

プライマリの時間的通信状況を考慮した電波環境データベース構築

発表者 1431019 王 昊, 主任指導教員: 藤井 威生 教授, 指導教員: 山尾 泰 教授
先端ワイヤレス・コミュニケーション研究センター 藤井研究室

1 はじめに

コグニティブ無線 [1] を用いた周波数共有において, 周波数の二次利用者 (SU: Secondary User) は既存の周波数割り当てユーザ (PU: Primary User) への干渉を回避する必要がある. その中で自身の通信品質を確保するためには, 正確な電波環境推定技術が重要である. 現在, 実用的な電波環境推定技術として電波環境データに注目を集めている. SU はデータベースに予め保存される PU からの受信電力値に関する空間的な分布といった情報分布といった情報を取得することにより電波環境認識を行う. これまで車載無線機やスマートフォンといった移動端末が観測した膨大な電波環境情報から各位置における周波数の利用状況を高精度に構築される電波環境データベースが提案されている [2]. テレビ帯域を対象とした実証実験により, 従来の距離減衰モデルに基づく手法と比較して PU の平均受信電力値の空間的な分布を精度良く推定できることを明らかにされている. しかし, これまでは PU の通信状態の ON/OFF の状態遷移を考慮せずに観測値を一意的に平均化していた. そのため, 無線 LAN のように観測期間内に状態遷移する可能性のあるシステムについては, 最終的な平均結果と ON 状態の平均受信電力値に差が生じる恐れがあった. そこで本研究では, 観測期間内に PU の時間的通信状態が遷移する場合の電波環境データベースの構築について検討を行う. 1 回の観測期間内での受信電力に関する分布変化を検出することにより, PU の通信状態の遷移点を検出するアルゴリズムを提案する. 検出した遷移点を用いて, 通信を行なっている状態のみの受信電力値の取り出しが可能となり, PU が通信を行なっている状態での平均受信信号電力値を精度良く推定できる.

2 システムモデル

図 1 に本研究で想定するシステムモデルの概要を示す. 本研究では, ON と OFF 遷移する PU が 1 台のみ遷移する環境において観測センサ 1 台が観測を行うこととする. 観測センサは観測期間内に T サンプルを取得する. PU の時間的通信状態が遷移するため, 観測センサが取得したサンプル $y[i]$ は式 (1) のようになる.

$$y[i] = \begin{cases} w[i], & n = 1, \dots, \tau_1 - 1 \\ x[i] + w[i], & n = \tau_1, \dots, \tau_2 - 1 \\ w[i], & n = \tau_2, \dots, T \end{cases} \quad (1)$$

ここで, τ_1 と τ_2 はそれぞれ OFF から ON の遷移点 (立ち上がり点) と ON から OFF の遷移点 (立ち下がり点) である. また, $x[i]$ は PU の送信信号で, $w[i]$ は平均 0, 分散 σ^2 の加法的白色ガウス雑音 (AWGN: Additive White Gaussian Noise) である. 次に, P は観測センサにおける受信電力値とする時, PU が ON と OFF の時のサンプル値はそれぞれ平均 0, 分散 σ^2 と $\sigma^2 + P$ の正規分布に従うことを仮定し, 確率密度関数 (PDF: Probability Density Function) は式 (2)

$$\begin{cases} f_0(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \\ f_1(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(\sigma^2+P)}} \exp\left(-\frac{t^2}{2(\sigma^2+P)}\right) \end{cases} \quad (2)$$

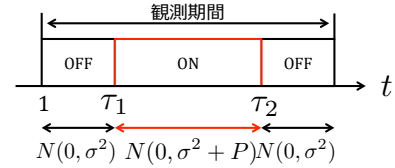


図 1 システムモデル

3 遷移点検出法

取得した遷移点込みの全サンプルを一意的に平均化を行う場合, 真の電力値と差分が生じる問題がある. これに対し, OFF から ON または ON から OFF に一回しか遷移しない場合の遷移点検出法が検討されていた [3]. 本研究では ON と OFF の遷移が複数ある環境を想定した遷移点検出法を提案する. 提案手法では雑音の分散 σ^2 が既知で, 受信電力値 P がそれぞれ既知と未知の場合の CUSUM(cumulative sum) と GLR(Generalized Likelihood Ratio) アルゴリズムを用いて遷移点を検出する. 分布が既知であるため, ON の PDF 対 OFF の PDF の対数尤度比 $l_1(y[i])$ を式 (3) で定義する.

$$\begin{aligned} l_1(y[i]) &= \ln \left\{ \frac{f_1(y[i])}{f_0(y[i])} \right\} \\ &= \frac{Py^2[i]}{2(P+\sigma^2)\sigma^2} + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{\sigma^2}{P+\sigma^2} \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

