

首都大学東京審査 博士学位論文

自然災害検知のための地球磁場変動の  
高解像観測と高精度推定に関する研究

2019年(平成31年)3月

システムデザイン研究科  
情報通信システム学域

香取 勇太

# 目次

<b>第1章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
1.1	本研究の背景	1
1.2	本研究の目的	4
1.2.1	瞬時性の高い地震検知	5
1.2.2	津波検知技術	8
1.2.3	地磁気信号推定技術	9
1.3	本論文の構成	10
<b>第2章</b>	<b>地磁気観測</b>	<b>11</b>
2.1	序言	11
2.2	地磁気観測点	12
2.2.1	気象庁地磁気観測点	12
2.2.2	いわき地磁気観測点	14
2.3	HTS-SQUID 磁力計	16
2.4	地磁気連続観測システム	18
<b>第3章</b>	<b>システム評価と観測結果</b>	<b>21</b>
3.1	序言	21
3.1.1	評価モデル	22
3.1.2	評価方法：平均絶対偏差	23
3.2	HTS-SQUID 磁力計1号機	24
3.2.1	HTS-SQUID 磁力計1号機での地磁気観測結果	24
3.2.2	HTS-SQUID 磁力計1号機の評価	29
3.3	HTS-SQUID 磁力計2号機	37
3.3.1	HTS-SQUID 磁力計2号機での地磁気観測結果	37
3.3.2	HTS-SQUID 磁力計2号機の評価	39
3.4	地磁気異常信号の観測結果	41

3.5	結言	45
<b>第4章</b>	<b>高精度地磁気推定</b>	<b>46</b>
4.1	序言	46
4.2	地磁気異常検知と地磁気推定	47
4.2.1	地磁気異常検知方法	47
4.2.2	地磁気推定における想定モデル	48
4.3	地磁気推定に利用する技術	49
4.3.1	ニューラルネットワーク	49
4.3.2	Autodecoder	50
4.3.3	Stacked-Autoencoder	53
4.4	地磁気推定ニューラルネットワークモデル	54
4.4.1	概要	54
4.4.2	(1)-Encoder 層	56
4.4.3	(2)-特徴ベクトル変換層	58
4.4.4	(3)-Decoder 層	59
4.4.5	実際に構築したニューラルネットワークモデル	61
4.5	学習方法	63
4.5.1	最適化方法	63
4.5.2	評価関数	65
4.5.3	学習データセット	66
4.5.4	ミニバッチ学習	68
4.6	地磁気推定結果	69
4.6.1	比較地磁気推定方法:3層ニューラルネットワーク	69
4.6.2	比較地磁気推定手法方法:伝達関数による推定	74
4.6.3	K-index が3の時の地磁気推定結果	75
4.6.4	K-index が1の時の地磁気推定結果	100
4.6.5	定量評価方法	125
4.6.6	地磁気推定結果に関する定量的評価	126
4.7	結言	132
<b>第5章</b>	<b>結論</b>	<b>134</b>
5.1	HTS-SQUID 磁力計を用いた高解像度観測	134
5.2	Autoencoder を応用した高精度地磁気推定	136

5.3 高解像度磁力計と高精度地磁気推定 . . . . .	137
謝辞	138
参考文献	139
本研究に関する研究業績	143



# 目 次

1.1	地磁気を利用した地震検知システムのイメージ図	6
2.1	地磁気観測拠点	13
2.2	いわき地磁気観測点の位置	15
2.3	HTS-SQUID 磁力計 (1号機) の外装	17
2.4	いわき地磁気観測システムの構成	19
2.5	いわき地磁気観測システムの上空写真	20
3.1	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1号機とフラックスゲート磁力計の $x$ 軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 00:00–24:00(UTC)	25
3.2	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1号機とフラックスゲート磁力計の $y$ 軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 00:00–24:00(UTC)	25
3.3	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1号機とフラックスゲート磁力計の $z$ 軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 00:00–24:00(UTC)	26
3.4	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1号機とフラックスゲート磁力計の $x$ 軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 18:00–19:00(UTC)	27
3.5	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1号機とフラックスゲート磁力計の $y$ 軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 18:00–19:00(UTC)	27
3.6	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1号機とフラックスゲート磁力計の $z$ 軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 18:00–19:00(UTC)	28
3.7	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 (10Hz リサンプリング) とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における $x$ 軸方向の地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価	30
3.8	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 (10Hz リサンプリング) とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における $y$ 軸方向地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価	30

