

사례기반 추론 기법을 이용한 인지 라디오 주파수 선택 방법 연구

박재훈*, 최증원**, 음수빈**, 이원철***

Study on Frequency Selection Method Using Case-Based Reasoning for Cognitive Radio

Jae-Hoon Park*, Jeung Won Choi**, Soo-Bin Um**, Won-Cheol Lee***

요약 본 논문은 군 전술 무선 통신망에서의 가용 주파수 채널 확보를 위한 인지 라디오 엔진 플랫폼 구조 및 인지 라디오 무선기기를 위한 가용 주파수 채널 추론기법을 제안하였다. 현재의 군 전술 통신망은 동종 및 이종 군 무선기기 주파수의 효과적 운용을 위한 가용 주파수 확보 및 군 무선기기 간의 상호공존 방안에 대한 필요성이 빠르게 증가하고 있는 실정이다. 본 논문은 최적의 가용 주파수 채널확보 방안으로 동적 스펙트럼 접속(DSA, Dynamic Spectrum Access) 실현을 위한 인지 라디오 엔진 기술 기반의 가용채널 추론기법에 대해 소개하였다. 이를 위해 주사용자(PU, Primary User)의 채널 이용현황 모델링 및 채널 점유확률 계산을 통하여 인지 라디오 무선기기를 위한 사례 기반의 가용채널 추론기법을 제안하였으며, 성능분석 모의실험을 통하여 주사용자의 점유채널 정보 대비 인지 라디오 무선기의 가용채널 획득 정보 간의 충돌확률 변화율을 분석하였다.

Abstract This paper proposes architecture of a cognitive radio engine platform and the allowable frequency channel reasoning method that enables acquisition of the allowable channels for the military tactical network environment. The current military tactical wireless communication system is increasing need to secure a supplementary radio frequency to ensure that multiple wireless networks for different military wireless devices coexist, so that tactical wireless communication between the same or different systems can be operated effectively. This paper presents the allowable frequency channel reasoning method based on cognitive radio engine for realizing DSA(Dynamic Spectrum Access) as an optimal available frequency channel. To this end, a case-based allowable frequency channel reasoning method for cognitive radio devices is proposed through modeling of primary user's traffic status and calculation of channel occupancy probability. Also through the simulation of the performance analysis, changing rate of collision probability between the primary users' occupancy channel and the available channel acquisition information that can be used by the cognitive radio device was analysed.

Key Words : Allowable Channel, Case-based Reasoning, Channel Occupancy Probability, Cognitive Radio Engine, Military Tactical Communications,

1. 서론

군 전술 무기체계의 첨단화 및 다양화로 군 무선통신의 주파수 수요는 지속적으로 증가하고 있으며, 5G, IoT(Internet of Things) 등 민간 주파수 수요의 확대

로 군 무선통신을 위한 추가 주파수 획득은 점차 어려워지고 있는 실정이다[1]-[4]. 특히 다양한 복합 무기체계의 증가로 인한 상호운용성 보장 및 효율적 주파수 이용의 필요성 확대, 금강, 백두와 같은 감시정찰 장비

*Department of Electronic Engineering, Soongsil University

**Agency for Defense Development, The 2nd R&D Institute—1st Directorate

***Corresponding Author : Department of Electronic Engineering, Soongsil University(wlee@ssu.ac.kr)

Received September 20, 2018

Revised September 04, 2018

Accepted December 27, 2018

의 고성능화와 관련 운용 정보의 증가, 유도무기용 TDL(Tactical Data Link) 트래픽 용량의 증가, 킬 체인 개념의 C4I(Command, Control, Communication and Computer Intelligence)에 대한 고도화 요구는 향후 군 무선통신을 위한 추가 주파수 자원 확보의 중요성을 더욱 확대시키고 있다[5]. 또한 국내 전파법에서는 군 주파수 사용연한을 10년으로 지정함으로써 향후 군 무기체계의 안정적 운용을 위한 추가 주파수의 확보는 더욱 절실한 실정이라 할 수 있다[6]. 복합 무기체계 중심의 네트워크 중심전으로의 작전 개념변화, 군 주파수의 사용연한 제한으로 향후 군 무기체계의 안정적 운용을 위해서는 지능적인 주파수 획득 및 관리, 무기체계 무선망의 QoS(Quality of Service) 유지가 가능한 혁신적이고도 능동적인 주파수 운용기술 연구가 필요한 시점이라 할 수 있다.

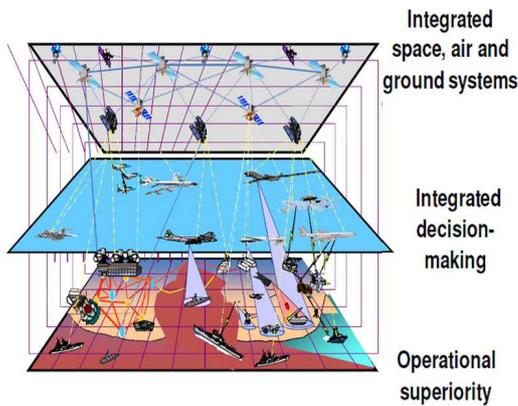


그림 1. 주파수 수요 급증에 따른 이용현황 변화
Fig. 1. Change of usage pattern by the frequency demand

본 논문은 현행 군 전술 무선통신 체계에서 활용되고 있는 다대역 다기능 무전기(TMMR, Tactical Multiband Multirole Radio)을 대체할 인지 라디오 기반 무전기를 위한 군 주파수의 효율적 이용 및 기존 주사용자(PU, Primary User)에 해당하는 TMMR에 대한 간섭보호 및 공존이 가능한 인지 라디오 엔진(cognitive radio engine) 플랫폼 기반의 가용채널 추론기법을 제안하였다. 이를 위해 먼저 군 전술통신 환경에 적용 가능한 인지 라디오 엔진 플랫폼 구조와

이를 구성하는 인지 및 학습, 추론엔진 적용을 위한 주사용자 무선 트래픽 모델링 방안, 채널 점유확률 계산방안, 사례 기반의 가용채널 추론기법을 제안하였다. 또한 학습엔진에서 채널 상황 탐지를 위한 표본화 기법을 구사하여 주사용자의 이용 채널 별 점유확률을 산출 하였으며, 이를 추론엔진의 입력정보로 활용함으로써 주사용자의 충돌발생 횟수 분포를 추출하고 이를 인지 라디오 무전기의 가용 후보채널 확보에 활용하게 된다. 본 논문은 이러한 일련의 과정에 대한 성능분석을 위하여 모의실험을 수행하였다[7].

본 논문의 2장에서는 미국 방위고등연구계획국(DARPA)를 비롯한 주요 선진국 및 연구기관에서 개발된 인지 라디오 엔진 플랫폼에 대한 연구현황에 대해 소개하였다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 인지 라디오 엔진 플랫폼 구조 및 개별엔진의 구동을 위해 요구되는 주사용자 트래픽 모델링, 점유확률 산출 알고리즘, 가용채널 추론기법에 대해 소개하였다. 본 논문의 4장에서는 본 논문에서 제안한 가용채널 추론기법의 성능분석을 위한 모의실험 결과를 소개하였으며, 5장에서는 본 논문의 결론을 맺고자 한다.

2. 인지 라디오 엔진 연구개발 현황

2.1 DARPA의 XG 프로젝트

현재 미국의 군 전술 통신망은 적의 재밍(Jamming) 공격을 방어하기 위해 직접 시퀀스 확산 스펙트럼(DSSS, Direct Sequence Spread Spectrum) 및 주파수 도약(FH, Frequency Hopping) 기능이 탑재된 Link-16 전술 통신망이 운용되고 있다[6].