OFF と ON のみのサンプル値の平均対数尤度比をそれぞれ計算すると, 以下の式 (4) と (5) になる.

$$E_{f_0} \{l_1(y[i])\} = \int f_0(y) \ln \left\{ \frac{f_1(y)}{f_0(y)} \right\} dy = D(f_0 \| f_1) \leq 0 \quad (4)$$

$$E_{f_1} \{l_1(y[i])\} = \int f_1(y) \ln \left\{ \frac{f_1(y)}{f_0(y)} \right\} dy = D(f_1 \| f_0) \geq 0 \quad (5)$$

ここで, $D(f_0 \| f_1)$ と $D(f_1 \| f_0)$ は f_0 が f_1 と f_1 が f_0 に対するカルバック・ライブラー情報量である. 式 (4) と (5) からみると, OFF の時のサンプルの対数尤度比は負であり, ON の場合は正である. 同様に計算すると, OFF の PDF 対 ON の PDF の対数尤度比 $l_0(y[i])$ は ON の時のサンプルの対数尤度比は負であり, OFF の場合は正である.

3.1 CUSUM アルゴリズム (σ^2 既知, P 既知)

式 (4)(5) の性質を利用すると, 対数尤度比の累積和が最大となるように式 (6) を遷移点の判定式として定義する.

$$g_t = \max_{k \leq t} \left\{ \sum_{i=1}^t l(y[i]) - \sum_{i=1}^k l(y[i]) \right\} = \max_{k \leq t} \sum_{i=k+1}^t l(y[i]) \quad (6)$$

ある閾値 h より大きい場合, 分布の変化いわば PU の状態遷移発生として検出する. また P は既知であるため, g_t を以下式 (7) のように再帰的な計算が可能である.

$$g_{t+1} = \{g_t + l(y[t+1]), 0\}^+ \quad (7)$$

3.2 GLR アルゴリズム (σ^2 既知, P 未知)

P が常に既知ではないため, ここで P は $[P_{\min}, P_{\max}]$ にあるとして仮定し, g_t の計算は式 (9) に従う.

$$g_t = \max_{k \leq t} \sum_{i=k+1}^t l(y[i]) = \ln \left\{ \prod_{i=k+1}^t \frac{f_{1,P}(y[i])}{f_0(y[i])} \right\} \quad (8)$$

$$= \max_{k \leq t} \sum_{i=k+1}^t \left\{ \frac{Py^2[i]}{2(P + \sigma^2)\sigma^2} + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{\sigma^2}{P + \sigma^2} \right\} \right\} \quad (9)$$

また、再帰的に計算するが不可能であるため、以下の式 (10) として $f(P)$ を定義する。

$$f(P) = \frac{P}{2(P + \sigma^2)\sigma^2} \hat{y} + (t - k) \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{\sigma^2}{P + \sigma^2} \right\} \quad (10)$$

ここで、 $\hat{y} = \sum_{i=k+1}^t y^2[i]$ である。次に、範囲 $[P_{\min}, P_{\max}]$ 内に $F(P)$ が最大となる P を以下の式 (11) によって決定する。

$$P^* = \begin{cases} P_{\max}, & (t - k) \leq \frac{\hat{y}}{P_{\max} + \sigma^2}, \\ \frac{\hat{y}}{t - k} - \sigma^2, & \frac{\hat{y}}{P_{\max} + \sigma^2} \leq (t - k) \leq \frac{\hat{y}}{P_{\min} + \sigma^2}, \\ P_{\min}, & (t - k) \geq \frac{\hat{y}}{P_{\min} + \sigma^2}. \end{cases} \quad (11)$$

式 (11) によって得られた P^* より式 (9) に従い、 g_t を計算することが可能である。

3.3 遷移点検出手順

次に、提案手法における OFF から ON の遷移点 (立ち上がり点) の検出手順を以下の通りに示す。

- 各サンプルの対数尤度比 $l_1(y[i])$ を計算する。
- CUSUM と GLR アルゴリズムにおける g_t の計算をそれぞれ式 (6) と式 (9) に従う。
- $\min \{t : g_t \leq h\}$ を満たす t_a を遷移点として検出する。

また、ON から OFF の遷移点 (立ち下がり点) も同様な手順を踏まえることで立ち下がり点を検出する。最後に、観測センサは検出した遷移に基づいて ON のみの区間の電力値を抽出し、データベースに報告する。

