

무선 LAN 시스템에서 계층 2 트리거 발생기 설계를 위한 적응성 있는 수신 신호 강도 예측 모델

박재성[†] · 임유진^{**} · 김범준^{***}

요 약

무선 LAN 시스템에서 고속 핸드오프를 위한 계층 2 트리거는 정확한 핸드오프 예측 모델을 요구한다. 이에 따라 본 논문은 계층 2 트리거 발생기 설계를 위한 단말의 이동성 모델로 수신 신호 강도 (received signal strength: RSS) 예측 모델을 제안한다. 제안 모델은 짧은 시간 동안 사용자 단말과 액세스 포인트 (AP) 사이의 거리 변화양은 물리적으로 제한된다는 사실을 이용하여 일정 시간 동안 측정된 RSS 값들에 대해 적응성 있게 동작한다. 제안 모델 설계를 위해 우선 ns-2 모의 실험을 통해 측정된 RSS 데이터를 통계적으로 분석하여 일정 시간 측정된 RSS 데이터는 차수 1인 자기 회기 (autoregressive: AR(1)) 프로세스로 모델링 할 수 있다는 것을 검증하였다. 이후 AR(1) 프로세스를 이용하여 향후 RSS 값을 예측하는 방법을 제시하고 예측 오류를 확률적으로 정량화 하였으며 모의 실험을 통해 현재까지 측정된 RSS 값들을 이용하여 적어도 1-step 이후의 RSS 값을 예측할 수 있다는 것을 검증하였다.

키워드 : 계층 2 트리거, 동적인 RSS 모델, 자기 회기 프로세스, RSS 예측도

An Adaptive Received Signal Strength Prediction Model for a Layer 2 Trigger Generator in a WLAN System

Park Jaesung[†] · Lim Yujin^{**} · Kim Beomjoon^{***}

ABSTRACT

In this paper, we present a received signal strength (RSS) prediction model to timely initiate link layer triggers for fast handoff in a wireless LAN system. Noting that the distance between a mobile terminal and an access point is not changed abruptly in a short time interval, an adaptive RSS predictor based on a stationary time series model is proposed. RSS data obtained from ns-2 simulations are used to identify the time series model and verify the predictability of the RSS data. The results suggest that an autoregressive process of order 1 (AR(1)) can be used to represent the measured RSSs in a short time interval and predict at least 1-step ahead RSS with a high confidence level.

Key Words : Layer 2 trigger, Adaptive RSS Model, Autoregressive Process, RSS Predictability

1. 서 론

무선 LAN (WLAN) 시스템에서 핸드오프는 통신 프로토콜 계층에 따라 계층 2 핸드오프와 계층 3 핸드오프로 구분된다. 계층 2 핸드오프는 IEEE 802.11 표준에 정의된 바와 같이 사용자 단말 (Mobile Terminal: MT)과 액세스 포인트 (access point: AP) 사이의 무선 링크를 변경하는 것으로서 MT는 수신 신호 레벨 감시를 통해 현 AP로부터의 수신 신호 강도가 (Received Signal Strength: RSS) 특정 임계값

이하이면 핸드오프 과정을 시작한다. 계층 2 핸드오프는 새로운 AP 탐색, 새로운 AP와의 연관 (association) 생성 및 IEEE 802.11i 표준에 따르는 보안 단계를 거쳐서 이루어진다. WLAN 표준을 따르는 MT는 한번에 하나의 무선 채널만을 사용할 수 있으므로 이전 무선 링크를 끊고 (break) 새로운 무선 링크를 맺는 (make) 순차적인 핸드오프 과정은 수 백 밀리 초 (millisecond) 정도의 시간이 소요된다[2]. 핸드오프 과정 중에 단말과 AP 사이의 데이터 송수신은 불가능하므로 핸드오프 시간이 길어지면 패킷 손실율과 패킷 전송 지연이 증가 되어 MT의 서비스는 연속성을 갖지 못하게 된다. 계층 3 핸드오프는 무선 링크뿐만 아니라 MT의 서빙 에이전트가 (serving agent) 변경되는 경우 발생되며 IETF의 Mobile IP (MIP) 표준에 따라 이루어 진다[12]. MT는 무선 링크가 변경 될 때마다 계층 3 핸드오프가 필

※ 이 논문은 2006년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-2006-311-D00668)

† 정 회 원 : 수원대학교 인터넷정보공학과 전임강사

** 정 회 원 : 수원대학교 정보미디어공학과 전임강사

*** 정 회 원 : 계명대학교 전자공학과 전임강사

논문접수 : 2007년 3월 7일, 심사완료 : 2007년 6월 12일

요한지 여부를 판단하게 되고, 만일 계층 3 핸드오프가 필요하면 MT는 새로운 서빙 에이전트가 관리하는 망에서 사용할 IP 주소를 재구성하고 갱신한 IP 주소를 홈 에이전트(home agent) 및 통신 중인 상대 노드(corresponding node)에 재 등록한다. 따라서 MIP를 통한 핸드오프 과정은 MT와 네트워크 내의 다수의 노드들과의 메시지 교환을 필요로 하며 이 과정은 수 초의 시간이 소요된다[3]. 또한 MIP는 계층 2 핸드오프가 종료된 후 시작되므로 MT가 계층 3 핸드오프를 완료하는 동안 사용중인 데이터 세션은 보류되어 MT에 제공되는 서비스는 연속성을 보장받지 못한다.