또한, 미국 DARPA에서는 XG(neXt Generation) 프로그램을 통하여 스펙트럼 센싱을 통한 주변 전파환경 정보 획득을 수행하는 인지엔진 및 기존 사용자에게 간섭의 영향을 미치지 않으면서 신규 사용자의 효율적 주파수 사용을 도모할 수 있는 정책엔진(학습 및 추론엔진으로 구성)으로 구성된 인지 라디오 엔진 기술 개발을 추진한 바 있다[8]. 인지 라디오 엔진 플랫폼은 크게 'Policy language', 'on-node policy components', 'off-node policy components'로 구성되어 있다[9]. 'on-node policy components' 구성요소 중

‘Policy Database’는 인지 라디오 무선기기 이용을 위한 정책정보를 비롯하여 ‘Policy Conformance Reasoner’로부터 생성된 정책 우선순위 및 정책 추론정보가 저장되어 있다.

본 논문에서 제안한 학습엔진은 기존 주사용자의 점유채널 정보에 해당하는 정책정보를 저장하고 있으며, 추론엔진에서는 학습엔진에서 전달된 점유채널 정보에 대한 우선순위를 설정하게 된다. 또한 현재 시점에서 취득한 주사용자의 점유채널 정보와 이전 시점에서 저장하고 있는 참조 점유채널 정보와의 비교를 통하여 갱신된 정책정보를 다시 학습엔진에 전달하는 과정을 반복적으로 진행하게 된다. 즉, 본 논문에서 제안한 학습엔진은 DARPA의 정책엔진 구성요소 중 ‘Policy Database’에 해당한다고 볼 수 있으며, 추론엔진은 ‘Policy Conformance Reasoner’의 역할에 상응한다고 판단할 수 있다.

1.2 IEEE 1900.5의 인지 라디오 엔진 플랫폼

IEEE P1900.5 표준은 정책기반 무선 시스템을 위한 인지 라디오 엔진 구조 및 정책언어의 정의, 요구사항 등을 제시한 바 있으며[10][11][12], 표 1은 IEEE P1900.5 표준에서 제안한 인지 라디오 엔진의 주요 구성요소 및 주요기능에 대해 나타내고 있다.

표 1. IEEE P1900.5 인지 라디오 엔진 구성요소
Table 1. IEEE P1900.5 Cognitive Radio Engine Components

| 구성요소 | 주요기능 |
|--|---|
| PMP(Policy Management Point) | 전파규칙 등 관련 정책정보 제공, 관리, 신규 정책정보 제공 주파수 관리자, 시스템 운영자, 사업자 등에 해당 |
| SSRC(System Strategy Reasoning Capability) | REM(Radio Environment Map) 정보 등을 이용한 기회적 접속기회 확인 및 PCR에 전송가능 여부 요청 |
| PCR(Policy Conformance Reasoner) | PMP로부터 전달된 기존정책과 SSRC 요구사항과의 비교, 추론과정 시행, 변경정책의 적합성 검증, SSRC 요구사항의 승인 또는 거부 등 |
| PE(Policy Enforcer) | PCR 또는 SSRC로부터 전달된 검증된 정책정보를 기반으로 통신서비스 집행 |

그림 2은 표 1에서 제시한 IEEE 인지 라디오 엔진 구성요소 간 정보전달 인터페이스 체계를 나타내고 있다.

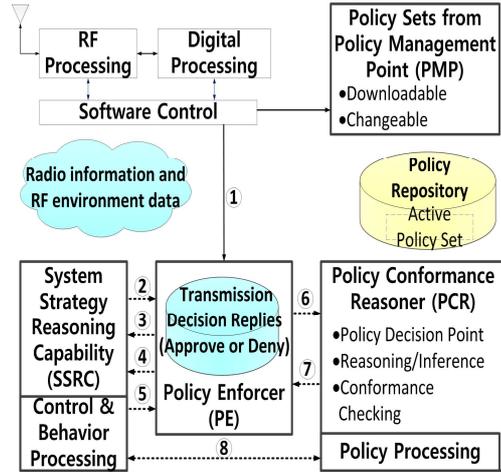


그림 2. IEEE P1900.5 기반 인지 라디오 엔진 처리 구성도
Fig. 2. IEEE P1900.5 based Cognitive Radio Engine Processing Diagram

3. 인지 라디오 엔진 플랫폼 적용 시나리오

3.1 본 논문제안 인지 라디오 엔진 구조, 역할

그림 3는 본 논문에서 제안한 인지 라디오 엔진 플랫폼 구조를 나타내고 있다.

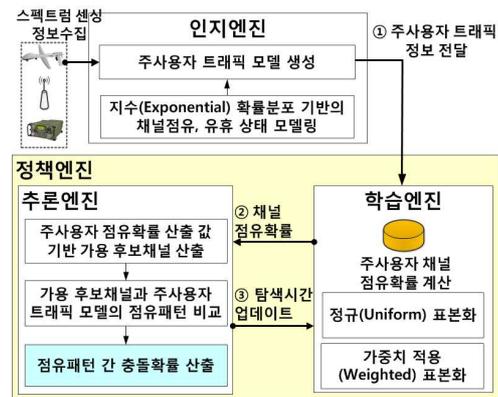


그림 3. 본 논문에서 제안하는 인지 라디오 엔진 구조
Fig. 3. Proposed Cognitive Radio Engine Structure

본 논문에서 제안하는 인지 라디오 엔진 플랫폼은 스

펙트럼 센싱을 통하여 주사용자의 채널 이용패턴을 확률적 방식으로 예측한 주사용자 무선 트래픽 산출 알고리즘을 고려하였다. 즉, 본 논문에서는 실제 스펙트럼 센싱을 통해서 얻게 되는 주사용자의 채널 이용정보가 완벽하다고 고려하였으며, 각 채널별 주사용자의 시간적 이용 유지구간이 지수분포 특성을 갖는 확률적 분포를 갖는다고 가정하였다.

학습엔진에서는 인지엔진에서 전달된 확률분포 기반의 주사용자 무선 트래픽 정보를 이용하여 주사용자의 채널 점유확률을 계산하게 된다. 이 때 각 채널 당 점유확률 추정 과정은 인지엔진에서 전달된 일정 시간 슬롯 동안의 주사용자에 대한 채널 이용 패턴을 표본화하여 채널 점유확률을 계산하게 되며 본 논문에서는 점유확률 계산 방법으로 균일 표본화와 가중치 적용 표본화 기법을 적용하였다.

추론엔진에서는 학습엔진에서 전달된 주사용자의 점유확률 산출 값을 기반으로 인지 라디오 무전기가 사용할 수 있는 가용 후보채널 군을 산출하게 된다. 가용 후보채널은 각각의 표본화 기법을 사용하여 얻게되는 채널 별 점유확률 값을 오름차순으로 정리한 후 순위(랭크)를 매기는 과정을 수행한다. 다음으로 각 채널들에 대한 표본화 기법 적용을 통해 산출되는 모든 랭크들에 대한 합산 과정을 통하여 최종적으로는 점유확률 값이 작은 채널들에 대해 인지 라디오 무전기를 위한 가용 후보채널군으로 선정하게 된다. 랭크를 매기는 방법으로 본 논문에서는 각 채널 별 점유확률 값에 대한 랭크들의 합을 기준으로 가용 후보채널 군을 선택하는 랭크합(Rank-sum) 방식과 단지 각 채널 별 점유확률의 합을 기준으로 가용 후보채널 군을 선정하는 확률합(Prob-sum) 방식을 고려하였다. 또한 추론엔진에서는 기존 학습엔진에 저장된 주사용자의 점유채널 정보와 신규로 획득한 점유채널 정보와의 충돌확률 예측 및 충돌횟수 비교과정을 거쳐 인지 라디오 무전기를 위한 최적의 가용 후보채널 확보를 위한 표본수 및 추론주기를 획득하게 된다.

3.2 인지엔진에서의 주사용자 트래픽 모델링

본 논문은 스펙트럼 센싱 기술을 대신하여 가상의 주사용자 채널 점유상태를 모델링하기 위하여 ‘지수 확

률분포’를 이용한 주사용자의 무선 트래픽 이용 모델링을 수행하였다. 이를 위해 개별 채널들을 점유하고 있는 주사용자는 상호 독립적으로 존재한다고 가정하였으며, 채널 점유상태 정보는 스펙트럼 센싱 기술을 통하여 획득 가능하다고 가정하였다. 표 2는 주사용자 트래픽 모델링 및 점유확률 계산, 트래픽 모델 매칭을 수행하는데 있어 요구되는 개별 파라미터 정의를 나타내고 있다.