3.9	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 (10Hz リサンプリング) とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における $z$ 軸方向地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価 . . . . .	31
3.10	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 (10Hz リサンプリング) 1号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) の平均値 . . . . .	32
3.11	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における $x$ 軸方向の地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価 . . . . .	34
3.12	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における $y$ 軸方向地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価 . . . . .	34
3.13	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における $z$ 軸方向地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価 . . . . .	35
3.14	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) の平均値 . . . . .	36
3.15	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 2 号機, 1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果:2016/06/03 00:00–24:00(UTC) . . . . .	38
3.16	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 2 号機, 1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果:2016/06/03 18:00–19:00(UTC) . . . . .	38
3.17	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 2 号機, 1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果における平均絶対誤差 ( $MAD$ ) による評価 . . . . .	39
3.18	いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 2 号機, 1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果における平均絶対誤差 ( $MAD$ ) の平均値 . . . . .	40
3.19	いわき観測点で観測された 2013 年 9 月 19 日 17 時 25 分 (UTC) に発生した M5.9 地震といわき観測点 (IWK) を示した周辺地図 . . . . .	42
3.20	いわき観測点で観測された地磁気異常信号 (3 軸方向) . . . . .	43
3.21	いわき観測点で観測された地磁気異常信号 . . . . .	44
4.1	地磁気推定を利用した地磁気異常検知をする方法 . . . . .	47
4.2	Autoencoder モデル . . . . .	50
4.3	Stacked-Autoencoder モデル . . . . .	53

4.4	地磁気推定ニューラルネットワークモデル	55
4.5	地磁気推定ニューラルネットワークモデル:Encoder 層	57
4.6	地磁気推定ニューラルネットワークモデル:特徴ベクトル変換層	58
4.7	Autoencoder モデルにおける Decoder 部分	60
4.8	地磁気推定ニューラルネットワークモデル:Decoder 層	60
4.9	地磁気推定ニューラルネットワークモデル	62
4.10	データセット作成に利用した観測データの地磁気観測点	67
4.11	比較対象の3層ニューラルネットワークモデル	69
4.12	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:a,b)	76
4.13	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:c,d)	77
4.14	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:e,f)	78
4.15	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:g,h)	79
4.16	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:i,j)	80
4.17	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:k,l)	81
4.18	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:m,n)	82
4.19	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:o,p)	83
4.20	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:q,r)	84
4.21	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:s,t)	85
4.22	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:u,v)	86
4.23	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:w,x)	87
4.24	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:a,b)	88
4.25	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:c,d)	89
4.26	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:e,f)	90
4.27	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:g,h)	91
4.28	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:i,j)	92
4.29	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:k,l)	93
4.30	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:m,n)	94
4.31	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:o,p)	95
4.32	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:q,r)	96
4.33	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:s,t)	97
4.34	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:u,v)	98
4.35	地磁気推定結果(2016年3月7日4分間の範囲:w,x)	99
4.36	地磁気推定結果(2016年3月7日1時間の範囲:a,b)	101

4.37	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:c,d)	102
4.38	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:e,f)	103
4.39	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:g,h)	104
4.40	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:i,j)	105
4.41	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:k,l)	106
4.42	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:m,n)	107
4.43	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:o,p)	108
4.44	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:q,r)	109
4.45	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:s,t)	110
4.46	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:u,v)	111
4.47	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:w,x)	112
4.48	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:a,b)	113
4.49	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:c,d)	114
4.50	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:e,f)	115
4.51	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:g,h)	116
4.52	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:i,j)	117
4.53	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:k,l)	118
4.54	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:m,n)	119
4.55	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:o,p)	120
4.56	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:q,r)	121
4.57	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:s,t)	122
4.58	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:u,v)	123
4.59	地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:w,x)	124
4.60	平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 3 観測点の入力を用いた推定	129
4.61	平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 2 観測点を入力とした推定	130
4.62	平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 1 観測点を入力とした推定	131

## 表 目 次

2.1	本論文において取り上げる観測システムにおけるセンサー類 . . . . .	18
3.1	標準絶対偏差によるフラックスゲート磁力計, HTS-SQUID 磁力計 (10Hz サンプリング)1号機の評価結果 . . . . .	29
3.2	標準絶対偏差によるフラックスゲート磁力計, HTS-SQUID 磁力計 1号機 の評価結果 . . . . .	33
3.3	標準絶対偏差によるフラックスゲート磁力計, HTS-SQUID 磁力計 1号機, HTS-SQUID 磁力計 2号機の評価結果 . . . . .	40
4.1	平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 3 観測点の入力を用いた推定 . .	129
4.2	平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 2 観測点の入力を用いた推定 . .	130
4.3	平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 1 観測点の入力を用いた推定 . .	131