이와 같은 문제를 해결하기 위해 계층 2 트리거(Layer 2 Trigger) 기법이 제안되었다. 계층 2 트리거의 목적은 링크 계층에서 단말의 이동성을 감시하여 MT가 조만간 핸드오프할 것임을 미리 예측하고 이에 따라 현재 무선 링크가 끊어지기 전에 핸드오프에 필요한 절차들을 미리 완료함으로써 MT의 핸드오프 시간을 단축시키는 것이다. 고속MIPv6는(FMIPv6) [4] 계층 2 트리거를 가정하여 계층 2 핸드오프가 진행되기 전에 현재 무선 링크를 이용하여 새로운 IP 주소 구성 절차를 수행함으로써 MT 이동시 MIP 절차를 단축시키는 방안을 제안하고 있다. IEEE 802.21 Media Independent Handover (MIH) 그룹은 계층 2 트리거를 상위 계층에 전송하기 위한 인터페이스를 표준화하고 있으며 [5], [6]은 MIH에서 정의한 메시지들을 이용하여 FMIPv6를 WLAN망에 적용하는 방법을 제안하고 있다. 그러나 현재까지 연구는 계층 2 트리거가 제공된다는 것을 가정하고 이를 이용한 고속 핸드오프 절차만을 제안하고 있으며 계층 2 트리거를 발생시키기 위한 구체적인 방법을 기술하고 있지 않다.

계층 2 트리거를 발생시키기 위해서는 단말이 언제 현재 셀 영역을 이탈할 것인가를 미리 감지할 수 있어야 하므로 효과적인 계층 2 트리거 발생기를 설계하기 위해서는 핸드오프 예측을 위한 정확한 이동성 예측 모델이 필요하다. 단말의 이동성 모델에 관한 기존 연구들은 시스템의 특정 성능 평가를 위해 수행되었다. Kuo는 이동 단말의 위치 변경율과 거주 시간을 분석하기 위해 2차원 랜덤 워크(random walk) 모델을 제안하였으며 [13], [14]에서는 실내에서 이동 단말의 핸드오프율과 호 블로킹 확률(call blocking probability)을 계산하기 위해 3차원 이동성 모델이 제안되었다. 시스템의 신호 부하량(signaling load)을 분석하기 위해 플루이드 플로우(Fluid Flow) 모델이 [15]에서 제안되었으며, Kumin은 셀 거주 시간(cell residence time) 모델을 이용하여 계층적인 이동 전화 시스템의 성능을 분석하였다[16]. 그러나 이들

모델들은 정상 상태(steady state)에서 시스템의 전반적인 성능 분석을 위해 제안되었으므로 각 단말의 순간적인(transient) 핸드오프 시간을 예측할 수 없다.

WLAN에서 핸드오프는 MT와 AP간의 RSS에 의해 결정되므로 본 논문에서는 RSS 측정을 통해 계층 2 트리거 발생기 설계를 위한 단말의 이동성 예측 모델을 제시하고, 통계적 분석 방법을 이용하여 제안 모델의 타당성을 검증한다. 이를 위해 우선 다양한 모의실험 환경에서 RSS를 측정하고 측정된 전체 데이터를 통계적으로 분석하여 이들 모두에 적용 가능한 비정형(nonstationary) 모델 선정의 문제점을 파악한다. 이후 일정 시간 동안 MT가 이동할 수 있는 거리는 물리적으로 제한되므로 이 시간 동안 측정된 RSS 값들의 상호 연관(correlation) 정도는 크다는 것에 착안하여 타임 윈도우(time window)라고 명명한 일정 시간 동안 측정된 RSS 데이터의 모델링을 위한 적용성 있는 모델을 제안한 후, 측정 데이터의 통계적 분석을 통해 차수 1인 자기 회기(autoregressive: AR(1)) 프로세스를 이용하여 모든 타임 윈도우 내의 RSS 데이터들을 모델링 할 수 있다는 것을 검증한다. 제안 모델은 RSS 값을 측정할 때 마다 타임 윈도우 내의 RSS 데이터들을 갱신함으로써 임의로 변화하는 RSS 값들에 적용성을 가지며 현재 측정된 타임 윈도우 내의 RSS 값들을 이용하여 k-step 이후의 RSS 값을 예측한다. 본 논문에서는 또한 AR(1) 모델을 이용하여 예측 오류를 확률적으로 정량화하고 모의 실험을 통해 현재 시점에서 1-step 이후의 RSS 예측 오류는 99%의 신뢰도로 핸드오프 수행 여부를 결정하는 임계값에 비해 매우 작다는 것을 보인다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 ns 2 모의 실험기를 통해 측정된 단말의 수신 신호 강도 데이터를 이용하여 단말의 이동성을 모델링 하기 위한 수학적 모델을 제안하고 통계적인 방법을 통해 제안 모델을 검증한다. 3장에서는 제시한 모델을 이용하여 단말의 이동성 예측도를 분석한 후 4장에서 결론과 추후 연구 방향을 제시한다.

2. 단말의 이동성 모델

본 장에서는 ns 2 모의실험기를 [7] 이용하여 MT에서 측정된 RSS 데이터의 획득 방법을 기술하고, 측정 데이터의 통계적 분석을 통해 단말의 이동성을 나타내기 위한 수학적 모델을 제시한다.

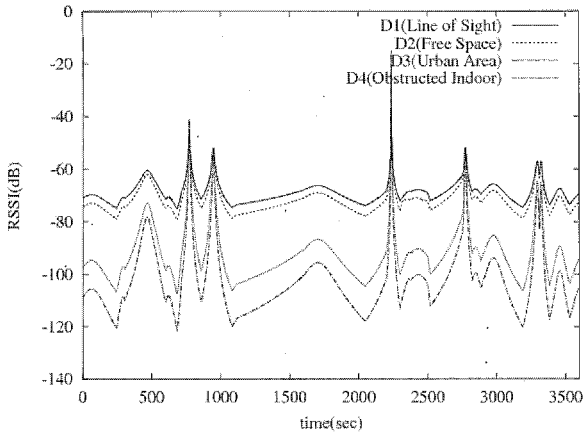
〈표 1〉 전파 전송 환경에 따른 RSS 측정 데이터셋

Datasets	셀 환경	전파 전송 환경
D1	균질 (Homogeneous)	Line of Sight (L)
D2	균질 (Homogeneous)	Free Space (F)
D3	균질 (Homogeneous)	Urban Area (U)
D4	균질 (Homogeneous)	Obstructed Indoor (O)
D5	이질 (Heterogeneous)	합성: F → U → O → U → F → O
D6	이질 (Heterogeneous)	합성: U → O → U → F → O → F