표 2. 주사용자 트래픽 모델링 파라미터
Table 2. Primary User Traffic Modeling Parameters

| 파라미터 종류 | 내용 |
|--|---|
| N | • 전체 채널의 개수 |
| n | • 개별 채널에 대한 인덱스 |
| T | • 전체 시간슬롯 길이 |
| t | • 개별 시간슬롯에 대한 인덱스 |
| λ_{α}^n | • 채널이 미점유상태(OFF)인 구간에 대한 평균 값 |
| λ_{β}^n | • 채널이 점유상태(ON)인 구간에 대한 평균 값 |
| $f_{\alpha,n}(x)$ | • λ_{α}^n 를 평균으로 가지는 지수확률 랜덤분포 함수 |
| $f_{\beta,n}(x)$ | • λ_{β}^n 를 평균으로 가지는 지수확률 랜덤분포 함수 |
| P_{off}^n | • 채널 n 이 미점유상태일 확률 |
| P_{on}^n | • 채널 n 이 점유상태일 확률 |
| P_{off}^{Avg} | • 주사용자 트래픽 모델의 채널 미점유확률 평균 값 |
| P_{on}^{Avg} | • 주사용자의 트래픽 모델의 채널 점유확률 평균 값 |
| $S_n(t)$ | • 채널 n , 시간슬롯 t 에서의 채널점유 상태값 • $S_n(t) = 1$ 이면 점유상태 • $S_n(t) = 0$ 이면 미점유상태 |
| M | • 전체 표본의 개수 |
| m | • 표본의 시간슬롯 인덱스 |
| $P_{CB}^n, P_{RB}^n, P_{WCB}^n, P_{WRB}^n$ | • 표본화 방식에 따른 채널별 점유 확률 |
| $\mu, \mu_2, \gamma_1, \gamma_2$ | • 주사용자 트래픽 모델의 평균(mean), 분산(variance), 왜도(skewness), 첨도(kurtosis) |
| I | • 저장된 참조 주사용자 트래픽 모델의 |

| 파라미터 종류 | 내용 |
|--|---|
| | 개수 |
| $\varepsilon_{\mu}(i), \varepsilon_{\mu_2}(i), \varepsilon_{\gamma_1}(i), \varepsilon_{\gamma_2}(i)$ | • i 번째 저장된 참조 주사용자 트래픽 모델과 실제 측정된 주사용자 트래픽 모델의 평균, 분산, 왜도, 첨도의 오차 |

그림 4는 주사용자의 채널 점유 및 미점유상태 변화에 대한 처리 개념도를 나타내고 있다.

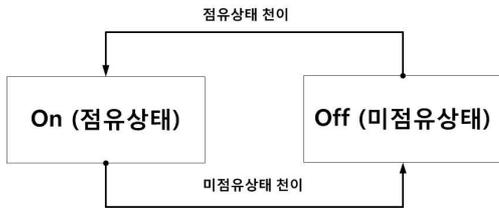


그림 4. 주사용자 채널 점유상태 변화 개념도

Fig. 4. Conceptual diagram of primary user channel occupancy status

그림 4에서 주사용자의 채널 상태 전이를 의미하며, 식 (1)은 전체 탐지대상 채널 수 대비 주사용자 이용 채널이 미점유상태일 경우에 대해 적용되는 확률 값을 정의하고 있다.

$$P_{off}^n = \frac{\lambda_{\alpha}^n}{\lambda_{\alpha}^n + \lambda_{\beta}^n} \quad (1)$$

식 (2)와 식 (3)는 각각 주사용자의 미점유상태 채널 구간에 대한 평균 값 λ_{α} 과 점유상태 채널 구간에 대한 평균 값 λ_{β} 을 고려한 지수 확률분포 함수 정의를 나타내고 있다.

$$f_{\alpha,n}(x) = \begin{cases} \lambda_{\alpha}^n e^{-\lambda_{\alpha}^n x}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$f_{\beta,n}(x) = \begin{cases} \lambda_{\beta}^n e^{-\lambda_{\beta}^n x}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

인지엔진은 주사용자의 채널 미점유 또는 점유상태

구간에 대한 평균값인 λ_{α}^n 와 λ_{β}^n 값의 조절을 통하여 주사용자의 채널 이용상태를 제어할 수 있으며, 식 (3)을 이용하여 전체 탐지대상 채널개수 N 대비 P_{off}^n 에 대한 평균 값을 계산하게 된다. 다음의 그림 6은 전체 탐지대상 채널개수 N 을 1,000개라고 가정하였을 경우, 주사용자의 채널 이용상태가 미점유상태인 경우에 해당하는 확률 값인 P_{off}^n 결과 값을 나타내고 있다. 이때 λ_{α}^n 와 λ_{β}^n 값은 임의로 지정하였다.

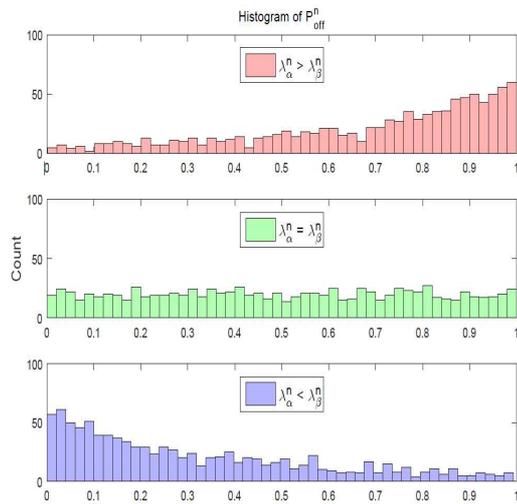


그림 5. 주사용자의 미점유상태 확률 값 산출 결과

Fig. 5. off-state probability histogram of primary user

그림 5의 사전 모의실험 결과에서 알 수 있듯이 $\lambda_{\alpha}^n > \lambda_{\beta}^n$ 로 설정할 경우에는 P_{off}^n 값이 큰 채널들이 다수 존재하므로 전반적으로 주사용자의 채널 점유확률이 낮은 상태라고 예측할 수 있다. $\lambda_{\alpha}^n < \lambda_{\beta}^n$ 인 경우에는 P_{off}^n 값이 작은 채널이 다수 분포하고 있음을 알 수 있으며, 이는 전반적으로 주사용자의 채널 점유확률이 높은 상태라고 판단할 수 있다.

상기의 주사용자 채널 미점유상태에 대한 확률 값 P_{off}^n 을 산출한 다음 단계로는 시간 흐름에 따른 주사용자 채널 점유상태의 변화 시점을 정의해야 한다. 식 (4)은 특정 탐지채널 인덱스 n 과 단위 시간슬롯 t 에서의 주사용자 채널 점유상태에 대한 정의 식을 나타내고 있다.

$$S_n(t) = \begin{cases} 0, & q \leq P_{off}^n \\ 1, & q > P_{off}^n \end{cases} \quad (4)$$

q 는 $0 < q < 1$ 범위를 갖는 난수

그림 6은 식 (4)에서 정의한 단위 시간슬롯 당 주사용자의 채널 미점유 또는 점유상태를 0과 1로 매칭하기 위한 처리 개념도 및 매칭 사례를 나타내고 있다.