4 シミュレーション評価

提案手法の有効性を示すために、計算機シミュレーションを行った。シミュレーション諸元を表 1 に示す。図 2 は信号対雑音比 (SNR: Signal-to-Noise Ratio) を変化させた時の立ち上がり点と立ち下がり点の検出特性である。低 SNR 領域では検出した遷移点にはばらつきはある一方、高 SNR 領域ではほぼ正確に検出可能であることがわかる。また、図 3 は SNR を変化させた時 ON 区間を抽出した電力値 P_{ON} と真の電力値 P との差分 P_{diff} の特性を示す。ここで、 P_{diff} は式 (12) によって与える。

$$P_{\text{diff}} = P - P_{\text{ON}} \quad (12)$$

また、従来手法として PU の通信状態の遷移を考慮せず、全サンプルを一意的に平均化を行なった場合の特性を示す。提案手法を用いることで、低 SNR 領域では従来手法と比較し約 0.5dB、高 SNR 領域では約 1.3dB の低減が実現できる。

5 まとめ

高精度な電波環境データベース構築に向け、PU の通信状態の時間的な変化を考慮した遷移点検出法を検討した。シミュレーション評価により、提案手法を用いることで、センシング期間内に通信状態の遷移が生じる環境においても受信信号電力を精度よく推定できることを確認した。今後の予定としては、GLR アルゴリズムにおいては P はある固定の範囲 $[P_{\min}, P_{\max}]$ で遷移点検出を行った

表 1 シミュレーション諸元

sn	0 ~ 20[dB]
$[P_{\min}, P_{\max}]$	$[P/2, 2P]$
σ^2	1
サンプル数	2048
遷移パターン	OFF → ON → OFF
立ち上がり点	512th sample
立ち下がり点	1536th sample
試行回数	10,000

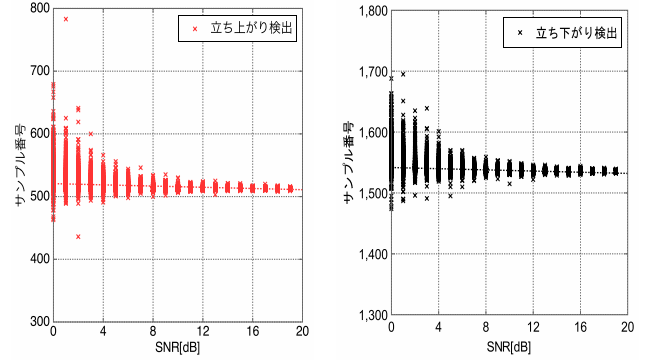


図 2 遷移点の検出特性

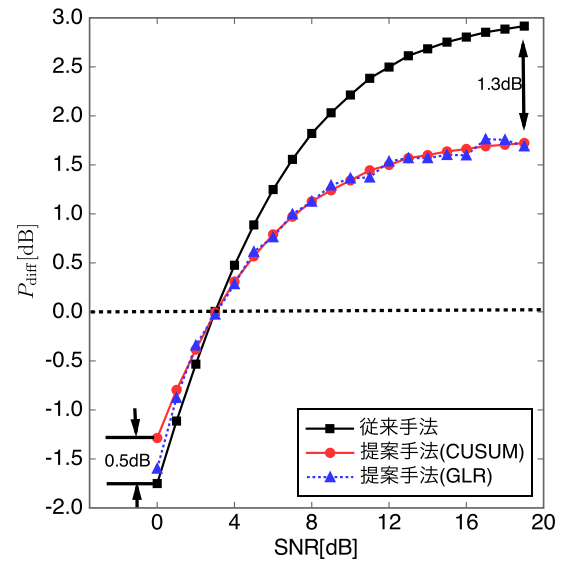


図 3 真の電力値との差分

が、フェージングやシャドウイングといった電波環境の変化に応じて範囲を適応的に変化することにより検出性能の向上の考慮が必要である。

参考文献

- [1] S. Haykin, "Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications," *IEEE J. Selected Areas Commun.*, vol. 23, no. 2, pp. 201 - 220, Feb. 2005.
- [2] H. Rajib, K. Inage, M. Ohta, and T. Fujii, "Measurement based radio environment database using spectrum sensing in cognitive radio," *Proc. IEEE iCOST*, Oct. 2011.
- [3] L. Lai, Y. Fan, and H. V. Poor, "Quickest Detection in Cognitive Radio: A Sequential Change Detection Framework," *Proc. IEEE Globecom*, Dec. 2008.

発表実績

- [A] 王昊, 中川流佑, 北村優行, 藤井威生, "重み付け協調センシングを用いた無線環境データベースによる状態遷移検出法," 信学総大, B-17-19, March 2014.
- [B] H. Wang, T. Fujii, "Transition detection with Spectrum Database Using Weighted Cooperative Sensing," *Proc. IEEE ICUFN*, July. 2014.
- [C] 王昊, 藤井威生, "重み付け協調センシングおよび電波環境データベースを用いたプライマリユーザの状態遷移検出法の一検討," 信学技報 SR2015-1, May 2015.

他、共著 2 件 (内査読付き国際会議 1 件)、計 5 件。