

논문 2008-45CI-5-2

# 인지 무선 시스템을 위한 채널 집합 관리기의 개발 및 성능 분석

## (Channel Set Manager Development and Performance Analysis for Cognitive Radio System)

박 창 현\*, 송 명 선\*

(Chang-Hyun Park and Myung-Sun Song)

### 요 약

인지 무선(Cognitive Radio : CR) 시스템의 개발은 Mitola 가 제안한 개념의 완전 인지 무선(Full Cognitive Radio)시스템과 현재 표준화 논의가 진행 중인 스펙트럼 인지무선 시스템의 두 가지 방향으로 이루어지고 있다. 본 논문은 스펙트럼 인지무선 시스템을 위한 인지 엔진(Cognitive Engine : CE)을 개발 하고 인지 엔진의 핵심 기능인 채널 집합 관리 알고리즘에 대한 가상 실험을 통해 성능 분석을 하였다. 채널 집합 관리는 과거의 채널 점유 기록을 기반으로 CR 시스템의 이동 가능 채널들 중 채널 품질 및 유휴 가능성이 높은 채널을 평가하고 결정하는 기능을 수행한다. 이를 위한 핵심 기능이 채널 상태 예측이고 본 논문에서는 채널 상태 예측을 위해 은닉 마르코프 모델(HMM)의 활용을 제안하였으며 HMM 기반의 채널 상태 예측 성능을 향상 시킬 방법을 제안 및 적용하여 가상 실험을 하였다. 가상 실험 결과 채널 상태 예측 성능의 향상을 확인하였고 난수 선택 방법(Random Selection), 통계적 선택 방법(Statistical Selection) 과의 성능 비교를 통해 본 논문에서 제안한 방법의 우월성을 검증하였다.

### Abstract

There are two approaches for the Cognitive Radio(CR) development. One is 'Full CR', which Joseph Mitola III proposed, and another is 'Spectrum CR', which is currently being standardized. The target approach of this paper is the latter and we develop a Cognitive Engine(CE) and simulated a channel set management(CSM), which is a core function of CE. The Channel set management evaluates channel quality and Incumbent User(IU) vacancy possibility and classifies the channel set, which is performed by using channel state history. Especially, a very important function for the channel set management is a channel state prediction and this paper proposed a Hidden Markov Model(HMM) based channel state prediction and a method for increasing performance. Also, we applied the proposed method into our simulator and simulated channel state prediction. Through the simulation, we verified as we applied our proposed scheme, the performance of channel state prediction gets better and through comparing with RS and SS, we verified the HMM based Channel state prediction is better.

**Keywords :** Cognitive Radio, Hidden Markov Model, Cognitive Engine, Channel State Prediction

### I. 서 론

무선 통신 시스템이 급속도로 발전함에 따라 주파수의 부족 현상이 발생하고 있다. 개인용 근거리 무선기들은 대부분 비 허가 공용 주파수 대역을 사용하고

있으며, 허가 없이 사용하는 주파수 대역은 한정되어 있다. 게다가 나머지 부분들은 거의 다른 용도로 할당되어 있는 상황이다. 제한 된 자원을 효율적으로 관리하기 위한 무선 통신시스템으로 Mitola가 제안한 인지 무선 시스템에 대한 연구<sup>[1]</sup> 및 관련 표준화 작업이 진행되고 있다. 그런데 인지 무선의 개념은 Mitola가 최초로 제안한 것과 현재 표준화<sup>[2]</sup> 작업이 진행되고 있는 것에 차이가 있다. Mitola의 일명 완전 인지 무선 시스템은 유비쿼터스 컴퓨팅에 인지적으로 무선 시스템이 동작한다는 아이디어가 포함된 것과 비슷하다. 그와 달리, 현재 활발히 연구 및 표준화가 진행되고 있는 스펙트럼 인지 무선 시스템은 주파수 점유 상태를 센싱하여

\* 정희원, 한국전자통신연구원 방송통신융합부문 (Broadcasting & Telecommunications Convergence Research Lab., ETRI)

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 IT 신성장동력 핵심기술개발 사업의 일환으로 수행하였음 [2005-S-002-04, 스펙트럼 사용효율 개선을 위한 cognitive radio 기술]

접수일자: 2008년8월20일, 수정완료일: 2008년9월5일

미사용 채널을 활용함으로써 주파수 이용효율을 높이는 개념이다. 본 논문은 이 스펙트럼 인지 무선 시스템을 위한 인지 알고리즘의 제안 및 실험 결과의 제시를 목표로 하고 다음과 같이 구성되었다. I 장에서는 본 논문이 다루는 분야 및 다루는 내용에 대한 소개를 하였고 II 장은 관련 연구들에 대해 정리를 하였으며 III장에서는 채널 집합 관리기의 구조 및 기능을 IV장에서는 시뮬레이션 결과를 V장에서는 결론을 다루었다.