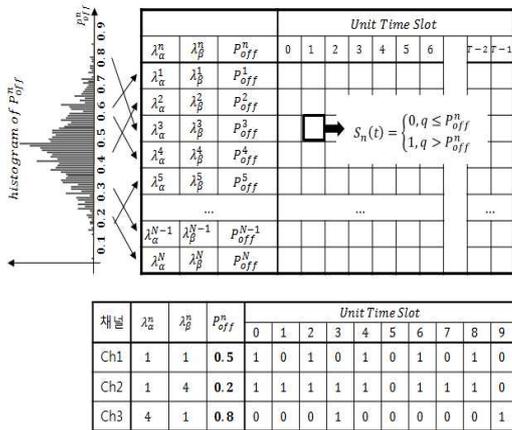


그림 6. 채널 · 시간별 점유 및 미점유상태에 대한 0과 1로의 상태변화 모델링

Fig. 6. Modeled as 0 and 1 state transition for channel and time

그림 6에서 Ch1의 경우 λ_α^n 와 λ_β^n 같은 경우 상태변화 모델링 예시를 나타내고 있으며, 'OFF (0)' 상태와 'ON (1)' 상태가 동일한 비율로 등장하며, 'OFF (0)'와 'ON (1)'인 구간에 대한 평균 값이 1이 되는 것을 확인할 수 있다. 이러한 주사용자 트래픽 모델은 위와 같은 수학적 모델링을 통해 주사용자의 점유 및 미점유 패턴을 생성할 수 있으며, 실제 스펙트럼 센싱 값에 대한 정보를 바탕으로 'ON (1)', 'OFF (0)' 상태 매칭을 통해서도 생성될 수 있다.

3.3 학습엔진에서의 점유확률 산출 알고리즘

학습엔진에서는 주사용자의 채널 점유확률 계산을 위해 식 (5)과 같이 전체 탐지대상 채널 수 대비 전체

시간 슬롯 구간인 T 시간 동안 주사용자 이용채널이 점유상태일 경우에 대해 적용되는 확률 값을 이용하게 된다.

$$P_{on}^n = \frac{\lambda_\beta^n}{\lambda_\alpha^n + \lambda_\beta^n} \quad (5)$$

식 (5)에서 정의한 주사용자의 채널 점유확률 계산에 있어 주사용자의 다양한 채널이용 패턴에 대한 고려 및 점유확률 계산 값의 정확성 확보를 위해 본 논문에서는 '균일 표본화'와 '가중치 적용 표본화' 방식을 적용하였다. '균일 표본화' 방식 기반의 주사용자 채널 점유확률 계산 방식은 전체 시간슬롯 구간에 해당하는 T 시간을 균일한 크기를 갖는 개별 단위 시간 슬롯으로 구분하여 주사용자의 채널 점유확률을 계산하는 방식이다. '균일 표본화' 기반의 주사용자 채널 점유확률 계산 방식은 개별 단위 시간 슬롯으로 정의한 각각의 표본화 구간 크기 지정 방법에 따라 'Systematic Count-Based Sampling (CB)' 방식과 'Random Count-Based Sampling (RB)' 방식으로 구분할 수 있다[14][15]. 그림 8은 '균일 표본화'에 대한 기본 개념도 및 'CB'와 'RB' 방식에 대한 처리 과정도를 나타내고 있다.

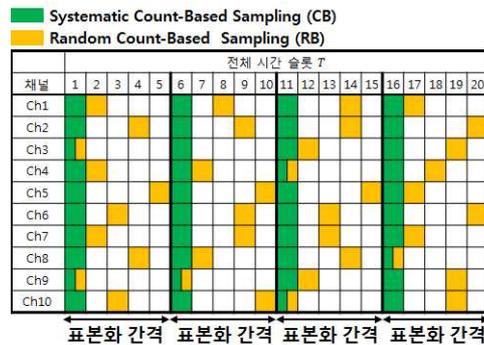


그림 7. 균일 표본화 기법 개념 및 CB, RB 방식의 처리 과정도
Fig. 7. Uniform Sampling Technique Concepts and Process for CB and RB Methods

그림 7에서 알 수 있듯이 'CB' 방식의 경우에는 동일 크기 및 동일 위치에서의 단위 시간 슬롯을 지정하

여 주사용자의 점유확률 계산과정을 거치게 되며, 'RB' 방식은 단위 시간 슬롯 크기 및 위치를 랜덤하게 지정하여 주사용자의 점유확률 계산과정을 수행하게 된다. 식 (6)은 '균일 표본화' 방식중 'CB' 방식의 채널별 점유 확률 산출식을 나타내고 있다.

$$P_{CB}^n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M S_n(m) \quad (6)$$

식 (6)에서 M 은 전체 표본의 개수를 의미하며, $S_n(m)$ 은 채널 n 에서 표본화된 m 번째 표본에서 0 또는 1의 값을 가지는 주사용자의 채널 미점유 또는 점유상태에 대한 값을 의미한다. 식 (6)은 'RB' 방식의 채널별 점유 확률산출에도 동일하게 적용 가능하다.

'가중치 적용 표본화' 방식을 고려한 주사용자의 채널 점유확률 계산 방식은 최근 시점 구간에서의 주사용자 점유패턴에 대해 과거의 점유패턴보다 더 높은 가중치를 부여하는 방식이다. '가중치 적용 표본화' 방식은 가중치를 적용하는 '균일 표본화' 방식의 종류에 따라 'Weighted Systematic Count-Based Sampling (WCB)'와 'Weighted Random Count-Based Sampling (WRB)' 방식으로 구분할 수 있으며, 다음의 식 (7)는 '가중치 적용 표본화' 방식중 WCB에서의 최근 표본화된 표본에 더 높은 가중치를 적용하는 방법에 대한 정의 식을 나타내고 있다[15].

$$P_{WCB}^n = WS_n(m) = \sum_{m=1}^M \omega_m S_n(m) \quad (7)$$

$$W = \frac{1}{K} [e^1, e^2, \dots, e^M], K = \sum_{m=1}^M e^m \quad (8)$$

식 (8)은 표본에 적용될 수 있는 가중치 벡터 값 W 를 나타내고 있으며, 가장 최근 획득한 M 번째 표본에 대해 가장 큰 가중치가 부여되는 것을 확인 할 수 있다. 또한, 식 (8)의 K 는 가중치 벡터 W 값을 균일화하기 위한 전체 표본 각각에 대한 가중치들의 합을 의미한다. 식 (7), 식 (8)은 'WRB' 방식의 채널별 점유 확률 산출에도 동일하게 적용 가능하다. 표 3은 상기에서 정의한 '균일 표본화'와 '가중치 적용 표본화' 방식 각각

에 대한 주요 특징을 나타내고 있다.

표 3. 균일 표본화 및 가중치 적용 표본화 방식에 대한 주요특징
Table 3. Special features of uniform sampling and weighted sampling methods

| 표본화 방식 | 주요특징 |
|------------|--|
| 균일 표본화 | <ul style="list-style-type: none"> • (CB) 단위 시간슬롯의 크기 및 위치가 동일 • (RB) 단위 시간슬롯의 크기 및 위치가 랜덤 |
| 가중치 적용 표본화 | <ul style="list-style-type: none"> • (WCB) 전체 시간슬롯 내에서 동일 크기의 표본화 간격으로 구분하며, 단위 시간슬롯의 크기 및 위치가 동일한 상태에서 최근의 단위 시간슬롯 점유상태에 대해 높은 가중치를 부여 • (WRB) 전체 시간슬롯 내에서 동일 크기의 표본화 간격으로 구분하며, 단위 시간슬롯의 크기 및 위치가 랜덤한 상태에서 최근의 단위 시간슬롯 점유상태에 대해 높은 가중치를 부여 |

3.4 추론엔진에서의 가용채널 산출방법

3.4.1 주사용자 트래픽 모델 추론

추론엔진은 인지엔진에서 생성된 주사용자의 채널 점유패턴 및 학습엔진에서 산출 된 전체 탐지 채널 수 대비 주 사용자의 미점유 및 점유상태에 대한 점유확률 계산 값을 이용하여 인지 라디오 무전기를 위한 가용 후보채널을 산출한다. 표 4는 인지 라디오 엔진에서 기존 주사용자 이용 사례에 해당되는 9개의 참조 트래픽 모델들의 채널별 주사용자의 점유확률 P_{om}^n 의 분포에 대한 평균, 분산, 왜도, 첨도를 나타내고 있다.

| 주사용자 트래픽모델 | 1 | 2 | 3 | ... | 9 |
|----------------------------|-------|-------|-------|-----|--------|
| μ 평균(Mean) | 0.1 | 0.2 | 0.3 | ... | 0.9 |
| μ_2 분산(Variance) | 0.025 | 0.052 | 0.069 | ... | 0.025 |
| γ_1 왜도(Skewness) | 2.888 | 1.569 | 0.850 | ... | -2.776 |
| γ_2 첨도(Kurtosis) | 9.540 | 1.792 | 0.308 | ... | 9.505 |

표 4. 참조 주사용자 트래픽 모델 예시
Table. 4. Reference PU traffic model

표 4에서 볼 수 있듯 각각의 트래픽 모델은 주사용자 트래픽 모델 분포의 평균 값에 따라 분류가 된다. 1번째

트래픽 모델의 경우 전체적으로 채널의 점유확률이 낮은 분포를 가지고 있으며, 9번째 트래픽 모델로 갈수록 점유확률 분포의 평균 값 μ 가 점차 증가함을 확인 할 수 있다. 이러한 이전 시간 시점에서 저장되어있는 주사용자 트래픽 모델을 ‘참조 주사용자 트래픽 모델’이라고 정의한다.