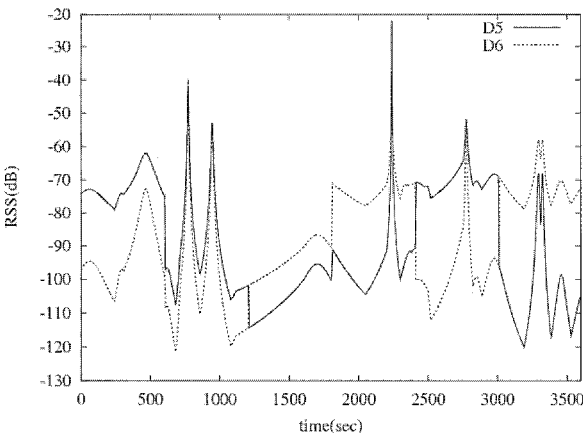
2.1 데이터 획득

수신 신호 강도는 이동 단말의 이동 패턴과 전파 전송 환경에 영향을 받는다. 실제 환경과 같이 속도와 방향을 동적으로 변경하는 MT의 이동 패턴을 발생시키기 위해 random waypoint 모델을 [8] 이용하여 단말이 임의의 시간에서 이동 방향을 $(0, 2\pi)$ 에서, 이동 속도를 $[0, v_{max}]$ 에서 임의로 선택하도록 하였다. 본 논문에서는 WLAN 환경을 고려하고 있으므로 단말의 최대 이동 속도, v_{max} 는 10km/hr로 설정하였다. 동일한 AP가 서비스하는 영역은 전파 전송 환경에 따라 달라지므로 다양한 전파 전송 환경을 설정하기 위해 경로 손실 (path loss) 모델을 [9] 이용하여 Line of Sight (L), Free Space (F), Urban Area (U), Obstructed Inbuilding (O)의 4가지 전파 전송 환경을 설정 하였다.

단말은 random waypoint 모델에 따라 특정 전파 전송 환경으로 설정된 셀 영역을 이동하며 1시간 동안 500msec 마다 RSS 값을 측정한다. 표 1은 측정된 시 계열 RSS 데이터셋 (dataset)들을 셀 환경, 전파 전송 환경에 따라 구분한 것이다. 표 1의 D1~D4는 셀의 전파 전송 환경이 균일한 (homogeneous) 경우 측정된 데이터셋이며 그림 1-(a)는 시간에 따라 측정된 RSS를 데시벨 (dB) 단위로 나타낸 것이다.



(a) 균일한 (Homogeneous) 셀 환경



(b) 이질적인 (Heterogeneous) 셀 환경

(그림 1) 단말의 임의적인 이동 패턴과 다양한 셀 환경에서 측정된 RSS 값의 변화

동일한 AP가 서비스 하는 셀 내에서도 전파 전송 환경은 지역별로 다를 수 있다. 이와 같은 이질적인 (heterogeneous) 셀 환경을 나타내기 위해 F, U, O의 전파 전송 환경의 순서를 임의로 섞은 후, 이 순서에 따라 각 전파 전송 환경에서 측정된 RSS 데이터들을 (D1~D4) 이어 붙였다. 표 1의 D5와 D6는 이들 중에서 MT가 다음과 같은 순서에 따라 동일한 셀 내에서 10분 마다 서로 다른 전파 전송 환경으로 이동하는 경우를 나타내는 합성된 데이터셋을 나타내며, 그림 1-(b)에 측정 결과를 시간에 따라 도시하였다.

- D5: F → U → O → U → F → O.
- D6: U → O → U → F → O → F.

2.2 모델 검증

측정된 RSS 시 계열 데이터의 모델 식별을 위한 통계적인 도구로서 시 계열 함수 분석법에 따라 자기 상관 함수 (Auto-Correlation Function: ACF)와 부분 자기 상관 함수 (Partial Auto Correlation Function: PCF)를 사용한다. 차수가 p 인 자기 회기 프로세스 ($AR(p)$)의 경우 ACF는 래그 (lag)이 커질수록 지수적으로 감소하거나 감소하는 사인 형태를 나타내며, PCF는 래그 p 이후 0이 된다. 반면에 차수가 q 인 이동 평균 (moving average) 프로세스 ($MA(q)$)의 ACF는 래그 q 이후 0이 되며, PCF는 지수적으로 감소하거나 감소하는 사인 형태를 나타낸다. 만일 시 계열 데이터의 ACF와 PCF가 모두 지수적으로 감소하거나 감소하는 사인 형태를 나타내면 이들은 AR과 MA의 혼합 모델인 자기 회기 이동 평균 (Auto-Regressive Moving-Average: ARMA) 모델을 의미하게 된다. 또한 ACF 혹은 PCF가 래그에 따라 급감하지 않거나 특정 래그 이후 0이 되지 않으면, 측정 데이터는 비정형 특성을 가진다. 이 경우 원 데이터셋의 d 차 차등 (differential) 데이터들에 대한 $AR(p)$, $MA(q)$, $ARMA(p, q)$ 모델을 찾아 원 데이터셋을 차등 자기 회기 이동 평균 (Auto-Regressive Integrated Moving Average: $ARIMA(p, d, q)$) 모델과 같은 비정형 프로세서로 모델링 한다[11].