## II. 관련 연구

인지 무선 시스템을 위한 연구는 크게 하드웨어와 소프트웨어로 나눌 수 있다. 하드웨어 분야에서는 재구성 가능한 플랫폼을 구현하여 소프트웨어적으로 결정된 전파 파라미터들을 동적으로 재설정하여 원활한 동작을 지원하는 것을 목표로 하고 있고 소프트웨어 분야에서는 인지 무선을 위한 전파 파라미터들의 최적화를 목표로 하는 부분과 동적 채널 선정을 위한 알고리즘 개발을 목표로 하는 부분으로 나뉘어 있다. 또한, 복잡도 측면에서 방법들을 분류할 수 있는데 복잡도가 낮은 쪽의 방법으로는 반응적인 인지 무선 방법들(reactive CR algorithms)이 대표적이고 높은 쪽에서는 명백한 스펙트럼 에티켓 규정(explicit spectrum etiquette protocol)에 기반한 순항적인 방법(proactive scheme)들이 대표적이다<sup>[3]</sup>. 사용 알고리즘 측면에서는 파라미터 최적화를 위해 유전자 알고리즘(GA) 혹은 사례 기반 추론(CBR) 등의 알고리즘들이 제안되었고 동적 채널 선정을 위한 방법으로 주사용자(Incumbent user: IU)의 이용 패턴이 주기적이라는 가정 하에 Cyclostationary 방법<sup>[7]</sup>을 활용하는 방법이 제안되거나 반응적인 방법으로 power spectral density(PSD)를 기준으로 비어 있는지 확인하고 이동하는 방법이 제안 되었다. 반응적인 방법들은 다차원 파라미터들의 자유도가 높은 경우에는 성능에 문제가 없지만 낮은 경우에는 성능의 저하가 심해진다. 단점이 있고 순항적인 알고리즘들은 복잡도가 높으나 자유도가 높은 경우에 반응적인 알고리즘들보다 성능이 좋다는 장점이 있다. 미 연방 통신 위원회(FCC)에서 조사한 내용에 따르면 현재 주파수 대역의 이용률이 매우 낮기 때문에 반응적인 방법들을 이용해도 만족할 만한 성능을 보일 수 있다. 하지만, CR이 본격적으로 사용되게 되면 유휴 스펙트럼의 비율이 굉장히 낮아 질 것으로 예상되기 때문에 궁극적으로는 복잡도가 높더라도 순항적인 알고리즘을 사용하는 방향으로 갈 가능성