추론엔진에서는 현재 시점에서 센싱을 통하여 획득한 주사용자의 채널 점유정보 기반으로 생성된 트래픽 모델과 이전 단계에서 학습엔진에 저장되어 있는 참조 주사용자 트래픽 모델과의 매칭 과정을 통해 가장 유사한 분포를 가지는 주사용자 트래픽 모델을 찾는 과정을 수행한다. 이 때, 주사용자 트래픽 모델과의 매칭을 위해서는 평균 및 2, 3, 4차 중심 적률 값의 유사도를 비교하는 과정이 필요하다[16][17].

주사용자 트래픽 모델의 채널별 점유확률에 해당하는 P_{on}^n 의 평균 값인 P_{on}^{Avg} 에 대한 적률을 중심 적률(Central moment)이라고 하며, k 차 중심적률은 식 (11)과 같이 정의 할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu &= P_{on}^{Avg} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_{on}^n \\ \mu_n &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (P_{on}^n - P_{on}^{Avg})^k \end{aligned} \quad (9)$$

또한, k 차 적률 $m_n = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (P_{on}^n)^k$ 과 k 차 중심 적률 μ_n 은 식 (10)와 같은 관계가 성립될 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu_2 &= m_2 - \mu^2 \\ \mu_3 &= m_3 - 3\mu m_2 + 2\mu^3 \\ \mu_4 &= m_4 - 4\mu m_3 + 6\mu^2 m_2 - 3\mu^4 \end{aligned} \quad (10)$$

이 때, 2차 중심 적률은 P_{on}^n 의 분산 값이 되며, 3차, 4차 중심적률은 왜도(Skewness), 첨도(Kurtosis)를 정의하는데 사용된다. 왜도 γ_1 과 첨도 γ_2 는 식 (11)과 같이 정의할 수 있다.

$$\gamma_1 = \frac{\mu_3}{\mu_2^{3/2}}, \quad \gamma_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2^2} - 3 \quad (11)$$

이전 시간 시점에서 학습엔진에 저장 되어있는 I 개의 참조 주사용자 트래픽 모델 중 i 번째 모델의 평균, 분산, 왜도, 첨도 값은 각각 $\mu^{ref}(i), \mu_2^{ref}(i), \gamma_1^{ref}(i), \gamma_2^{ref}(i)$ 와 같이 정의할 수 있다. 또한 현재 센싱 값을 기반으로 산출 가능한 주사용자 트래픽 모델의 평균, 분산, 왜도, 첨도 값은 $\mu^{mea}, \mu_2^{mea}, \gamma_1^{mea}, \gamma_2^{mea}$ 로 정의된다. 이 때, 참조 주사용자 트래픽 모델과 실제 주사용자 트래픽 모델의 유사도 비교를 위한 평균, 분산, 왜도, 첨도 값의 오차는 식 (12)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \varepsilon_{\mu}(i) &= \frac{|\mu^{ref}(i) - \mu^{mea}|}{\mu^{ref}(i)}, \quad \varepsilon_{\mu_2}(i) = \frac{|\mu_2^{ref}(i) - \mu_2^{mea}|}{\mu_2^{ref}(i)} \\ \varepsilon_{\gamma_1}(i) &= \frac{|\gamma_1^{ref}(i) - \gamma_1^{mea}|}{\gamma_1^{ref}(i)}, \quad \varepsilon_{\gamma_2}(i) = \frac{|\gamma_2^{ref}(i) - \gamma_2^{mea}|}{\gamma_2^{ref}(i)} \end{aligned} \quad (12)$$

센싱을 통하여 측정되었다고 가정한 주사용자 트래픽 모델과 기존 학습엔진에 저장된 주사용자 트래픽 모델의 평균 및 2, 3, 4차 중심적률의 오차가 가장 적은 트래픽 모델의 경우, 두 개의 주사용자 트래픽 모델은 유사한 트래픽 분포를 갖는다고 가정한다. 이 때, 주사용자 트래픽 모델의 매칭 조건은 식 (13)와 같이 정의 할 수 있다.

$$\min_{i \in I} (\varepsilon_{\mu}(i) + \varepsilon_{\mu_2}(i) + \varepsilon_{\gamma_1}(i) + \varepsilon_{\gamma_2}(i)) \quad (13)$$

식 (13)의 트래픽 모델 매칭 조건을 기반으로 추론엔진에서는 트래픽 모델 매칭 결과에 따라 사례 기반 추론 데이터베이스에 저장되어있는 주사용자 트래픽 모델에 대한 충돌확률을 최소화 할 수 있는 최적의 추론 주기 및 표본수를 파악 할 수 있다.

3.4.2 추론 결과에 의한 가용 후보채널 산출

인지 라디오 무전기의 가용 후보채널 산출을 위해서는 먼저 주사용자의 점유확률 산출 값에 대해 오름차순으로 정렬한 후 가용가능 채널 순위(랭크)를 매기는 과정을 수행한다. 본 논문에서는 학습엔진에서 고려한 ‘균일 표본화 (CB, RB에 해당)와 ‘가중치 적용 표본화 (WCB, WRB에 해당)’ 기법에 해당하는 개별 표본화

기법 및 ‘랭크 합(Rank-sum)’과 ‘확률 합(Prob-sum)’ 기법에 따른 추론엔진에서 주사용자 충돌확률 및 충돌횟수 변화량을 파악하였다. 이 때, 충돌 확률은 주사용자가 사용 중 이지만 인지 라디오 무전기 주사용자가 없다고 잘못 판단하여 해당채널을 사용하였을 때 발생하는 충돌 확률을 의미한다.

표본화 방식에 따른 j 번째 채널의 랭크는 $R_{CB}(j)$, $R_{RB}(j)$, $R_{WCB}(j)$, $R_{WRB}(j)$ 로 정의하며, 랭크 R 은 $1 \leq R \leq N$ 사이 정수 값을 갖는다. 예를 들어, CB 표본화 방식으로 계산된 채널 j 의 랭크는 식 (14)와 같이 나타낸다[18].

$$R_{CB}(j) = rank(P_{CB}^j) \quad (14)$$

여기서, $rank(\cdot)$ 함수는 채널별 점유 확률을 오름차순으로 정렬하였을 때, 해당 채널의 순위를 의미한다. 이 때, 랭크의 범위는 식 (15)와 같으며, 센싱된 전체 채널의 수와 같다.

$$Range\{R_{CB}(1), \dots, R_{CB}(N)\} = N \quad (15)$$

표본화 방식별 랭크의 합을 아래의 식 (16)과 같이 정의할 수 있으며, 랭크합의 최소 값을 가지는 채널 j 를 후보채널로 설정한다. 이를 ‘랭크 합’ 추론 방식으로 정의한다.

$$R_{Rank-sum}(j) = R_{CB}(j) + R_{RB}(j) + R_{WCB}(j) + R_{WRB}(j) \quad (16)$$

또한, 표본화 방식별 점유 확률의 합으로 후보채널을 설정하는 ‘확률 합’ 추론 방식은 식 (17)와 같이 정의할 수 있다.