모델 식별을 위해 측정 데이터를 이용하여 ACF와 PCF를 예측 할 수 있으나 사용되는 측정 데이터의 수는 제한적이므로 이론적인 ACF와 PCF를 알 수는 없다. 따라서 모델 식별을 위해서는 적어도 측정 데이터를 통해 예측된 ACF와 PCF가 일정 래그 이후 실제로는 0 인지 판단할 수 있어야 한다. Quenouille은 측정 시 계열 데이터가 $AR(p)$ 프로세스인 경우, n 을 PCF 예측을 위해 사용된 데이터의 개수라고 하면 래그- j 에서 예측된 PCF의 표준 오류는 $\sigma[\hat{\phi}_{jj}]$ 다음과 같이 주어진다는 것을 보였다 [10].

$$\sigma[\hat{\phi}_{jj}] \cong \frac{1}{\sqrt{n}}, (j > p) \tag{1}$$

즉, 측정 데이터로부터 예측된 PCF가 $\pm\sigma[\hat{\phi}_{jj}]$ 범위에 있으면 PCF는 이론적으로 0으로 간주할 수 있다.

2.2.1 비정상형 (nonstationary) 모델의 비효용성

모든 RSS 데이터셋에 적용 가능한 시 계열 모델을 찾기 위해 표 1의 각 데이터셋 및 이들 각각의 1차, 2차 차등 프로세스에 대한 ACF와 PCF를 분석하였다. 그림 2는 D4와 D4의 1차 (d=1), 2차 (d=2) 차등 프로세스에 대한 ACFs와 PCFs이며, 그림 2-(b)의 두 직선은 0을 기준으로 $\pm\sigma[\hat{\phi}_{jj}]$ 를 나타낸다. MT는 임의로 이동 방향과 속도를 변경하기 때문에 측정된 RSS 데이터들은 그림에서 보는 바와 같이 D4의 ACF는 래그에 따라 거의 변화가 없으며 특정 래그 이후 PCF가 0이 되지 않는 비정상형 특성을 보인다. D4의 1차 차등 프로세스의 ACF는 래그에 따라 선형적으로 감소하며 PCF는 특정 래그 이후 0이 되지 않으므로 AR 혹은 ARMA 모델에 적합하지 않다. 그러나 1차 차등 프로세스의 PCF는 래그-3까지는 지수적으로 감소하고 PCF는 래그-9 이후 $\pm 2\sigma[\hat{\phi}_{jj}]$ 내에 있으므로 ARIMA(9, 1, 0) 모델로 근사화 될 수도 있다. 그러나 결과적인 ARIMA 모델은 근사값이며 모델 구성을 위한 파라미터 수도 많다. 또한 ARIMA 모델은 비정상형 모델이므로 측정 데이터를 통해 모델 파라미터를 예측하기 위한 계산량이 많아진다. 즉, ARIMA(9, 1, 0) 모델은 구원의 복잡도가 크기 때문에 데이터 처리 능력과 메모리

크기 등 자원이 제약적인 MT에 적용하기에는 적합하지 않다. D4의 2차 차등 프로세스는 ACF의 감소 패턴이 불규칙적이며 PCF 역시 특정 래그 이후 0이 아니므로 특정 시 계열 모델에 해당하지 않는다. 다른 모든 데이터셋과 이들의 1차, 2차 차등 프로세스에 대해서도 동일한 결과를 얻었기에 따라 MT의 임의적인 이동 패턴과 상이한 전파 전송 환경에서 측정된 모든 RSS 데이터셋에 적용이 가능한 일반적인 시 계열 모델을 찾는 것은 비현실적이다.

2.2.2 제안 모델

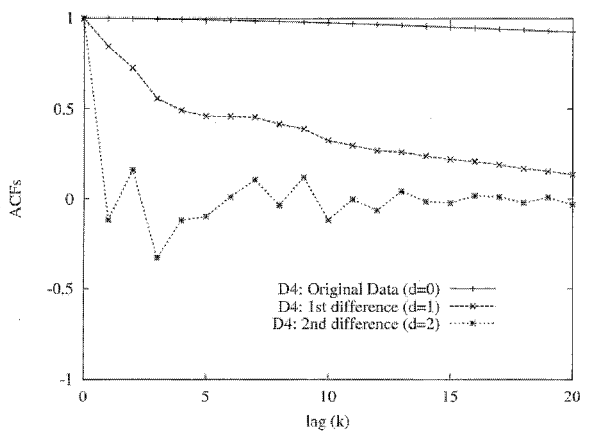
본 논문에서는 MT의 다양한 RSS 변화 패턴에 모두 맞는 시 계열 모델을 찾는 대신 일정 시간 (time window) 동안 단말이 움직일 수 있는 거리는 물리적으로 한정되어 있으므로 일정 시간 동안 측정된 RSS 값들의 상호 연관성은 (correlation) 크다는 사실을 이용하여, 타임 윈도우 내의 RSS 데이터를 나타내기 위한 적용성 있는 모델을 제안한다. 즉, 제안 모델은 일정 시간 동안 측정된 RSS 데이터들을 모델링 하는 것이며 새로운 RSS 값이 측정될 때 마다 타임 윈도우 내의 RSS 값들을 갱신시킨다.

일정 시간 동안 측정된 RSS 데이터에 적합한 시 계열 모델을 찾기 위해 표 1의 각 데이터셋을 크기 10초인 타임 윈도우로 분할한 후 각 타임 윈도우 데이터들의 ACF와 PCF를 조사하였다. 그림 3-(a)와 그림 3-(b)는 모든 타임 윈도우 데이터들 중에서 D5에서 선택된 5개의 서로 다른 타임 윈도우들의 ACF와 PCF를 각각 나타낸다. 이들 타임 윈도우들은 다음과 같은 서로 다른 5가지 RSS 변화 패턴을 나타낸다.