이 높다. 순항적인 알고리즘으로 명백한 스펙트럼 에티켓 규정에 기반을 둔 방법들을 언급하였으나 학습이나 진화 같은 소프트 컴퓨팅 알고리즘들에 기반을 둔 방법들 또한 순항적 알고리즘의 범주에 포함될 수 있다. 이러한 순항적인 방법의 적용 예로써 미국 버지니아 공대(VT)의 MPRG 그룹에서는 전파 파라미터들(UL/DL Tx power, UL/DL the number of subcarrier, Modulation/ coding scheme)의 최적값 결정을 위하여 REM-Case Knowledge based Learning 기반을 둔 CE를 제안하였고<sup>[4]</sup> VT의 또 다른 연구그룹인 CWT에서는 유전자 알고리즘에 기반을 두어 전파 기능 파라미터들(payload size, power, coding, coding techniques, encryption, equalization, the number of subcarriers, network protocol, retransmission requests and spreading techniques/code)을 최적화하는 방법을 제안하였으며<sup>[5]</sup> 캔사스 대학의 ITTC 또한 유전자 알고리즘을 이용하여 Tx power, coding rate, frequency, bandwidth, frame size를 최적화하는 방법을 제안하였다<sup>[6]</sup>. 본 논문에서는 CR의 목적이 유휴 채널을 찾아서 효율적으로 이용하자는 것이기 때문에 유휴 채널들 중 이동하기에 최적인 채널을 판단하는 방법을 제시한다. X.P.Jing은 단지 주사용자의 PSD(Power Spectral Density)를 검출하여 비어있으면 그냥 그 채널로 뛰는 방법에 대해 시뮬레이션 하였고<sup>[3]</sup>, T.C.Clancy 등은 DSA(Dynamic Spectrum Access)를 위해 채널 점유상태를 예측하고 채널 유휴 시간의 기대 기간(expected length)의 확률을 제공하는 방법을 cyclostationary에 기반하여 제시하고 시뮬레이션 하였다<sup>[7]</sup>. 그러나 이 방법은 채널 유휴 상태가 주기적인 패턴을 가지는 경우에만 성공적으로 동작하므로 비주기적인 패턴이 포함된 경우에는 성능이 매우 저하될 수 있다는 한계가 있다. 또한, 채널 이동의 요인으로 주사용자의 출현뿐 아니라 채널 품질의 저하(SNR 저하) 또한 한 가지 원인이 될 수 있으므로 채널 품질 또한 채널 관리를 위해 고려해야 한다. 본 논문에서는 채널의 다음 상태 예측을 위해 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Model:HMM)을 이용한 채널 상태 예측기를 설계하였고 채널 집합 관리를 위해 채널 상태 예측기를 포함한 채널 집합 관리기를 설계 및 구현하여 가상 실험을 하였다. 본 논문은 DFS(Dynamic Frequency Selection) 분야에서 단지 다른 채널에 간섭을 일으키지 않는 빈 채널을 할당하던 개념에서 더 오랫동안 더 좋은 품질을 갖는 채널을 선택한다는 개념을 제시하였고 관리 방법 및 각 요소의 가치를

도출하는 방법에 대해 기여하였다. 특히 HMM를 이용하여 채널 상태를 예측하는 방법 및 실험 결과는 최초 제시한 것으로 본 논문의 주요 아이디어이다.

### III. 채널 집합 관리기의 구조 및 기능

#### 1. 채널 집합 관리기(CSM:Channel Set Manager)의 구조 및 절차

본 논문에서 제안하는 CSM의 구조는 그림 1과 같다. CSM은 채널 상태 예측기(Channel state predictor: CSP), 채널 품질 평가기(channel quality evaluator), 유휴 유지 시간 추정기(vacancy holding time estimator), IU 출현 확률 계산기(IU occurrence prob. Calculator), 채널 집합 관리기(channel set manager)로 구성되어 있다. CSM은 스펙트럼 센싱 결과를 갖고 있는 MAC 계층으로부터 채널 점유 상태에 대한 정보를 받아 비어 있는 채널들의 목록을 얻게 된다. 그리고 무선 환경 지도(Radio Environment Map:REM)<sup>[4]</sup>로부터 과거 기록을 받는 것으로부터 CSM의 기능이 시작 된다. 과거 기록으로부터 현재 상태까지 채널에 IU의 출현 패턴을 읽어 들여 다음 순간에도 채널이 빌 것인지 그 확률이 어느 정도인지 추정한 결과와 해당 채널들의 신호 대 잡음비(SNR) 기록을 바탕으로 현재 시간에서의 채널 품질을 평가한 결과 그리고 특정 채널이 빈 경우에 어느 정도 시간 동안 비었는지에 대한 추정결과 등을 가중 합하여 채널들에 대한 순위를 부여하게 된다.

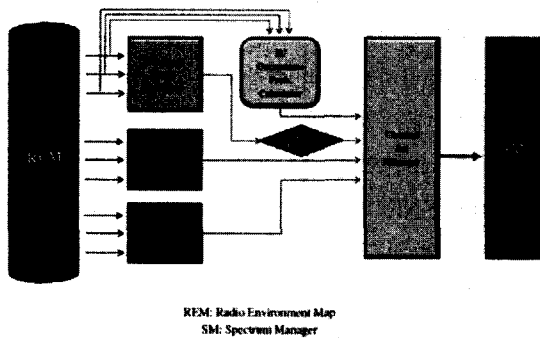


그림 1. 채널 집합 관리기 구조  
Fig. 1. Channel Set Manager Structure.

#### 2. CSM의 기능들

CSM은 채널 상태에 대해 평가한 여러 결과들을 취합하여 최종 결정을 하는 기능을 수행한다. CSM에는 아래의 기능들이 포함되어 있다.