$$R_{Prob-sum}(j) = P_{CB}^j + P_{RB}^j + P_{WCB}^j + P_{WRB}^j \quad (17)$$

이 때, 확률합의 최소 값을 갖는 채널 j 를 후보채널로 설정하며, 이를 ‘확률 합’ 추론 방식으로 정의한다. 아래 표 5는 표본화 방식별 산출된 채널별 점유확률과 ‘랭크합’, ‘확률합’ 방식으로 산출된 랭크와 확률을 나타내고 있다.

| CB | | RB | | WCB | | WRB | | Rank-sum | | Prob-sum | |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----------|----|----------|----|
| 채널 | 확률 | 채널 | 확률 | 채널 | 확률 | 채널 | 확률 | 채널 | 합계 | 채널 | 합계 |
| Ch2 | 0% | Ch1 | 5% | Ch2 | 5% | Ch2 | 3% | Ch2 | 6 | Ch2 | 21 |
| Ch1 | 10% | Ch3 | 12% | Ch3 | 7% | Ch1 | 8% | Ch1 | 9 | Ch3 | 39 |
| Ch3 | 11% | Ch2 | 13% | Ch4 | 11% | Ch3 | 9% | Ch3 | 10 | Ch1 | 43 |
| Ch4 | 12% | Ch4 | 20% | Ch6 | 15% | Ch6 | 20% | Ch4 | 16 | Ch4 | 64 |
| Ch5 | 19% | Ch5 | 22% | Ch1 | 20% | Ch4 | 21% | Ch6 | 20 | Ch5 | 88 |
| Ch6 | 31% | Ch6 | 24% | Ch5 | 25% | Ch5 | 22% | Ch5 | 22 | Ch6 | 90 |

표 5. 산출된 점유 확률 및 채널 순위(랭크) 예시

Table. 5. Calculated occupancy probability and channel ranking

표 5에서 볼 수 있듯 ‘랭크합’과 ‘확률합’ 방식의 후보채널 선정 방법은 특정 표본화 방법에서만 주사용자의 점유 확률이 가장 낮게 산출된 채널을 선택하는 것이 아닌 모든 표본화 방법에서 고르게 낮은 점유확률을 가지는 채널을 후보채널로 선정하는 추론방법이다.

4. 모의실험

4.1 모의실험 시나리오

본 논문의 모의실험에서는 스펙트럼 센싱 기술을 통하여 마스터 인지 라디오 무전기에서 획득된 주사용자의 채널 점유정보를 인지엔진에 적용한 확률분포 기반의 주사용자의 무선 트래픽 모델링 기법을 통하여 생성하였다. 다음의 그림 8은 본 모의실험에 대한 전체 처리 과정도를 나타내고 있다.

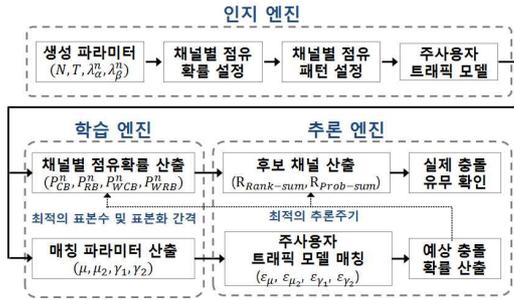


그림 8. 모의실험 처리 순서도
Fig. 8. Simulation flow chart

그림 8의 모의실험 처리 과정에서 알 수 있듯이 모의실험의 인지엔진에서는 지수분포 형태의 확률분포 값을 기반으로 하는 주사용자의 무선 트래픽 모델을 산출하게 된다. 학습엔진에서는 이전 단계에서 생성된 주사용자의 무선 트래픽 모델을 이용하여 CB 및 RB, WCB, WRB 방식 기반의 주사용자 채널 점유확률을 계산하게 된다. 마지막 추론엔진에서는 인지 라디오 무전기를 위한 가용 후보채널 산출을 위해 표본화 방식별 점유확률을 기반으로 하여 ‘랭크 합’, ‘확률 합’ 후보 채널 설정을 하게 된다. 이 후, 후보채널을 통한 가용 후보채널 정보 획득 및 가용 채널에 대한 주사용자와의 충돌확률 산출 과정을 수행하게 된다.

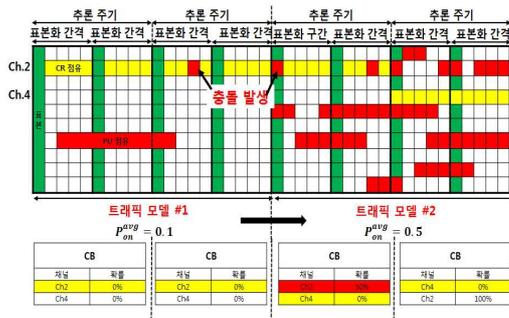


그림 9. 충돌의 정의 및 CR 엔진의 주기적 동작 예시
Fig. 10. Definition of collision and example of periodic operation of CR engine

그림 9은 매 추론 주기마다 후보채널을 설정하는 CR 엔진의 주기적 동작 예시를 나타내고 있다. 학습 엔진에서 표본화 방식별 점유확률을 산출하고 매 추론 주

기마다 점유확률은 갱신되며, 추론엔진에서 인지 라디오 무전기를 위한 가용 후보채널을 산출하게 된다. 이 과정은 주기적으로 동작하는 특성을 가지며, 과거 가장 유사한 점유 확률 분포를 보이는 트래픽 모델 매칭을 통해 적합한 표본수 및 추론주기를 산출하게 된다.

4.2 모의실험 결과

그림 10는 학습엔진에서의 주사용자 점유확률 계산을 위해 인지엔진에서 생성한 지수 확률분포 기반의 주사용자의 무선 트래픽 모델링 산출결과를 나타내고 있다.

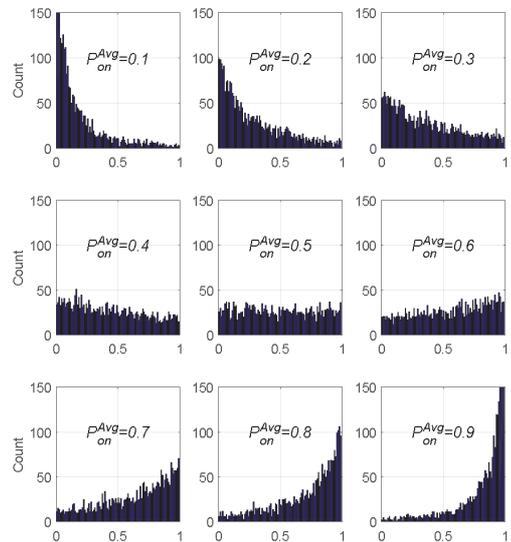


그림 10. 지수 확률분포 기반의 주사용자 트래픽 모델 생성 결과 (N=2,700 개)
Fig. 10. Results of simulation radio traffic for users based on exponential probability distribution (N=2,700 EA)

그림 10의 모의실험 결과는 P_{on}^{Avg} 값이 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 일 경우에는 채널별 주사용자의 점유상태 확률 값 P_{on}^n 이 전반적으로 작은 값을 갖는 위치에 형성되어 있음을 알 수 있다. P_{on}^{Avg} 값이 0.5 일 경우는 채널별 주사용자의 점유상태 확률 값 P_{on}^n 이 전반적으로 균등하게 좌우 대칭 형태로 분포하는 히스토그램이 생성됨을 파악할 수 있다. P_{on}^{Avg} 값이 0.6, 0.7, 0.8, 0.9일 경우에는 채널

별 주사용자의 점유상태 확률 값 P_{on}^n 이 전반적으로 큰 값을 갖는 위치에 형성되어 있음을 파악할 수 있다. 표 5는 본 논문에서 제안한 사례기반 추론 기법 기반 인지 라디오 엔진 플랫폼의 성능분석을 위한 파라미터 종류 및 설정 값을 나타내고 있다.