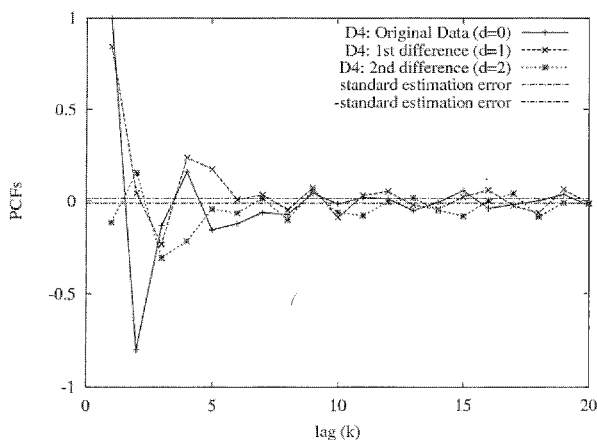
- D5: S1 - 완만한 증가 (gentle ascent : 400~409초)
- D5: S2 - 급격한 감소 (rapid decline : 945~954초)
- D5: S3 - 급격한 증가 (rapid ascent : 2210~2219초)
- D5: S4 - 완만한 감소 (gentle decline : 3100~3109초)
- D5: S5 - 전파 전송 환경 변화 (F → U : 598~607초)

그림 3-(b)의 직선은 0을 기준으로 표준 예측 PCF 오류 ($\pm\sigma[\hat{\phi}_{jj}]$)를 나타낸다. 그림 3에서 보는 바와 같이 모든 RSS 변화 패턴에 대해서 ACF는 감쇄하는 사인 형태를 보이며 래그-1 이후의 PCF는 $\pm\sigma[\hat{\phi}_{jj}]$ 범위 안에 있으므로 0으로 간주된다.

그림 4는 D2의 서로 다른 4개의 타임 윈도우와 D3의 서로 다른 4개의 타임 윈도우 데이터에 대한 ACF와 PCF들을 도시한 것이다. 4개의 타임 윈도우는 각 데이터셋 내에서 다음과 같은 서로 다른 4가지 RSS 변화 패턴들을 나타낸다: 완만한 증가(S1), 급격한 증가(S2), 완만한 감소(S3), 급격한 감소 (S4). 그림 4에서 보는 바와 같이 모든 RSS 변화 패턴에 대해서 ACF는 감쇄하는 사인 형태를 보이며 래그-1 이후의 PCF는 $\pm\sigma[\hat{\phi}_{jj}]$ 범위 안에 있으므로 0으로 간주된다. 다른 모든 데이터셋의 모든 타임 윈도우 데이터들에 대해서도 동일한 결과를 얻었다. 따라서 타임 윈도우 내의 RSS 데이터는 단말의 이동 패턴과 셀 환경에 무관하게 AR(1) 프로세스로 모델링 된다.

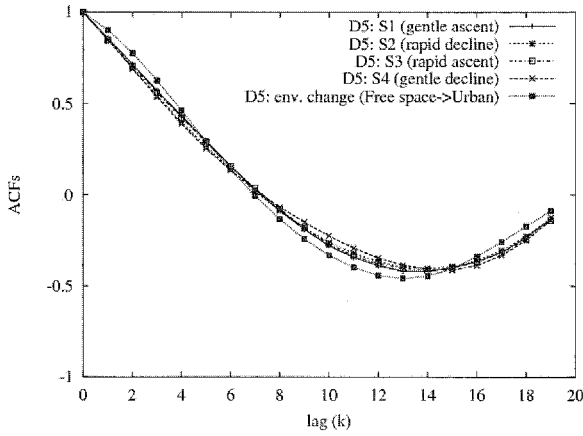


(a) 자기 상관 함수 (ACFs)

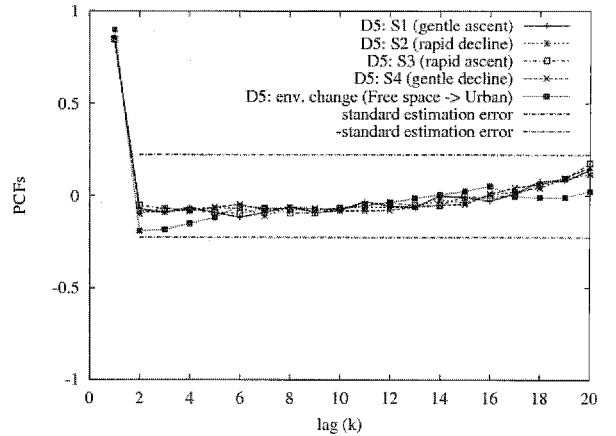


(b) 부분 자기 상관 함수 (PCFs)

(그림 2) D4와 D4의 1차, 2차 차등 데이터셋에 대한 ACFs와 PCFs

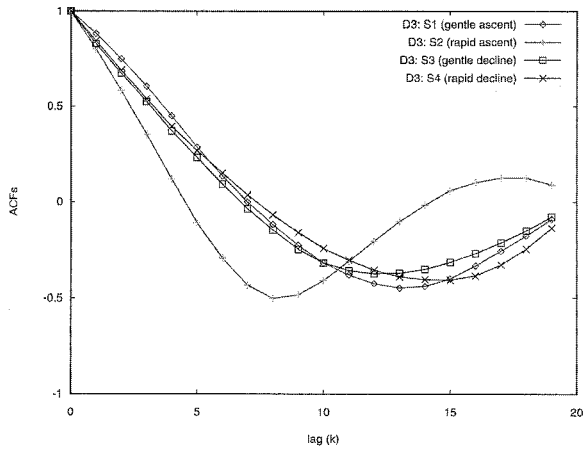


(a) 자기 상관 함수 (ACFs)