# 第1章 序論

## 1.1 本研究の背景

### 近年の自然災害技術

昨今の日本国の地震検知技術という側面において、地震現象における地表面の揺れそのものを検出する方法を用いて地震現象の発生を検知している。地震が地中を伝播する速度は媒質によって変化するので特定は難しいが、一般には 10 km/s より遅いという事実がある。このことから、現在運用されている技術を利用して、震源部分での動きをリアルタイムに検出するのは難しく、地震が実際に発生して断層運動が行われてから、地震発生を知るまでには少なからず数秒の時間がかかってしまうという問題がある。

### 地震現象に伴う電磁界現象

ところで、地震現象は一般にプレートテクトニクスと呼ばれる理論で説明がされている、地球地表面の運動によって応力の蓄積と解放が常時行われることが要因とされている。

つまり、地震現象とは地表面の運動によって蓄積された応力が解放されることで生じる震源付近の運動が地震波という形で、地表面まで伝達する現象であるので、地震現象に伴って震源とされる付近の岩石の応力変化を伴うものである。

地震発生に伴って生じる電磁界現象に関しては古くから報告されており、地中内での岩石間に生じている、応力が変化することで岩石の帯びる磁場が変化するピエゾ磁気効果と呼ばれる現象電磁気現象によって説明されている。[1],[2]。また、地震発生時において地震発生前と地震発生後における、岩石の応力変化により磁場の変化が生じることが確認されている [3]~[11]。

### 地震断層運動に伴う地磁気異常信号

一方、我々の研究グループでは、地震活動をより早く知ることを目的とした技術を開発するために、連続電磁界観測を行っていた。日本時間において、2008年6月14日午前

8時に発生した M7.2 であり大規模な地震であった背景から、岩手・宮城内陸地震と命名された地震における電磁界観測に成功した。

岩手・宮城内陸地震においては、電磁場の時刻同期された連続観測により、この現象が確認された [12], [13]。観測された電磁場の変化が発生した地震による地震波が観測点に到達するまでの前後関係を示すことを目的として、加速度計と同期を行った上での地磁気観測が行われていた。気象庁の発表する地震発生時刻から、地震波が到達し加速度計の値が動き出すまでの数秒間における変化で、特に、 $z$ 軸方向の地磁気観測値が、地震発生時刻からゆっくりと変化するような地磁気信号を得たという観測結果であった。

この結果で得られている地磁気信号の変化は前述の piezomagnetic 効果起源の信号であると考えられる。piezomagnetic 効果起源の信号であれば、信号の変化は微小なものであるということが想定されるが、この観測結果において得られている地磁気信号の変化した大きさは 300 pT 程度であり、地磁気の日変化が数 10 nT のオーダーで変化する事実から比較すると、微小な変化である。地震現象に伴う地磁気信号の変化の観測結果 [12], [13] という事実から、地震現象を地磁気信号の異常信号とも呼べる信号から地震検知をすることができる可能性を秘めていることがわかる。

## 津波発生時の異常信号

ところで、地磁気異常信号を検出するというだけで、地震だけでなく津波の検出も行うことが可能となる。津波発生時、海上の水面の上下運動が生じることで低周波の音波として電離層まで伝播することで、地表面での地磁気信号が変化することが知られている [14]。津波発生に関しても、従来までの方法とは異なったアプローチである地磁気信号の異常検知を行うことで、津波発生検知ができる可能性を秘めている。地震現象に伴う地磁気信号と性質が異なるものではあるが、地磁気異常信号という点では共通している。

## 地磁気異常信号

特に、地震現象において、数秒間の間に微小な変化をする性質がある。自然災害に伴う地磁気信号の変化をより詳細に明らかにするために、より詳細に観測可能なデバイスを用いた地震現象に伴って変化する地磁気信号を得る必要がある。岩手・宮城内陸地震の際に用いられた観測デバイスのサンプリング周波数は、10 Hz であった。一般に、地磁気信号観測の分野では長期的な変化を観測することが多いが、今回のように、短く、小さな信号を観測する目的のデバイスとしては、不十分であったと言える。

