다. 다음은 온라인 Bayesian 추론 코드의 개념적 구조이다.

```
procedure data_gathering( )
{
   process_noise_data( );
   process_redundant_data( );
   reconstruct_sensor_data( );
}

procedure Bayesian_inference( )
{
   setup_random_variables( );
   setup_statistical_models( );      // domain model
   setup_DAG_connections( );

   compute_relative_frequencies( );
   initialize_prior_probability_distributions( );
   compute_posterior_probability_distributions( );
   classify_random_variables( );
}
```

수집된 센서 노드 데이터에 대하여 최상위 일정한 부분의 데이터를 제거하고 또한 최하위 일정한 부분의 데이터를 제거하여 노이즈 데이터를 제거한다. 다음에 노이즈가 제거된 센서 노드 데이터에 대하여 샘플링을 수행하여 중복된 데이터를 처리한다. 이 경우 샘플링 과정에서 노이즈 데이터가 처리될 수도 있다. 또한 노이즈 데이터를 전송한 센서 노드에 대하여서도 주의를 할 필요가 있을 것이다. 초기 변수들에 대하여 상대적 빈도수를 계산하여 이전(prior) 확률 값을 계산한다. 다음에 순차적으로 자식 변수(노드)들에 대하여 조건부 확률을 계산하여 해당 변수의 확률 테이블을 완성한다. 계산된 확률 값들을 참조하여 확률 변수를 판단한다.

이 문제는 결론적으로 무선 센서 네트워크 측면에서는 데이터 수집(data gathering) 문제이고 Bayesian 학습 측면에서는 모델 기반의 Bayesian 추론[9] 문제라고 할 수 있다. 시스템의 구성적인 측면에서는, 통계 모델을 지식 베이스로 구성할 수가 있을 것이다. 그리고 전체 시스템과 사용자사이에는 적합한 인터페이스가 존재하여 시스템의 운용을 조정할 수 있어야 할 것이다. 이러한 인터페이스 시스템에는 음성 인식과 이해 시스템을 고려할 수 있다.

참고문헌 [9]의 263~264면에서는 DAG(Directed Acyclic Graph) 기반 확률 추론을 Bayesian 네트워크라고 부르는 것은 잘 못된 용어의 사용이며 DAG 기반 확률 추론은 일반 통계(frequentist)에서도 수행되고 있다고 설명하고 있다[10].

3. 결 론

본 논문에서는 Bayesian 학습 네트워크, 무선 센서 네트워크, 그리고 데이터 수집에 대하여 논의하였다. 그리고 무선 센서 네트워크 응용 분야에 적용될 수 있는 온라인 Bayesian 학습 네트워크 추론 알고리즘의 개념적 구조에 대하여 제시하였다. 앞으로의 연구로는 논의된 아이디어에 대한 구현과 실험이 있어야 할 것이다.

참고 문헌

[1] Carlos de Morais Cordeiro, Dharma Prakash Agrawal, Ad Hoc & Sensor Networks, World Scientific Publishing Co., 2006.
[2] Richard E. Neapolitan, Learning Bayesian Networks, Prentice-Hall, 2004.
[3] Shigeru Fukunaga, et al., "Development of Ubiquitous Sensor Network," Oki Technical Review, Vol. 17, No. 4, pp.24-29, October 2004.
[4] Yoshihiro Kawahara, et al., "Design and Implementation of a Sensor Network Node for Ubiquitous Computing Environment," Proceedings of 58th IEEE Semiannual Vehicular Technology Conference(VTC2003), Orlando, USA, October 2003.
[5]Weifa Liang, Yuzhen Liu, "Online Data Gathering for Maximizing Network Lifetime in Sensor Networks," IEEE Trans. on Mobile Computing, Vol. 6, No. 1, pp.2-11, January 2007.
[6]Hesham El Gamal, "On the Scaling Laws of Dense Wireless Sensor Networks : The Data Gathering Channel," IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 51, No. 3, pp.1229-1234, March 2005.
[7]Razvan Cristescu, Martin Vetterli, "On the Optimal Density for Real-Time Data Gathering of Spatio-Temporal Processes in Sensor Networks," Proc. of the 4th Int'l Symposium on Information Processing in Sensor Networks, LA, 2005.
[8] Jae-Joon Lee, et al., "Node Aging Effect on Connectivity of Data Gathering Trees in Sensor Networks," Proc. of the 60th IEEE Vehicular Technology Conference(VTC2004), 2004.
[9] Larry Wasserman, All of Statistics A Concise Course in Statistical Inference, Springer Verlag, 2004.
[10] David Edwards, Introduction to Graphical Modelling(2nd ed.), Springer-Verlag, 2000.