

1 はじめに

電磁波発生源の推定には、局所的に発生した異常電磁波をいかに正確に観測した電磁波データから取り出すかが重要となる。そこで局所的に発生する異常電磁波データをより正確に取り出すため、独立成分分析を用いた大域雑音除去を試みる。

2 ELF 帯観測電磁波観測の概要

各観測点では東西、南北、垂直方向の磁界成分の観測を行っており、観測電磁波データは周期 6 秒でサンプリングされ、そのサンプル値はその 6 秒間の観測強度の平均値である。また強度単位は pT/\sqrt{Hz} で表される量である。

観測電磁波データは様々な成分からなり、その中でも大域雑音信号はどの観測点でも同傾向で観測される電磁波で、データ成分の大部分を占め、電離層の日変動の影響で日中低く夜間高いレベルで観測される。

3 独立成分分析

独立成分分析 (Independent Component Analysis, 以下 ICA) は複数の独立な信号源の発する信号が線形混合された状況において、個々の信号の独立性のみを手がかりとして源信号を復元する手法である。

3.1 ICA 問題の定式化

まず図 1 のように独立な信号を発生する源信号が m 個あったとする。これらをそれぞれ s_1, s_2, \dots, s_m とし、式 (1), (2) のベクトルで表す。ここで t は時刻、 T は転置を表す。また $s(t)$ の各成分の平均値は 0 であるとする。これらの信号が線形に混ざってしまったものが n ヶ所のセンサーから観測されたものとして、観測値を x_1, x_2, \dots, x_n とし、これらを次のベクトルで表す。本稿では $m = n$ として考えると、 $x(t)$ は式 (3) のように源信号 $s(t)$ を正則な線形作用素 A により変換したものであると仮定する。ICA とは、 $s(t)$ の確率分布と A に関する情報を持たずに、図 1 のように観測信号 $x(t)$ のみを用いて式 (4) で定まる復元信号 $y(t)$ を求める手法となる。ICA では W をいかに求めるかをめぐり様々なアルゴリズムが提案されている。

$$s(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_m(t))^T \quad (1)$$

$$x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T \quad (2)$$

$$x(t) = A s(t) \quad (3)$$

$$y(t) = W x(t) \quad (4)$$

3.2 ICA における前処理

3.2.1 ゼロ平均の処理 ICA では源信号 s の各成分の平均が 0 であることを仮定している。つまり観測信号 x の各成分の平均も 0 にならなければならない。そこで観測信号の平均が 0 でなかった場合、 $x - E[x]$ を新たに観測信号 \tilde{x} とみなし解析を行う。

3.2.2 白色化 白色化とは観測信号を線形に変換し、互いにその成分に相関が無く、分散が 1、つまり共分散行列が単位行列 I と等しくなるベクトル $\tilde{x}(t)$ を求めることである。白色化された信号は、 E を $E\{x(t)x(t)^T\}$ の固有ベクトルの直交行列、 D をその固有値の対角行列 $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$ とする時

$$\tilde{x}(t) = D^{-1/2} E^T x(t) \quad (5)$$

より与えられる。

3.3 FastICA アルゴリズム

本稿では ICA アルゴリズムの中でも信号推定において精度が良く、非常に計算が速い手法である FastICA を採用している。FastICA は固定点繰返し法に基づいている。

今、白色化を行った信号を $\tilde{x}(t)$ とする。 n 個の独立成分を推定しようとする時、独立成分を推定するための推定行列 W の列ベクトルを w_i とすると次のアルゴリズムによってすべての独立成分を抽出できる。

1. ノルム 1 のベクトル $w_i(0)$ を選び、 $k=1$ と置く。
2. $w_i(k) = E\{\tilde{x}(t)(w_i(k-1)^T \tilde{x}(t))^3\} - 3w_i(k-1)$ 。
3. $w_i(k) = w_i(k) - B B^T w_i(k)$ $w_i(k) = w_i(k) / \|w_i(k)\|$
4. $|w_i(k)^T w_i(k-1)| = 1$ になっていなければ $k=k+1$ として 2. に戻る。

ここで、 $B = [w_1, \dots, w_i, 0, \dots, 0] (1 \leq i \leq n)$ は過去に推定した w を記憶する n 行 n 列の行列である。

4 ICA による電磁波の大域雑音除去

観測電磁波データには大域雑音が含まれ、電磁波発生源推定に用いるためには局所的な異常電磁波を抽出する必要がある。そこで 3 節の手法を用い、観測電磁波データから大域雑音成分の除去を行う。