#### 가. HMM 기반 채널 상태 예측기(CSP)

CSP는 채널의 과거 기록을 이용하여 주 사용자의 출현 패턴으로부터 다음 상태를 추정한다. 다음 상태를 추정하기 위해 일반적으로 시계열적인 패턴 인식에 많이 사용되는 HMM을 사용하였다.

##### (1) Hidden Markov Model

HMM에는 이름에서 나타내는 바와 같이 숨겨진 것이 있고, 관찰할 수 있는 것이 있다. 숨겨진 것을 은닉 상태(Hidden state)라 하고 관찰할 수 있는 것을 관찰 가능한 심볼(observable symbol)이라고 한다. 은닉 상태는 관찰 가능 심볼과 확률적으로 관련이 있어서 특정 은닉 상태에서 특정 심볼이 나올 확률을 출력 심벌 확률  $b_j(k)$ 로 표시한다. 그리고 은닉 상태들 간에도 서로 천이확률이 존재하는데 그것을  $a_{ij}$ 라고 표시한다. 이 은닉 상태들이 초기에 발생할 확률은  $\pi_i$ 로 표시한다. 이러한 기본 지식을 바탕으로 구조간의 연결 관계를 설명을 하면, 먼저 입력부에서는 관찰 가능 심볼들을 모두 입력 받는다. 이때 관찰 가능 심볼들이 출력된 은닉 상태는 어떤 것인지 알 수 없는 상태이고, 어떤 은닉 상태에서 관측된 심벌들이 출력된 건지 알아내는 것은 HMM의 문제 중 하나로 필요하다면 이걸 풀 수도 있다. 이렇게 입력부에서 받은 심벌들의 열로부터 학습부에서는 바움-웰치 알고리즘을 이용하여 학습을 하는데, 여기서 학습의 의미는 관측된 심벌이 나올 확률을 제일 크게 해주는  $\lambda = (A, B, \pi)$ 를 찾는 것이다. 바움-웰치 알고리즘에서는 입력된 심벌들을 이용해서 천이확률, 출력 심벌확률, 초기상태확률들을 추정을 하는데, 이렇게 추정된 값으로 likelihood 값을 계산해 보고 likelihood 값이 높아질 때까지 이전의 값을 이용해서 수정, 반복 하여 최적의 HMM 파라미터인  $\lambda = (A, B, \pi)$ 를 찾게 된다. 이 파라미터를 찾게 되면 예측부에서는 발생할 수 있는 심벌들 모두에 대해 전향 알고리즘을 이용하여 likelihood 값을 구해보고 그 중 가장 높은 값을 갖는 심벌을 최종 결과 값으로 결정한다. 결정부에서는 예측부에서 받은 모든 가능한 심벌들에 대한 확률 값들을 이용하여 최댓값을 찾아 결정하는 기능만을 수행한다. 전향 알고리즘은 모델 파라미터가 주어졌을 때 어떤 시간에서의 상태가  $i$  이고 관측된 심벌 열이 나올 확률을 의미한다.

참고로, 전향 알고리즘은 다음과 같은데, 전향 변수는 부분적인 관측열의 확률이라고 정의 할 수 있고, t시간에서  $i$  상태로 종료된 경우라고 가정한다. 즉, 다음이

전향 변수이다.

$$\alpha_t(i) = p(o_1, o_2, \dots, o_t, q_t = i | \lambda) \quad (1)$$

그리고 다음과 같은 수식을 반복적으로 수행하는데

$$\alpha_{t+1}(j) = b_j(\alpha_{t+1}) \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij}, \quad (2)$$

$$1 \leq j \leq N, 1 \leq t \leq T-1$$

초기상태는 다음과 같다.

$$\alpha_1(j) = \pi_j b_j(o_1), 1 \leq j \leq N \quad (3)$$

반복된 수행을 한 후에, 다음을 구할 수 있고,

$$\alpha_T(i), 1 \leq i \leq N$$

Likelihood 확률을 아래와 같이 구할 수 있다.

$$p(O | \lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (4)$$

또한,  $\lambda = (A, B, \pi)$ 를 찾기 위해 바움-웰치 알고리즘을 이용하는 데 그 방법은 다음과 같다.

$$\bar{\pi}_i = \gamma_1(i), 1 \leq i \leq N \quad (5)$$

처음에  $i$  상태에 있을 확률을 구하여 초기 확률을 추정한다.