一方で、地震現象に伴う地磁気信号が非常に小さい、ということも地磁気信号における

地震検知の課題と言える。地磁気信号の異常信号を検出するために、平常状態とも言える、異常信号のない地磁気信号を推定することができれば、検知が可能である。しかしながら、磁気信号は自然現象の一つとして、日常的に変化し続けるものである。仮に人為的な信号が全くない状態であったとしても地球内外から影響を受けるパラメータである。地球の内部状況、および地球外の太陽の活動状況などの宇宙環境に依存して地球磁場は変化し続けるだけでなく、地球上での地磁気観測を行なった場合、観測点の地球上の座標や土地の地質に依存し、場所、時間ごとに固有な信号であり、異常信号を精度の高い推定を行うことは課題の一つであり、地磁気異常信号の検出を行うための高精度な地磁気推定は自然災害を検知するための方法として利用用途が複数となりえることが考えられ、非常に重要な技術だと考えている。



## 1.2 本研究の目的

第一に、現在の緊急地震速報で利用されている実際の地震波が地表面に到達することで検知できる、一般に地震計と呼ばれるデバイスを用いるだけでなく、地磁気観測を目的とした磁力計を利用し、地震波ではなく地磁気信号による地震の検知を可能にすること。

第二に、津波検知を地磁気信号を用いて行うことで、津波検知を行うための運用コストを下げること。

この二点において、全世界で地磁気信号観測網が充実し、地震検知、津波検知が低コストで高品質に行うことができる、といったことが本研究に関する研究の最終目的である。

### 1.2.1 瞬時性の高い地震検知

断層運動が行われ、地震現象が発生した瞬間に生じる地磁気信号の検知することが可能であれば、地震の発生を検知する手段の一つとすることができる。

ところで、地磁気信号の伝達速度は光速と同様に

$$c = \frac{1}{\sqrt{\mu\epsilon}} \quad (1.1)$$

であらわすことができ、地中内の誘電率  $\mu$  や透磁率  $\epsilon$  により前後するが  $10^5$  km/sec 程度である。対して地震波の伝達速度は P 波 S 波共に 10km/sec 以下の速度で伝播することが知られている。断層運動が発生してから地震の検知が可能となるまでに、震源の深さにもよるが、直下型の地震でも数秒以上の時間を要する。以上より、地磁気信号は地震波に対して  $10^4$  倍程度の速度で伝播するため、伝播速度としては圧倒的に速いことがわかる。現在の緊急地震速報に用いられている、地震波を利用した地震検知システムでは観測点に地震波が到達するまで地震を検知することができないために、直下型及び、直近が震源となる地震では揺れを感じてから地震速報が発報されることもしばしばある。一方で、図 1.1 に示すような地磁気信号を利用した地震検知システムが実現することができれば、信号の伝搬速度に着目したとき、1ms よりも短い時間で伝播する。震源の深さや距離により前後するものの、従来の地震検知の方法と比べて、数秒早い段階での地震検知が可能となることが予想できる。