표 6. 모의실험 파라미터 종류 및 설정 값
Table 6. Simulation parameter

| 세부엔진 종류 | 파라미터 종류 | 설정 값 |
|---------|--|-----------------|
| 공통 파라미터 | 전체 채널 개수, N | 1,000개 |
| | 전체 시간슬롯 구간, T | 2,700슬롯 |
| | 주사용자 트래픽 모델의 채널 미점유확률 평균 값, P_{on}^{Avg} | 0.1,0.2,...,0.9 |
| | 주사용자 트래픽 모델 개수 | 9개 |
| | 트래픽 모델별 시간슬롯 구간 | 300슬롯 |

그림 11의 모의실험 결과는 주사용자 트래픽 모델의 평균 채널 점유확률을 $P_{on}^{Avg} = [0.1, 0.2, \dots, 0.9]$ 로 변화시켜가며 9개의 주사용자 트래픽 모델을 연속적으로 생성한 결과를 나타내고 있다. 주사용자 트래픽 모델별 시간슬롯 구간을 300 슬롯, 전체 시간슬롯 구간 T 를 2,700 슬롯으로 설정하였으며, 전체 채널 개수 N 을 500개로 설정하였다.

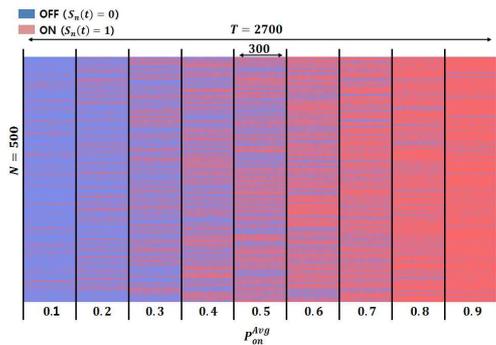


그림 11. 주사용자의 채널 점유상태 확률의 평균 값 변화에 따른 트래픽모델 생성결과

Fig. 11. Result of Traffic Model Generation according to Average Value of Channel Occupancy Probability of PU

그림 11에서 청색으로 표시된 'OFF' 상태는 주사용자가 채널을 미점유하고 있음으로 인해 인지 라디오 무전기

가 사용할 수 있는 채널을 의미한다. 적색으로 표시된 'ON' 상태는 주사용자가 채널을 점유하고 있음으로 인해 인지 라디오 무전기를 위한 가용채널 생성이 불가능함을 나타낸다. 전반적으로 주사용자의 트래픽 모델의 채널 점유확률 평균 값인 P_{on}^{Avg} 가 증가 할수록 주사용자의 점유 상태가 증가함을 파악 할 수 있다.

4.2.1 주사용자 트래픽 모델에 따른 표본화 방식 및 추론 방법에 따른 충돌 확률 비교

그림 12는 그림 11에서 생성된 주사용자 트래픽 모델 환경을 고려한 충돌확률 비교 실험 결과를 나타내고 있다. 본 모의 실험에서는 학습엔진에서 적용된 표본화 기법인 CB 및 RB, WCB, WRB와 Rank-sum, Prob-sum 추론 방법을 표본수 및 추론주기, 표본화 간격을 각각 20개와 20슬롯, 5 슬롯으로 지정하였다.

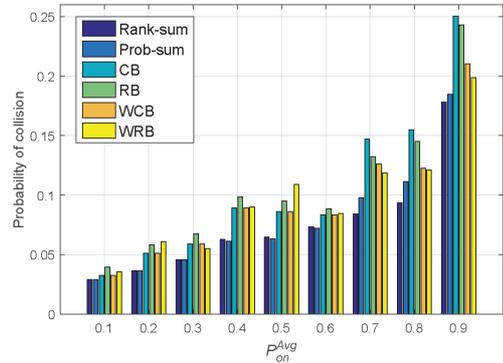


그림 12. 트래픽의 변화에 따른 표본화 방식별 충돌 확률 비교(추론 주가=20 슬롯, 표본수=20 슬롯, 표본간격=5 슬롯)

Fig. 12. Comparison of the probability of collision by number of samples (Reasoning period interval=20 slot, Number of sample=20 slot, Sample interval=5 slot)

그림 12의 모의실험 결과에서 주사용자의 트래픽 모델의 채널 점유확률 평균 값인 P_{on}^{Avg} 가 낮은 경우 채널 점유 확률이 낮은 채널들이 다수 존재하여 표본화 방식 및 추론 방식별 낮은 충돌 확률을 가지는 것을 파악 할 수 있다. 반대로 P_{on}^{Avg} 가 점차 상승할수록 주사용자 트래픽 모델에서 채널 점유 확률이 낮은 채널의 개수가 적어짐으로 인해 주사용자의 점유패턴 변화에

따른 충돌 확률이 상승하는 것을 확인 할 수 있다. 또한, 균일 표본화 방식의 경우 P_{on}^{Avg} 가 0.1, 0.2, 0.3과 같은 주사용자 트래픽 모델에서 상대적으로 낮은 충돌 확률을 가지며, 이는 간헐적인 주사용자 점유패턴의 경우 균일한 표본화 방식이 높은 후보채널 추론 신뢰도를 가짐을 의미한다. 그리고 가중치 적용 표본화 방식의 경우 P_{on}^{Avg} 가 0.7, 0.8, 0.9와 같은 주사용자 트래픽모델에서 상대적으로 낮은 충돌확률을 가지며, 이는 경우 주사용자의 이는 점유패턴이 연속적으로 나타나는 주사용자 점유패턴의 경우 최근 점유패턴에 높은 가중치를 두는 가중치 적용 표본화 방식이 높은 후보 채널 추론 신뢰도를 가짐을 의미한다.

4.4.2 동일 표본수에서 추론주기에 따른 충돌 확률 비교

그림 13의 모의 실험 결과는 표본수 및 표본화 간격을 각각 20개와 5 슬롯으로 고정하고 추론주기를 5~40슬롯으로 변화시킬 경우에 대한 충돌 확률을 나타내고 있다.

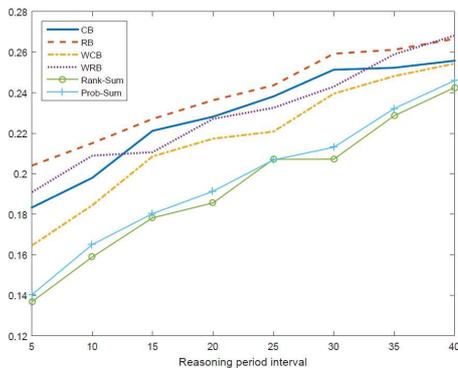


그림 13. 추론주기에 따른 충돌 확률 비교 (표본수 = 20 슬롯, 표본간격=5 슬롯)

Fig. 13. Comparison of the probability of collision by number of samples (Number of sample = 20 slot, Sample interval=5 slot)

그림 13의 모의실험 결과는 동일한 표본화 구간에서 동일한 개수의 표본가질 때, 추론 주기가 길어질수록 주사용자 충돌확률이 상승하는 것을 확인 할 수 있다. 즉, 추론엔진의 후보채널 추론 주기가 짧아지면 신뢰도 높은 정책을 수립할 수 있다는 것을 의미한다. 만

약 인지 라디오 무전기에서 요구하는 충돌 확률 기준 값을 25%로 가정 할 경우, 추론주기는 25 슬롯 이하가 되어야 함을 의미한다.

4.4.3 동일 추론주기에서 표본수에 따른 충돌 확률 비교

그림 14의 모의 실험 결과는 추론주기 및 표본화 간격을 각각 20 슬롯과 5 슬롯으로 고정하고 표본수를 5~45개로 변화시킬 경우에 대한 충돌 확률을 나타내고 있다.