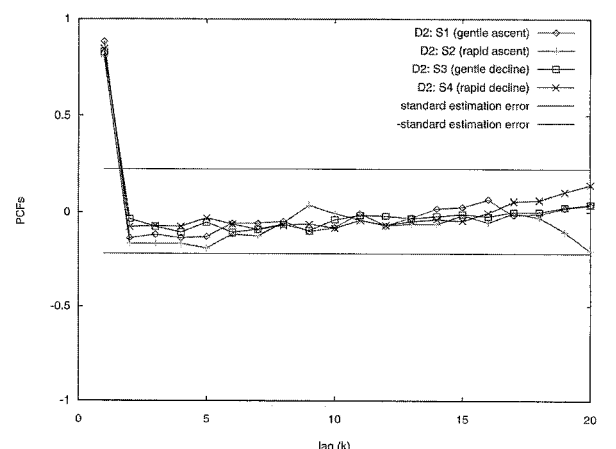
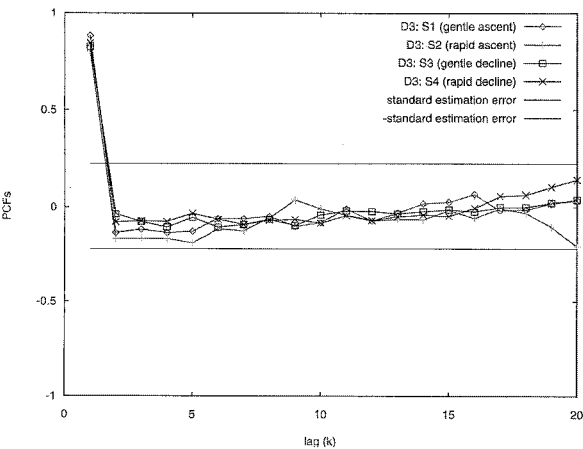
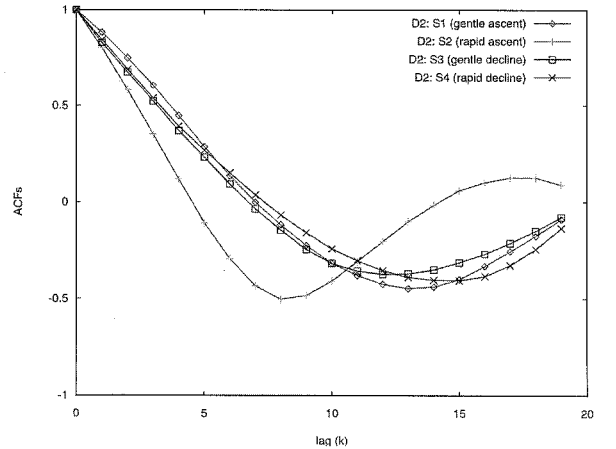


(b) 부분 자기 상관 함수 (PCFs)

(그림 3) D5의 서로 다른 타임 윈도우 RSS 데이터에 대한 ACF와 PCF (이질 셀)



(a) 자기 상관 함수 (ACFs)



(b) 부분 자기 상관 함수 (PCFs)

(그림 4) D2, D3의 서로 다른 타임 윈도우 RSS 데이터에 대한 ACF와 PCF (균질 셀)

3. AR(1) 모델 기반 RSS 예측도

RSS 측정 주기를 T , 타임 윈도우의 크기를 M 이라고 하고, 시간 $t, t-T, \dots, t-MT$ 에 측정된 RSS 값들을 $z_t, z_{t-1}, z_{t-2},$

\dots, z_{t-M} 로 표기한다. 타임 윈도우 내의 RSS 값의 평균을 $\mu = E[z_t]$ 라고 하고, 각 RSS 값과 μ 와의 차이를 $\tilde{z}_t = z_t - \mu$ 라고 하면 AR(1) 모델에 의해 \tilde{z}_t 는 다음과 같이 주어진다[11].

$$\tilde{z}_t = \phi \tilde{z}_{t-1} + a_t \quad (2)$$

ϕ 는 AR(1) 모델 파라미터이며 a_t 는 평균 0이고 분산 σ_a^2 인 정규분포를 ($N(0, \sigma_a^2)$) 따르는 백색 잡음 (white noise) 이다. \tilde{z}_t 의 래그-j ACF 함수를 ρ_j 로 나타내면 Yule Walker 방정식에 따라 모델 파라미터는 $\phi = \rho_1$ 이 되며, 식 (2)에 의해 a_t 의 분산은 다음과 같이 주어진다[11].

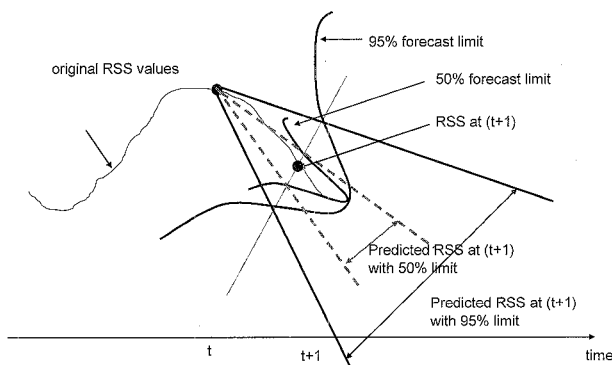
$$\sigma_a^2 = E[\tilde{z}_t \tilde{z}_t] (1 - \phi \rho_1) = \gamma_0 (1 - \phi \rho_1) \quad (3)$$

3.1 AR(1) 모델을 이용한 RSS 예측

시계열 (Time-series) 이론에 의해 최소 자승 오류 측면에서 시간 t 에서 프로세스 $\{\tilde{z}_t\}$ 의 k-step 이후 최적의 예측 값은 시간 t 에서 \tilde{z}_{t+k} 의 조건부 평균 $E[\tilde{z}_{t+k} | \tilde{z}_t, \tilde{z}_{t-1}, \dots]$ 이 된다[11]. 따라서 AR(1) 프로세스로 모델링된 RSS 데이터를 이용하면 시간 t 에서 k-step 이후에 예측되는 RSS 값은 $\hat{z}_{t+k} = \mu + \phi^k \tilde{z}_t$ 가 되므로 $z_{t+k} = \hat{z}_{t+k} + e_k$ 로 표시할 수 있다. e_k 는 k-step 이후 예측 오류를 나타내며, 식 (2)에 의해 e_k 는 시간 t 이후의 백색잡음들의 합이 된다. AR(1) 모델에서 백색잡음들의 상호 상관 계수는 0이고 모든 백색잡음들은 $N(0, \sigma_a^2)$ 를 따르므로, e_k 는 평균이 0이고 분산이 다음과 같은 정규분포를 따른다.