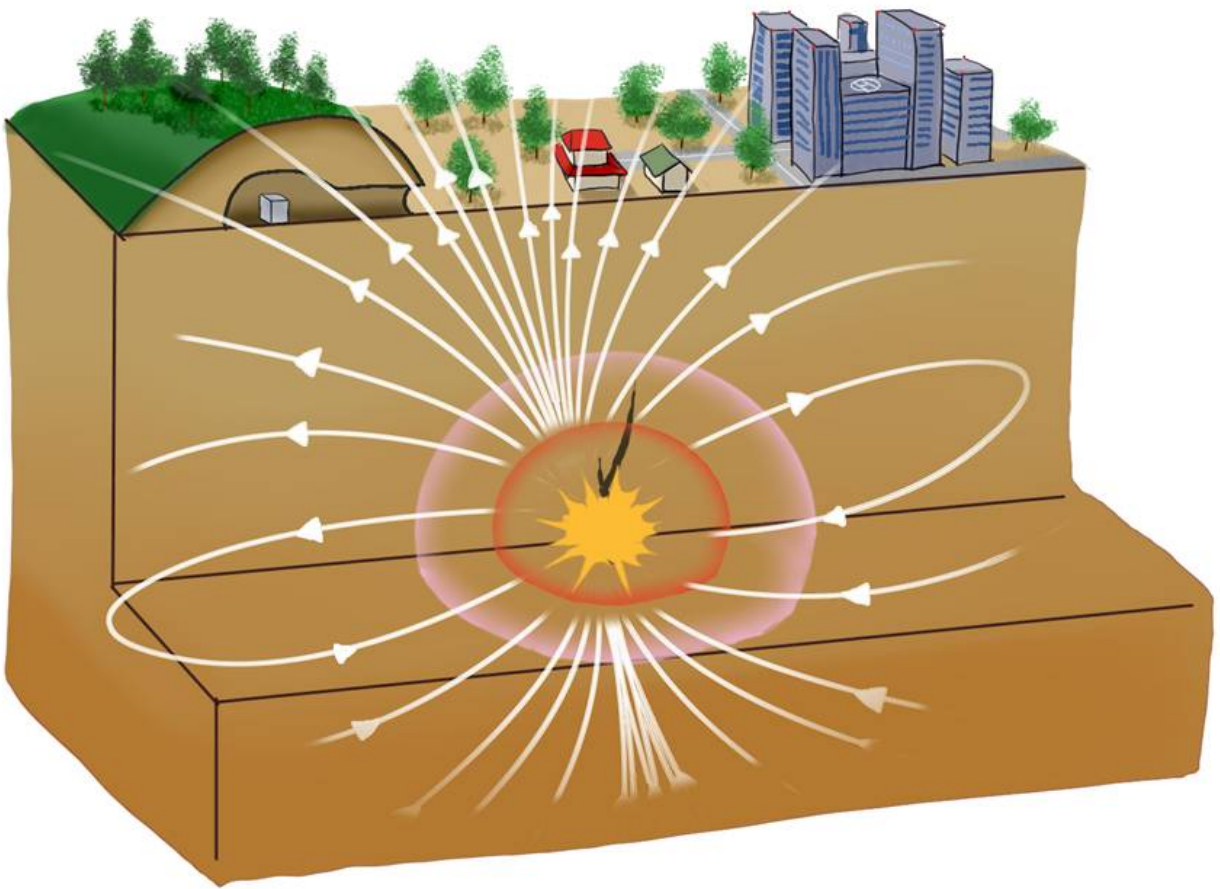


図 1.1 地磁気を利用した地震検知システムのイメージ図

直下型の地震や直近が震源となる地震に関しても、地震はが到達するよりも先に伝播する地磁気信号を利用することで、従来の緊急地震速報の課題とも言える、緊急地震速報の発報よりも前に、利用者とも言える我々が、地震現象による揺れを感じるという事象を改善できる可能性を秘めている。地震検知を少しでも早期に行う意義としては、インフラ機器の保護や医療の分野における機器の保護等にもつながり、地震災害時の復旧の迅速化につながることを予想する。日本時間で、2018年9月6日に発生した北海道胆振東部地震においては、発電所の直近で地震が発生したということもあり、電気インフラ設備に損傷が発生したという背景から、電気インフラの復旧において長時間を要した例もある。減災という側面において、地震現象の早急な検知を行う技術は重要である。しかしながら、地磁気信号を利用した地震検知技術は未成熟な状態である。地震発生か由来である地磁気信号ならば、マグニチュードや深さおよび、震央との距離との関係性を明らかにするにあたり、時間軸方向だけでなく、地磁気信号の変化量に対して、より詳細な連続観測を通して地震発生時の地磁気信号変化の観測結果を必要とした。

そこで本研究で対象としている、福島県いわき市において2012年3月より稼働するいわき地磁気観測点の連続地磁気観測を開始した。

### 1.2.2 津波検知技術

大規模な地震がトリガーとなる津波発生時に、海面の上下運動がおこなわれることは広く知られていることである。このとき、海面の動きに合わせて、大気圧の減少と増大が伴う。これは一般に”音”と呼ばれる大気圧の伝搬現象を生じる。津波がトリガーとなった大気圧の増減はオゾン層のさらに上空に存在する電離層面まで伝搬し、電離層に影響を与えることで、地上では、電磁気現象として伝播することで地磁気異常信号として得られた観測結果がある [14]。

一般に従来の津波検知技術としては、海底に水圧を記録する津波計といった観測機器を用いて津波の検知を行なっている。津波の検知をより早い段階でする必要があるので、沖、数 100km の海底に設置する必要があるため、メンテナンスを含む運用コストが高いといった課題があるが、地磁気による津波検知をすることができれば、陸上に磁力計を配置することが必要であるが、運用コストが格段に下がる見込みがある。運用コストの面において、地磁気異常信号として現れ、確実に検知することが可能であるならば、地磁気信号による津波検知は有用な技術と言える。