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t(i, j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}, 1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq N \quad (6)$$

모든 시간에 대해서 그 중에  $i$  상태가 발생하고 그 다음에  $j$  상태가 발생한 확률들의 합을 구하여  $i$ 에서  $j$ 로 천이할 확률을 추정한다.

$$\bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^T \gamma_t(j)}, 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M \quad (7)$$

모든 시간에 대해  $j$ 상태에 있을 확률들의 총합 중에  $j$  상태면서 그 순간의 출력 심벌이  $v_k$ 인 확률들의 합을 나누어서  $j$ 상태에서 심벌  $k$ 가 발생할 확률을 추정한다. 위의 과정을 통하여  $\lambda = (A, B, \pi)$ 를 구할 수 있다<sup>[8]</sup>.

나. 채널 품질 추정

채널 품질은 SNR 값으로 평가된다. 즉, 기지국(BS)

에서 각 단말기(CPE)로 전송 시 CPE측에서 수신된 SNR 값이 채널 품질인데 실질적으로 현재 순간에 정확한 SNR값을 얻기는 힘들고 단지 CPE측에서 신호를 읽기가 힘들 정도로 채널 품질이 떨어지는 경우에 BS측에 신호의 재전송을 요구하는데 이 신호의 전송으로부터 채널 품질의 좋음과 나쁨을 구분할 수 있다. 특히, 채널 품질은 시공간적으로 변하기 때문에 과거의 기록을 참조하는 경우에도 시공간적으로 동일한 기록들에 대해서 표준편차를 계산하여 채널 상태 예측에 활용하여야 한다. 그리고 WRAN<sup>[2]</sup> 시스템에서는 시골 지역의 정적인 CPE위치를 가정하고 공간적인 위치는 CPE의 ID로 식별이 가능하므로 채널 품질에 대한 통계를 계산할 때는 (CPE ID, Time, 재전송요청여부)의 형태로 REM으로부터 정보를 읽어서 재전송 요청이 50%이상이고 표준편차가 낮은 경우라면 채널 품질의 점수를 매우 낮게 책정하는 방법으로 후보 집합(candidate set)에서 낮은 순위를 갖도록 유도한다.

다. Channel Vacancy Holding Time 추정

Channel이 다음 순간에 빌 것으로 예측이 된다고 하더라도 바로 그 다음에 IU가 출현한다면 또다시 채널 이동을 해야 하므로 CR은 또다시 옮길 채널을 결정해야 한다. 이런 일이 자주 발생한다면 CR의 부하가 점점 커질 것이고 이는 효율성을 저하 시킬 것이기 때문에 다음 순간에 빌 채널이라고 하더라도 비는 시간이 얼마나 오래 유지 될 것인지에 대한 예측이 가능하다면 더욱 효율적인 결정을 내릴 수 있을 것이다. 이를 위해 그림 2의 식에 의해 채널 유희 유지 시간 추정 방법을 계산할 수 있다.

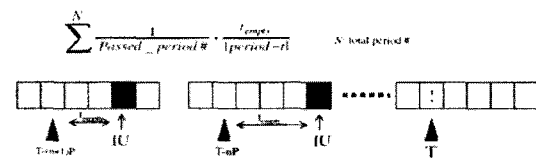


그림 2. 채널 유희 유지 시간 추정 방법  
Fig. 2. Channel vacancy holding time estimation scheme.

라. 주사용자 출현 빈도 추정

이 함수는 CSP의 신뢰성이 낮은 경우에 차선책으로 사용된다. 특정 시간에서의 IU 출현 비율을 다음과 같이 계산하여 채널 집합 순위 결정에 반영한다.

$$\text{Probability for specific time} \rightarrow \frac{\text{PU occurrence}}{\text{Total length}}$$

### III. 시뮬레이션

채널 집합 관리기 성능 검증을 정확히 하기 위해서는 IU의 출현 패턴 모델링이 실제 발생 패턴과 유사해야 하고 CR시스템의 처리 과정 및 소모 시간 등에 대한 정확한 모델링이 시뮬레이터에 갖춰져야 한다. 하지만 이러한 CR 시스템에 대한 모델링은 아직 표준이 완료되지 않은 상태에서 구성하기에 어려움이 있고 채널 집합 관리기의 성능 검증에서 핵심은 CSP의 성능 검증에 있으므로 본 논문에서는 CSP의 성능 검증에 초점을 맞추었고 CSP 성능과의 비교를 위해 Random Selection (RS), Statistical Selection(SS)방법을 사용하였다.