$$\sigma_{t+k}^2 = \sigma_a^2 \sum_{i=0}^{k-1} \phi^{2k} \quad (4)$$

표준 정규 분포에서 $P(N > N_{\alpha/2}) = \alpha/2$ 가 되는 편차값을 $N_{\alpha/2}$ 로 나타내면 시간 $t+k$ 에서의 실제 RSS값 z_{t+k} 이 $(\hat{z}_{t+k} - N_{\alpha/2} \sigma_{t+k}, \hat{z}_{t+k} + N_{\alpha/2} \sigma_{t+k})$ 사이에 있을 확률은 $(1 - \alpha)$ 가 되며 이를 예측 한계 (forecast limit) 라고 한다. 예를 들어 95%의 예측 한계를 갖기 위해서는 $N_{\alpha/2} = 1.96$ 이며, 그림 5는 예측 한계에 따라 시간 t 에서 1-step 이후 예측 RSS 값과 시간 $t+1$ 에서 실제 RSS 값 사이의 관계를 보여준다.



(그림 5) 1 step 이후 실제 RSS 값과 예측 RSS 값과의 관계.

3.2 RSS 값의 예측도

예측 오류가 큰 경우 예측값은 실제 값과 동떨어지게 되므로 이를 기반으로 발생한 계층 2 트리거는 필요한 발생 시점보다 늦어져서 고속 핸드오프를 지원하지 못하게 된다. 따라서 예측값의 예측 오류를 RSS 예측 구간에 (prediction interval) 따라 정량화 하는 것이 필요하다. 예측도는 예측된 RSS의 예측 정확도를 정량화하기 위한 것으로 \hat{z}_{t+k} 의 예측도는 주어진 신뢰도 $((1-\eta)100\%)$ 를 만족하는 예측 오류로 다음과 같이 정의된다.

$$\Pr(|z_{t+k} - \hat{z}_{t+k}| > \varepsilon) \leq \eta \quad (5)$$

즉, 신뢰도 $(1-\eta)100\%$ 가 높고 ε 이 작을 경우 \hat{z}_{t+k} 는 예측도가 높다.

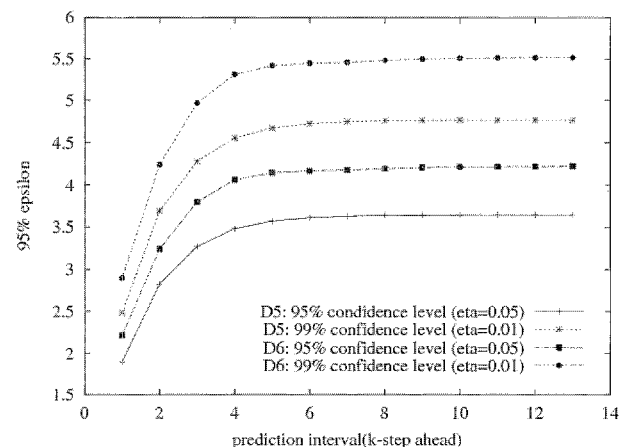
표준 정규 분포의 누적 분포 함수를 (cumulative distribution function) $G(\cdot)$ 라고 표기하면, 주어진 (ε, η) 를 만족하는 최대 예측 구간은 (prediction interval) 식 (4), (5)에 의해 다음과 같이 구해진다.

$$k \leq 1 + \log_{\phi} \left(1 - \frac{\varepsilon^2 (1 - \phi^2)}{\sigma_a^2 (G^{-1}(1 - \eta/2))^2} \right) \quad (6)$$

따라서 식 (3)과 (6)에 의해 적어도 1-step 이후의 예측이 가능하기 위해 예측 오류 ε 은 $\varepsilon \leq \sqrt{\gamma_0} G^{-1}(1 - \eta/2)$ 을 만족해야 한다. $G^{-1}(1 - \eta/2)$ 는 주어진 신뢰도에 의해 결정되는 상수이며, γ_0 는 타임 윈도우 내의 RSS 값들의 분산이므로 RSS 값들의 연관 (correlation) 정도가 높을수록 \hat{z}_{t+1} 의 1-step 예측도는 커지게 된다.

\hat{z}_{t+k} 의 예측도를 분석하기 위해 표 1의 각 데이터를 타임 윈도우 10초로 구분하고 AR(1) 모델을 타임 윈도우에 순차적으로 적용한 후 예측 오류를 분석하였다. 그림 6은 데이터셋 D5와 D6에서 예측 구간에 따라 주어진 신뢰도 $(1-\eta)100\%$ 을 만족시키는 95% 예측 오류를 나타낸다.

그림에서 보는 바와 같이 예측 구간이 증가함에 따라 예



(그림 6) \hat{z}_{t+k} 의 예측도

측 오류는 커진다. 그러나 신뢰도가 99%인 경우에도 1-step 이후 예측 오류의 95%는 2.9dB 이하이다. 측정된 RSS 값은 $-130\text{dB} \sim -20\text{dB}$ 범위이므로 이에 비해 예측 오류 2.9dB는 매우 작다. 특히 핸드오프를 결정하기 위한 임계값이 -90dB 라고 한다면 2.9dB는 임계값의 3.2%에 불과하다. 따라서 AR(1) 프로세서로 모델링된 RSS 값을 이용하여 1-step 이후 예측된 RSS 값은 높은 예측도를 가진다.