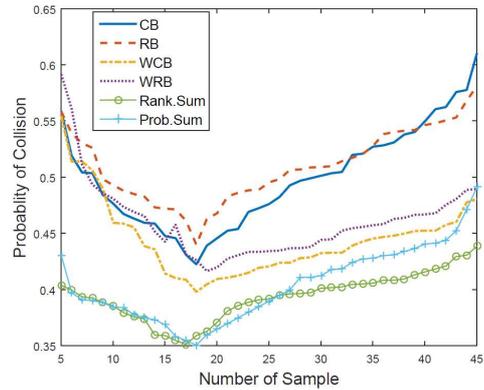


그림 14. 표본수에 따른 충돌 확률 비교 (추론주기 = 20, 표본간격=5)

Fig. 14. Comparison of the probability of collision by number of samples (Reasoning period interval= 20, Sample interval=5)

그림 14의 모의실험 결과는 동일한 추론주기에서 점유 확률 산출에 필요한 표본수를 변경 할 경우, 16~18개의 범위를 갖는 표본수에서 가장 적은 충돌확률이 발생하고 있음을 파악 할 수 있다. 또한, CB, RB와 같은 균일 표본화 방식의 경우에는 표본수가 많아질수록 충돌확률이 급격히 상승하는 것을 확인 할 수 있다. 이와는 반대로 WCB와 WRB의 경우에는 최근 주사용자의 점유패턴에 대해 더 높은 가중치를 부여하므로 표본수가 많아지더라도 후보채널 추론 성능에 큰 영향을 주지 않는 것을 확인 할 수 있다.

그림 14의 모의 실험 결과에서 알 수 있듯이 추론엔진의 후보채널 추론에 있어 설정 표본수가 매우 적거나 많은 경우에 대해서는 충돌 확률이 높게 나옴으로 인해, 추론 결과의 신뢰성이 낮다는 것을 파악 할 수 있

다. 이는 주사용자 채널 점유 상태의 급격한 변화에 대해 빠르게 대처하지 못하는 결과를 가져 올 수 있다.

5. 결론

본 논문의 모의실험에서는 학습엔진에서 주사용자의 점유확률 계산 및 가용 후보채널 탐색을 위해 적용한 CB 및 RB, WCB, WRB 표본화 기법과 Rank-sum, Prob-sum 추론 방법을 이용하여 본 논문에서 제안한 인지엔진 플랫폼의 성능지표인 고려한 충돌확률 및 충돌횟수 변화량을 파악하였다. 이를 통해 주사용자의 트래픽이 평균 50%인 실험 환경에서 약 35%의 충돌 확률을 가지는 것을 확인하였다.

향후 군 무전기의 이동성을 감안한 ‘Doppler Spread’의 영향을 비롯하여 지형적 특성을 감안한 전파감쇄 및 다중경로 영향 등 군 전술 통신망 서비스 품질에 지대한 영향을 끼칠 수 있는 환경적 요인들에 대한 분석 및 이의 적용을 통하여 인지 라디오 엔진의 성능 개선을 위한 추가연구가 필요할 것으로 판단된다.

ACKNOWLEDGMENTS

본 연구는 국방과학연구소 "전술통신 환경인식 OTM Cognitive 무선전송기술" 과제의 일환으로 수행되었습니다.(UC160007ED)

REFERENCES

- [1] Tom Meccia, *Joint Spectrum Center*, DISA(A Combat Support Agency).
- [2] 강현구, "수신 다양성을 쓰는 인지 무선통신에 알맞은 새로운 주파수 검출 기법", 한국정보전자통신기술학회 논문지 제3권 제4호, pp. 49-69, 2010.12
- [3] 전자신문, *NCW 위한 무기체계 주파수 확보 시급...합참, 주파수 연구 착수*, 2013년 6월.
- [4] 국방과학연구소, *군 통신체계 소개(발전방향 및 기술 추세)*, KRnet 2012, 2012년 6월 25일.
- [5] 전파법 제22조 제1항, 주파수 사용승인 및 무선국 개설허가의 유효기간, 2017년 7월 26일.
- [6] George F. Elmasry, "The progress of tactical radios from legacy systems to cognitive radios", *IEEE Communications Magazine*, Vol. 10, issue 10, pp. 50-56, Oct. 2013.
- [7] 조현섭, "적응형 주파수도약 시스템의 간섭신호 제거에 관한 연구", 한국정보전자통신기술학회 논문지 제10권 제5호, pp. 396-401, 2017.10
- [8] BBN Technologies, *XG Working Group*, XG Vision RFC v2.0.
- [9] Filip Perich, "Policy-based network management for NeXt generation spectrum access control", *Dyspan 2007*, pp. 17-20, Apr. 2007.
- [10] <http://grouper.ieee.org/groups/dyspan/5/>
- [11] IEEE Std 1900.5-2011, *IEEE Standard for Policy Language Requirements and System Architectures for Dynamic Spectrum Access Systems*, January 2012.
- [12] Lynn Grande, Hua Zhu, John Stine, Matthew Sherman and Mieczyslaw M. Kokar, "IEEE DySPAN 1900.5 Efforts To Support Spectrum Access Standardization," *2013 IEEE Military Communications Conference*, 2013.
- [13] John Stine, Darcy Swain-Walsh, and Matthew Sherman, "IEEE 1900.5 Enabled Whitespace Database Architecture Evolution," *Dyspan 2014*, 2014.
- [14] Warit Prawatmuang, "Sequential Cooperative Spectrum Sensing Technique in Time Varying Channel", *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 13, No. 6, pp. 3394-3405, June 2014.
- [15] Won-Yeol Lee, Ian. F. Akyildiz, "Optimal Spectrum Sensing Framework for Cognitive Radio Networks", *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 7, No. 10, pp. 3845-3857, October 2008.
- [16] João Marco C. Silva, "Computational Weight of Network Traffic Sampling Techniques", *IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)*, pp. 23-26, Sept. 2014.
- [17] Kenney, J. F. and Keeping, E. S. "Skewness." §7.10 in *Mathematics of Statistics*, Pt. 1, 3rd ed. Princeton, pp. 100-101, 1962.
- [18] Jelena Misić, "Probability Distribution of Spectral Hole Duration in Cognitive Networks", *IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*, 2014

저자약력

박재훈 (Jae-Hoon Park)

[정회원]



- 2016년 2월: 숭실대학교 정보통신 전자공학부 (공학사)
- 2018년 8월: 숭실대학교 정보통신 공학과 (공학석사)

<관심분야>

Cognitive Radio, 주파수 공동사용, FBMC

최증원 (Jeung-Won Choi)

[정회원]



- 1989년 2월: 충남대학교 계산통계학과 (이학사)
- 1993년 8월: 충남대학교 계산통계학과 (이학석사)
- 1997년 8월: 충남대학교 전산학과 (이학박사)
- 1997년 7월~현재: 국방과학연구소
- 2013년 9월~현재: 과학기술연합대학원대학교(Univ. of Science and Technology) 교수

<관심분야>

전술통신 시스템 Cognitive Radio, 위성통신 시스템, 데이터링크 시스템, 정보 융합

음수빈 (Soo-Bin Um)

[정회원]



- 2012년 2월: 한양대학교 정보통신대학 미디어통신공학과 (공학사)
- 2014년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사)
- 2014년 2월~현재: 국방과학연구소

<관심분야>

통신이론, 정보이론, 부호이론, Cognitive Radio, 전술통신 시스템, 데이터링크 시스템

이원철 (Won-Cheol Lee)

[정회원]



- 1986년 2월: 서강대학교 전자공학과 (공학사)
- 1988년 2월: 연세대학교 전자공학과 (공학석사)
- 1994년 5월: 미국 Polytechnic Institute of New York University, Electrical Engineering(공학박사)

- 1995년 9월~현재: 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수
- 2010년 1월~현재: 한국전자파학회 CR-SDR 연구회 위원장
- 2013년 1월~현재: 미래부 TV White Space 운영작업반 위원장
- 2013년 1월~현재: 한국통신학회 상임이사
- 2014년 3월~현재: 미래부 주파수 공동사용 제도개선 연구반 위원
- 2014년 3월~현재: TTA PG901 부의장 및 WG9013 의장

<관심분야>

Cognitive Radio, TV White Space, 주파수 공동사용, 간섭분석, FBMC