#### 1. 테스트 패턴

CSP의 성능 검증을 위한 공식적인 테스트 패턴이 없기 때문에 본 논문에서 그림 3과 같이 다양한 종류의 패턴을 구성하고 아래의 패턴들에 대해 성능 평가를 수행하였다.

- 노이즈 無 : 완전히 주기적인 경우
- 노이즈 有 : 노이즈 無+ 약간의 변형
- 완전패턴: 패턴이 완전히 주어진 경우
- 불완전패턴: 마지막 주기에서 패턴이 불완전하게 주어진 경우
- 균일패턴: 서로 다른 값의 반복 횟수가 동일한 경우
- 불균일패턴: 서로 다른 값의 반복 횟수가 다른 경우

위의 패턴들 구성의 기본적인 개념은 예측치의 성패 여부를 확인할 수 있어야 한다는 점이다. 그러므로 패



그림 3. 테스트 패턴 분류도  
Fig. 3. Test patterns tree.

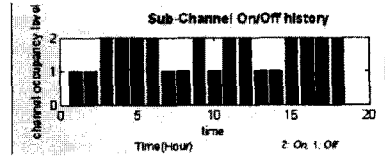


그림 4. 테스트 패턴 예 A  
Fig. 4. Test pattern example A.

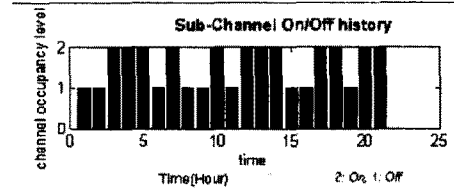


그림 5. 테스트 패턴 예 B  
Fig. 5. Test pattern example B.

턴 분류에 포함된 패턴들은 노이즈가 있는 경우에도 전체적인 패턴에는 영향을 미치지 않는 정도의 노이즈만을 포함하여 예측 결과의 성패를 결정할 수 있다.

그림 4는 2번의 Off와 4번의 On이 반복되는 패턴인데 가운데(10시)에서 원래 패턴인 On이 아니라 Off가 기록된 노이즈가 낀 패턴이다. 이런 경우에는 노이즈가 있긴 하지만 다음 상태 예측 하는 데는 문제가 없다.

그림 5의 패턴도 기본 패턴은 그림4와 동일하지만 너무 많은 노이즈가 추가되어 다음 상태의 예측이 불가능한 경우이다. 이런 패턴은 예측이 불가능한 패턴으로 CSP의 성능에 대한 평가에서는 논외로 하겠다.

#### 2. Channel State Prediction 알고리즘들

본 논문에서는 성능 비교를 위해 HMM 기반 CSP 알고리즘 외에 Random Selection(RS)과 Statistical Selection(SS)을 시험하였다. RS는 다음 상태에 대한 난수를 생성하여 0이면 Off, 1이면 On (혹은 반대)으로 선택하는 방법이고 Statistical Selection은 HMM 기반의 CSP를 사용하지 않는 경우 흔히 사용될 가능성이 높은 방법인데 과거 기록을 기반으로 출현 확률을 계산하여 그 확률을 기반으로 결정을 하는 방법이다.

#### 3. 시뮬레이션 결과

시뮬레이터의 HMM 파라미터 설정은 다음과 같다.

- 은닉 상태 개수: 패턴의 길이에 따라 가변
- 출력 심볼 개수: 2
- 종료 조건: Log likelihood < -0.1
- 테스트 패턴 개수: 12+Random 패턴
- 시행 회수: 1000회

그림 6은 테스트 패턴별 HMM 기반 CSP의 성능을 나타낸다. 패턴이 명확하여 예측 가능한 경우와 약간의 노이즈가 포함된 경우에 대해서 거의 100%에 가까운 성공률을 보이고 있으며 노이즈가 심하게 포함된 패턴에 대해서는 80%이하의 성공률을 보이고 있다. 이 성능과 비교해 그림 7의 그래프는 주기가 2, 3만 되더라도 성능이 50%대 이하로 떨어지는 모습을 보이고 있는데 이는 은닉 상태의 개수에 따른 성능의 차이이다. 즉,

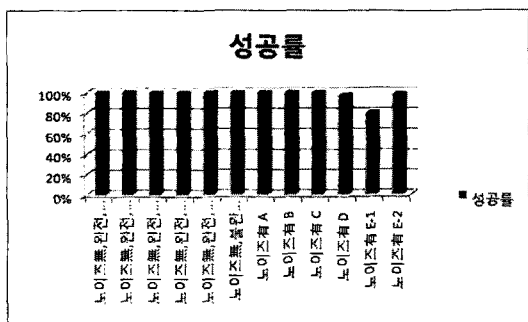


그림 6. 테스트 패턴별 성능 그래프  
Fig. 6. Performance graph for various test patterns.