4. 결론 및 추후 연구 과제

본 논문에서는 계층 2 트리거 발생기를 설계하기 위한 첫 단계로써 단말의 이동성 예측 모델로 적응성 있는 AR(1) 모델을 제안하고 RSS 측정 데이터의 통계적 분석을 통해 제안 모델을 검증하였다. AR(1) 모델의 파라미터는 측정 RSS 데이터를 통해 간단한 선형 방정식으로 얻어지므로 구현의 복잡도는 매우 낮다. 또한 본 논문에서는 AR(1) 모델로 표현되는 RSS 데이터를 이용하여 향후 RSS 값들을 예측하는 방법과 예측값의 오류를 확률적으로 정량화 하였으며 모의 실험을 통해 핸드오프 수행 여부를 결정하기 위한 임계값에 비해 1-step 이후의 예측 오류는 99%의 신뢰도로 매우 낮다는 것을 보였다.

추후 연구로 본 논문에서 제안된 예측 모델을 이용하여 핸드오프 종류에 따라 원하는 시간에 계층 2 트리거를 발생시키기 위한 알고리즘의 설계와 예측 오류가 계층 2 트리거의 유용성에 미치는 영향 분석 및 이를 통한 예측 오류 제어 기법 개발을 진행 중이다.

참 고 문 헌

- [1] R. Bruno, et al., "Mesh Networks: Commodity Multihop Ad Hoc Networks," *IEEE Communications Magazine*, Vol.43, No.3, pp.123-131, March 2005.
- [2] A. Mishra, et al., "An Empirical Analysis of the IEEE 802.11 MAC Layer Handoff Process," *ACM Sigcomm Computer Communication Review*, Vol.33, issue 2, pp.93-102, April 2003.
- [3] R. Hsieh, et al., "Performance Analysis on Hierarchical Mobile IPv6 with Fast handoff over End-to-End TCP," in *Proc. IEEE CLOBECOM'02*, Vol.3, pp.2488-2492, November 2002.
- [4] R. Koodli, "Fast Handovers for Mobile IPv6," IETF, RFC 4068, July 2005.
- [5] IEEE 802.21 WG, "Draft IEEE Standard for Local and Metropolitan Areas Networks: Media Independent Handover Services," *IEEE LAN/MAN Draft IEEE P802.21/D02.00*, September 2006.
- [6] L. Dimopoulou, et. al., "Fast Handover Support in a WLAN Environment: Challenges and Perspectives," *IEEE Network*, Vol.19, issue 3, pp.12-20, May-June 2005.
- [7] K. Fall, et al., "The ns Manual," <http://www.isi.edu/nsnam/ns/>
- [8] G. Resta, et al., "An Analysis of the Node Spatial Distribution of the Random Waypoint Mobility Model for Ad Hoc Networks," in *Proc. ACM POMC'02*, pp.44-50, 2002.
- [9] G. L. Stuber, 'Principles of Mobile Communication', Kluwer Academic, 2001.
- [10] M. H. Quenouille, "Approximate Test of Correlation in Time Series," *Journal of Statistical Society*, Vol.11, No.68, 1949.
- [11] John M. Gottman, 'Time series Analysis', Cambridge University Press, 1981.
- [12] C. Perkins, "IP Mobility Support for IPv4," IETF RFC 3344, August 2002.
- [13] Kuo-Hsing Chiang et al., "A 2-D Random-Walk Mobility Model for Location-Management Studies in Wireless Networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.53, No.2, pp. 413-424, March 2004.
- [14] Tai Suk Kim, et al., "Mobility and Traffic Analysis in Three-Dimensional PCS Environments," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.47, No.2, pp. 537-545, May 1998.
- [15] G. P. Pollini, et al., "Signaling System Performance Evaluation for Personal Communications," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.45, No.1, pp. 131-138, February 1996.
- [16] Kunmin Yeo, et al., "Modeling and Analysis of Hierarchical Cellular Networks with General Distributions of Call and Cell Residence Times," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 51, No. 6, pp. 1361-1374, November 2002.



박재성

e-mail : jaesungpark@suwon.ac.kr
1995년 연세대학교 전자공학과 (학사)
1997년 연세대학교 대학원 전자공학과
(공학석사)
2001년 연세대학교 대학원 전기, 전자
공학화 (공학박사)

2001년~2002년 University of Minnesota PostDoc. Research
Faculty

2002년~2005년 LG전자 선임연구원

2005년~현재 수원대학교 인터넷정보공학과 전임강사

관심분야: 이동성 관리 기술, 성능 평가, 무선 매쉬 네트워크
설계 등



김범준

e-mail : bkim@kmu.ac.kr
1996년 연세대학교 전자공학과 (학사)
1998년 연세대학교 대학원 전자공학과
(공학석사)
2003년 연세대학교 대학원 전기, 전자
공학화 (공학박사)

2003년~2004년 연세대학교 IT사업단 PostDoc.

2004년~2006년 LG전자 선임연구원

2006년~현재 계명대학교 전자공학과 전임강사

관심분야: IEEE 802.16 Wireless MAN, IEEE 802.21 Media
Independent Handover, TCP Enhancement 등



임유진

e-mail : yujin@suwon.ac.kr
1995년 숙명여자대학교 전자계산학과(학사)
1997년 숙명여자대학교 전자계산학과(석사)
2000년 숙명여자대학교 전자계산학과(박사)
2000년 서울대학교 Post-Doc
2000년 서울시립대학교 연구교수

2003년 University of California Los Angeles, Post-Doc

2003년 삼성종합기술원 전문연구원

2004년~현재 수원대학교 정보미디어학과 전임강사

관심분야: 센서 네트워크, 애드혹 네트워크, 홈 네트워크 등