電磁波放射の対象として、2000 年 11 月 2 日 12:00 ~ 13:00 に発生した雷雲を使用する。図 2 は同時間帯のレーダー観測による雷情報である。観測地点は図 3 の 9 点とする。観測データ例として、同日の長野上松の東西方向の磁界強度を図 4 に示す。2000 年 11 月 2 日の 1 日分の各地の観測データ $x_1(t) \sim x_9(t)$ に対し ICA を適用する。分離結果の一部を図 5 ~ 図 6 に示す。独立成分 $y_1(t) \sim y_9(t)$ を比較した際、図 6 の独立成分 $y_9(t)$ は、夜間に強く、昼間弱いという特性から赤道付近の熱雷に起因する大域雑音成分と推定できる。これの成分を各地の観測データから除去して局所成分の抽出を行う。

一般に、ICA で分離された信号には大きさの任意性が残る。そこで各観測信号 $x_i(t)$ から図 6 の大域雑音信号 $y_9(t)$ の α_i 倍を差し引く。つまり、 $x_i(t) - \alpha_i y_9(t)$ を各地点において局所的に発生する電磁波データとし、これと大域雑音成分 $y_9(t)$ との相関が 0 になるように式 (6) によって α_i を求める。

$$\alpha_i = \sum x_i(t)y_9(t) / \sum y_9(t)^2 \quad (6)$$

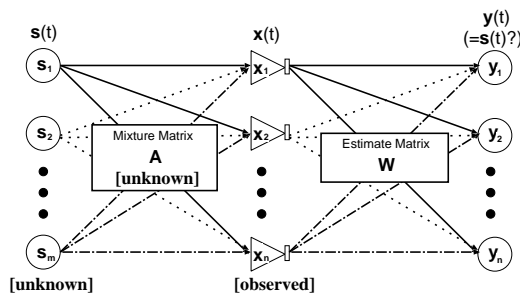


図 1: ICA モデル図

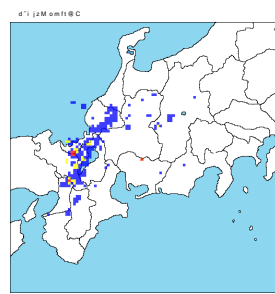


図 2: 雷雲分布

(2000/11/02 12:33)

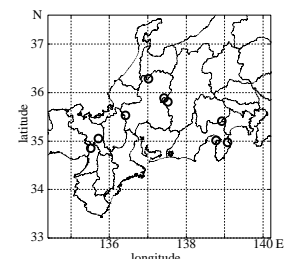


図 3: 使用する観測地点

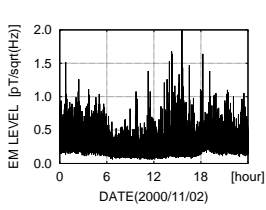


図 4: 観測信号 長野上松 2000/11/02[東西磁界]

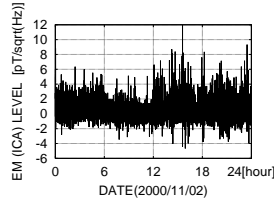


図 5: 独立成分 y_8 2000/11/02[東西磁界]

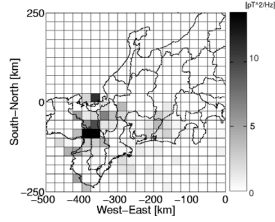


図 8: 2000 年 11 月 2 日 12 時-13 時の推定データ

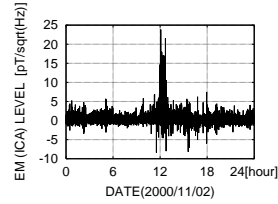


図 9: 独立成分 y_9 [2000 年 11 月 2 日 東西磁界]

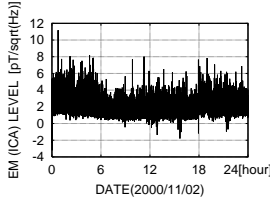


図 6: 独立成分 y_9 2000/11/02[東西磁界]

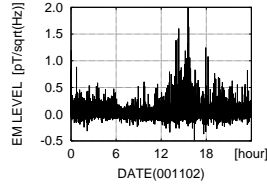


図 7: 局所成分 長野上松 2000/11/02[東西磁界]

このように大域雑音成分を差し引いた局所成分の例を図 7 に示す。

5 異常電磁波発生源推定方法

手法で得られた東西および南北方向の局所磁界強度データの二乗和を各観測点での電磁波エネルギー密度とみなし、電磁波発生源推定を行う。

発生源 $O(x_0, y_0)$ から単位距離の地点でのエネルギー密度 A_0 に対し、発生源から離れた観測点 $P_i(x_i, y_i)$ のエネルギー密度の理論値 A_i は式 (7) にしたがって発生源からの距離 R_i の 2 乗に反比例して減衰すると仮定する。実際に P_i で観測された電磁波エネルギー密度を \tilde{A}_i とする。 A_i と \tilde{A}_i との誤差は発生源位置の推定誤差に対応する。そこで式 (8) のように A_i と \tilde{A}_i との差の二乗和を誤差関数 f とし、式 (9) のように f を最小とする点 (x_0, y_0) を電磁波発生源と推定する。 A_0 は式 (9) より算出可能であるが、 (x_0, y_0) を解析的に求めるのは困難であるため、地図上を格子に分割し、式 (8) が最小となる格子点を探索し、更にその格子点付近をより細かい格子に分割し探索を繰り返す、絞り込み法により放射源の推定を行う。