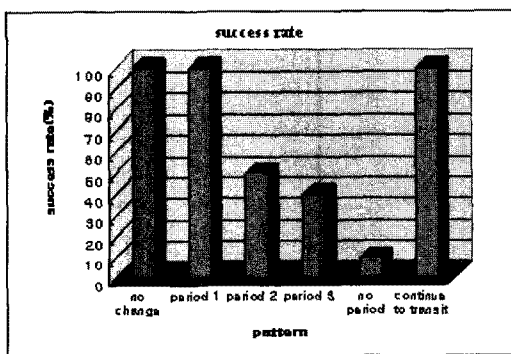


그림 7. 은닉 상태 개수 고정된 경우의 성공률  
Fig. 7. Success rate for the fixed number of hidden states.

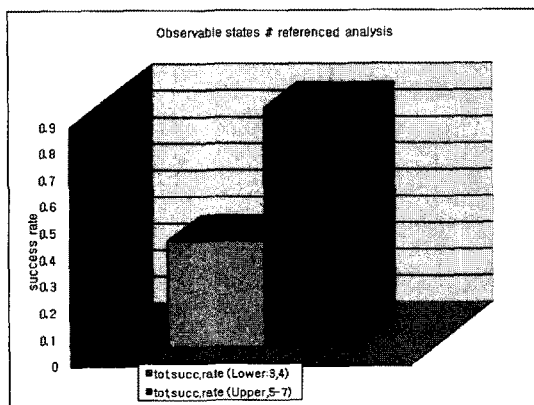


그림 8. 은닉 상태 개수와 성공률 관계 그래프  
Fig. 8. Success rate for the hidden state No.

그림 7의 그래프는 은닉 상태의 개수를 패턴과 상관없이 고정하여 시험한 경우이고 그림 6의 그래프는 패턴의 길이를 은닉 상태의 개수로 설정하여 시험한 경우이다. 그림 8은 은닉 상태의 개수와 성공률과의 관계를 분석한 결과이다. 패턴의 길이가 5일 때 은닉 상태의 개수 5를 기준으로 그 아래인 경우를 Lower case, 그 이상인 경우를 Upper case라 명명 하였을 때의 결과를 보여주고 있는데 은닉 상태의 개수를 패턴 길이 이상으로 한 경우 성공률이 3배정도 좋다는 것을 보여준다. 그리고 수렴한 Log likelihood(LL)의 값은 성공률의 지표로 사용될 수 있는데, 그 근거는 그림 9로부터 확인할 수 있다. 그래프를 보면 수렴한 LL값이 0인 경우와 0이 아닌 경우 9배정도의 성능차이가 발생함을 볼 수 있다. 이러한 결과를 바탕으로 은닉 상태의 개수 설정의 중요성 인식 및 채널 집합 관리시 채널 상태 예측에 대한 신뢰도의 평가지표로 LL의 활용방안을 고려할 수 있을 것이다. 그림 10은 RS, SS, HMM기반 CSP에 대해 각각 대표 패턴들을 대상으로 성공률 분포를 보인다. RS의 경우 직관적으로 예상되는 바와 같이 모든 중

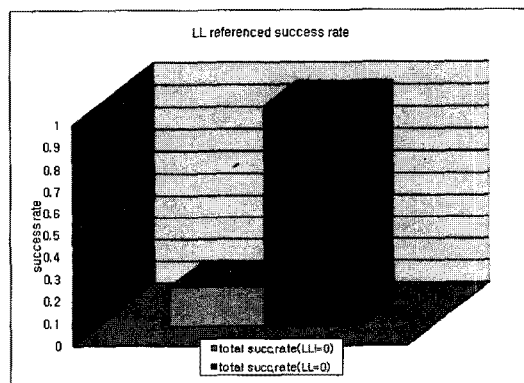


그림 9. LL 값과 성공률 관계 그래프  
Fig. 9. Success rate for the LL value.

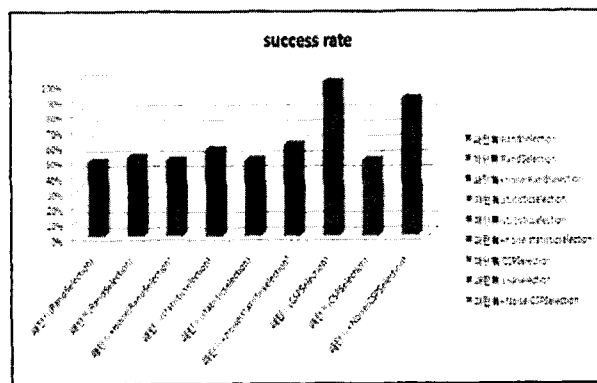


그림 10. RS vs SS vs HMM 기반 CSP 성공률 비교  
Fig. 10. Success rate for RS vs SS vs HMM based CSP.

류의 패턴들에 대해 50%대에서 수렴하였고 SS의 경우 RS의 경우보다 약간 높긴 하였으나 60%이하의 성능을 보이고 있으며 HMM기반 CSP는 Random한 패턴(패턴無)을 제외하면 약 90%정도의 성능을 보이고 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 CR시스템의 핵심인 채널 점유 상태를 센싱하여 빈 채널을 효율적으로 이동하는 기능을 보조하는 채널 집합 관리기의 설계 방안을 제시하였고 그 중 핵심 기능인 채널 상태 예측기를 설계 및 구현하여 실험 결과를 분석하였다. 그리고 은닉 상태의 개수와 예측 성능의 관계 분석, LL와 성능 관계 분석 등을 통하여 HMM기반 채널 상태 예측기의 성능 향상 방안을 제시하였다. 성능 분석 결과를 토대로 은닉 상태개수 설정을 패턴 길이에 맞춰 수행한 경우 그렇지 않은 경우보다 성능이 좋아지는 것을 확인하였고, 이를 활용하여 RS, SS와 성능을 비교한 경우 다양한 패턴들에 대해 좋은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] J.Mitola III, "Cognitive Radio Architecture", Wiley-interscience, pp.1-20, 2006.

[2] IEEE 802.22, "Draft Standard for Wireless Regional Area Networks Part 22", IEEE P802.22/D1.0, May. 2008.  
 [3] X. Jing, S.C.Mau, R.D, M.R, "Reactive cognitive radio algorithms co-existence between IEEE 802.11b and 802.16a networks," GLOCOM,2005.  
 [4] Y.Zhao, M.L, G.Joseph, K.K.Bae, J.S.Um, J.H.Reed, "Applying Radio Environment Maps to Cognitive Wireless Regional Area Networks," in Proc. of DySPAN 2007, pp.115-118, USA, April 2007.  
 [5] K.E.Nolan, P.Sutton, L.E.Doyle, "An Encapsulation for Reasoning, Learning, Knowledge representation, and reconfiguration cognitive radio elements," in Proc. of Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, pp.1-5, USA, June 2006.  
 [6] T.R.Newman, B.A.Barker, A.M.Wyglinski, A.Agah, J.B.Evans and G.J.Minden, "Cognitive engine implementation for wireless multicarrier transceivers", Wireless communications and mobile computing, vol. 7, pp.1129-1142, May 2007.  
 [7] T.C.Clancy, B.D.Walker, "Predictive Dynamic Spectrum Access," SDR forum technical conference, Nov. 2006.  
 [8] L.Rabiner, "A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition," in Proc. of the IEEE, Vol 77, No2, Feb. 1989.

저 자 소 개



**박 창 현**(정회원)  
 2001년 중앙대학교 전자전기 공학부 학사 졸업.  
 2003년 중앙대학교 전자전기 공학부 석사 졸업.  
 2006년 중앙대학교 전자전기 공학부 박사 졸업.

2006년 9월 ~ 현재 한국전자통신연구원  
 인지무선연구팀 선임 연구원  
 <주관심분야 : 무선인지기술, 인공 생명, 진화 알고리즘, 패턴 인식 등>



**송 명 선**(정회원)  
 1984년 충남대학교 전자공학과 학사 졸업.  
 1986년 충남대학교 전자공학과 석사 졸업.  
 1986년 1월 ~ 현재 한국전자통신연구원 인지무선연구팀장

<주관심분야 : 무선인지기술, 밀리미터파 통신, 무선통신시스템>