$$A_i = \frac{A_0}{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2} = \frac{A_0}{R_i^2} \quad (7)$$

$$f(x_0, y_0, A_0) = \sum_i (\tilde{A}_i - A_i)^2 \quad (8)$$

$$\left. \frac{\partial f}{\partial x_0} \right|_{x=x_0} = \left. \frac{\partial f}{\partial y_0} \right|_{y=y_0} = \left. \frac{\partial f}{\partial A_0} \right|_{A=A_0} = 0 \quad (9)$$

5.1 雷雲による電磁波発生源の推定

以上の大域雑音除去と発生源推定を用い、雷雲分布との比較を行う。大域雑音除去結果のうち、2000 年 11 月 2 日、12 時から 13 時の 1 時間についての発生源推定を行った。推定結果を図 8 に示す。推定した電磁波発生源位置とそのエネルギーを図 2 と図 8 で比較した場合、多少のずれはあるものの、雷雲による電磁波の発生源位置を推定できていると判断できる。

6 ICA における分離の際の問題点

観測される電磁波データは常に正の値をとるため、分離される信号もすべて正の値であることが期待される。しかし、FastICA での分離においては信号分離の際に正、負両方の信号が混じってしまうという問題が残る。その影響により、局所電磁波データにも負値が現れてしまったが、負値になることはあり得ない。よって推定が正確ではなく、分離も正しく行われていないと考えられる。

6.1 Non-Negative ICA アルゴリズム

この Non-Negative ICA のアルゴリズムは Erkki Oja, Mark Plumbley らにより提案されている。ここでは源信号 $s(t)$ の要素がすべて 0 以上であることを仮定している。

6.1.1 白色化 Non-Negative ICA においても白色化の作業を行う。しかし、Non-Negative ICA では通常の ICA の手法、つまり 3.3 節で説明した FastICA での白色化とは違い、データの平均を差し引いてしまうと源信号の非負性についての情報を失ってしまうため、平均値は差し引かないことに注意する。

6.1.2 更新規則 Non-Negative ICA では、式 (10) のコスト関数 e を 0 に近付けるように推定信号 y を決める。ただし、白色化された観測信号を \hat{x} とし、また g は式 (11) で表される非線形関数である。このコスト関数を最小化するために式 (12) のオンライン更新を行う。ここで η は学習係数である。この更新式では非線形関数を用いて推定信号の要素を 0 以上にしながら W を更新していくことにより式 (10) の誤差関数を最小化できる。

$$e = E \|\hat{x} - W^T g(W \hat{x})\|^2 \quad (10)$$

$$g(y_i) = g_+(y_i) = \max(0, y_i) \quad (11)$$

$$\Delta W = \eta g_+(y) (\hat{x} - W^T g_+(y))^T \quad (12)$$

6.2 Non-Negative ICA による観測データの分離

分離する日時は FastICA の際と同様 2000 年 11 月 2 日の 1 日分を用い、観測点は 9 点とする。また学習係数 η を 10^{-5} に設定し、学習の終了条件を式 (10) の評価関数が一定になるまで繰り返して推定行列 W を求めた。ここで、評価関数が一定とは更新する ΔW の要素がほぼ 0 に近づくまでとする。本手法では要素が 10^{-3} よりも小さくなった時に学習を終了する。Non-Negative ICA での分離結果例を図 9 に示す。

6.3 考察

分離結果を見ると分離時にやはり正と負の値が混在してしまう。原因として考えられるのがまず分離数である。観測日には雷雲によるものや夜間にも何らかの影響による異常な電磁波が観測電磁波データからも数多くみられ、実際には 9 つ以上の要因による電磁波が発生していたため正、負の値が混在してしまったのではないかと考えられる。したがって、観測日によって分離数をいくつにすれば適切なのかを考える必要がある。また、近い観測点を選んでも相関が強く出てしまい、うまく分離できない可能性が出てくるため、できるだけ離れた観測点を選ぶ必要がある。

7 まとめ

本研究では独立成分分析を用いて観測される電磁波に含まれる大域雑音成分を除去し、局所的に発生する異常電磁波の抽出を行った。今後の課題としては分離の際における分離数の考察や、観測点の選び方による分離結果の違いの検討等があげられる。

参考文献

[1] N.Kodera, I.Takumi, M.Hata, and H.Yasukawa, International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'03), LE01.04, 2003.