### 1.2.3 地磁気信号推定技術

地磁気信号を用いた、地震検知、及び、津波検知に関する重要性は示したが、これらに共通する点として、”地磁気信号の異常を検知する”ことがある。地磁気信号の異常検知にあたって、どういった異常信号が生じるのか詳細に知ることができれば、大きな問題がなく異常検知をすることができると思う。しかしながら、想定される観測結果は、その土地や座標、及び、その対象となる自然現象によって変化量、変化方向、変化時間が異なると予想される。また、正常時の地磁気信号を予測することが容易であれば異常検知も容易となることが予想されるが、地磁気信号が自然現象として人為的な信号以外に着目しても、その時と場所により、大きく異なった信号が観測される。これは、地磁気信号に影響するパラメータが多岐にわたることに起因するものである。

以上が要因となり、地磁気信号の正常とも言える信号を予測するのは困難であるが、同時に地磁気観測を行う観測点が複数あればそれらを用いて別の観測点で観測される地磁気信号を推定することが可能であると思う。地震現象においても、津波現象においても、どちらの現象も地磁気信号の側面では、現象地点から離れるほど、影響がなくなる距離減衰を伴うものである。したがって、それぞれの自然現象地点から離れた場所で観測された地磁気信号から高精度に推定することができれば、地磁気異常を含まない信号が推定できることが予想され、地磁気異常信号を検知が可能となるはずである。

したがって実際の地磁気観測点の観測データからある別の観測点の観測データを高精度に推定するといった技術は、地震検知、津波検知の両面において、非常に有用な技術になり得るものである。

## 1.3 本論文の構成

### 第 1 章：序論

本研究の背景及び本研究の意義と目的を述べる。

### 第 2 章：地磁気観測

本研究において利用対象としている地磁気観測点およびいわき地磁気観測システムに関して述べる。

### 第 3 章：システム評価と観測結果

いわき地磁気観測システムで利用している磁力計，および観測点全体としての評価に関して述べる。

### 第 4 章：高精度地磁気推定

気象庁の運営する地磁気観測網を用いた高精度地磁気推定に関して述べる。

### 第 5 章：結論

本研究の総括として，第 2 章から第 4 章までの結果を要約する。また，今後に残された研究課題及び展開について述べる。

## 第2章 地磁気観測

### 2.1 序言

本章では我々の研究グループが保有するいわき地磁気観測点を中心に地磁気信号観測の現状に関して述べる。

また、研究グループで保有するいわき地磁気観測点では後述する高解像な(高いサンプリング周波数と高い縦軸分解能)磁力計である HTS-SQUID 磁力計を稼働させており、地球磁場を詳細に観測することを目的として稼働するものである。また、本観測点は地球磁場を連続観測を通して、地球磁場の異常信号を観測することを目的としたものであり、本研究における重要な地磁気信号観測拠点である。



## 2.2 地磁気観測点

### 2.2.1 気象庁地磁気観測点

現在、日本では、地磁気観測所による地磁気観測が複数点で行われている。中でも、本論文で後の章でも観測結果を利用する、国土交通省の気象庁が運営する地磁気観測所を紹介する。現在、詳細な地磁気観測結果の公開が行われている地磁気観測拠点は以下図 2.1 に示す、女満別 (MMB), 柿岡 (KAK), 鹿屋 (KNY) の 3 拠点である。また、図中に同時に示す、いわき地磁気観測点 (IWK) に関しては後述する。MMB, KAK, KNY の 3 つの観測拠点においては全て気象庁管轄である柿岡地磁気観測所によって運営されており、地磁気信号以外にも地電流や空気中の電気料を測定するなどの、複数の地球上のパラメータを観測する拠点である。MMB, KAK, KNY の 3 拠点では、フラックスゲート磁力計による  $x$  軸 (東西方向),  $y$  軸 (南北方向)  $z$  軸 (鉛直方向) の地球磁場を 10Hz のサンプリング周波数で観測を行なっている。他の観測拠点に比べて、比較的詳細な地磁気観測を行う地磁気観測拠点であり、本論文の後の章において、観測結果を利用した地磁気推定を行っているため、重要な観測点であると考えられる。

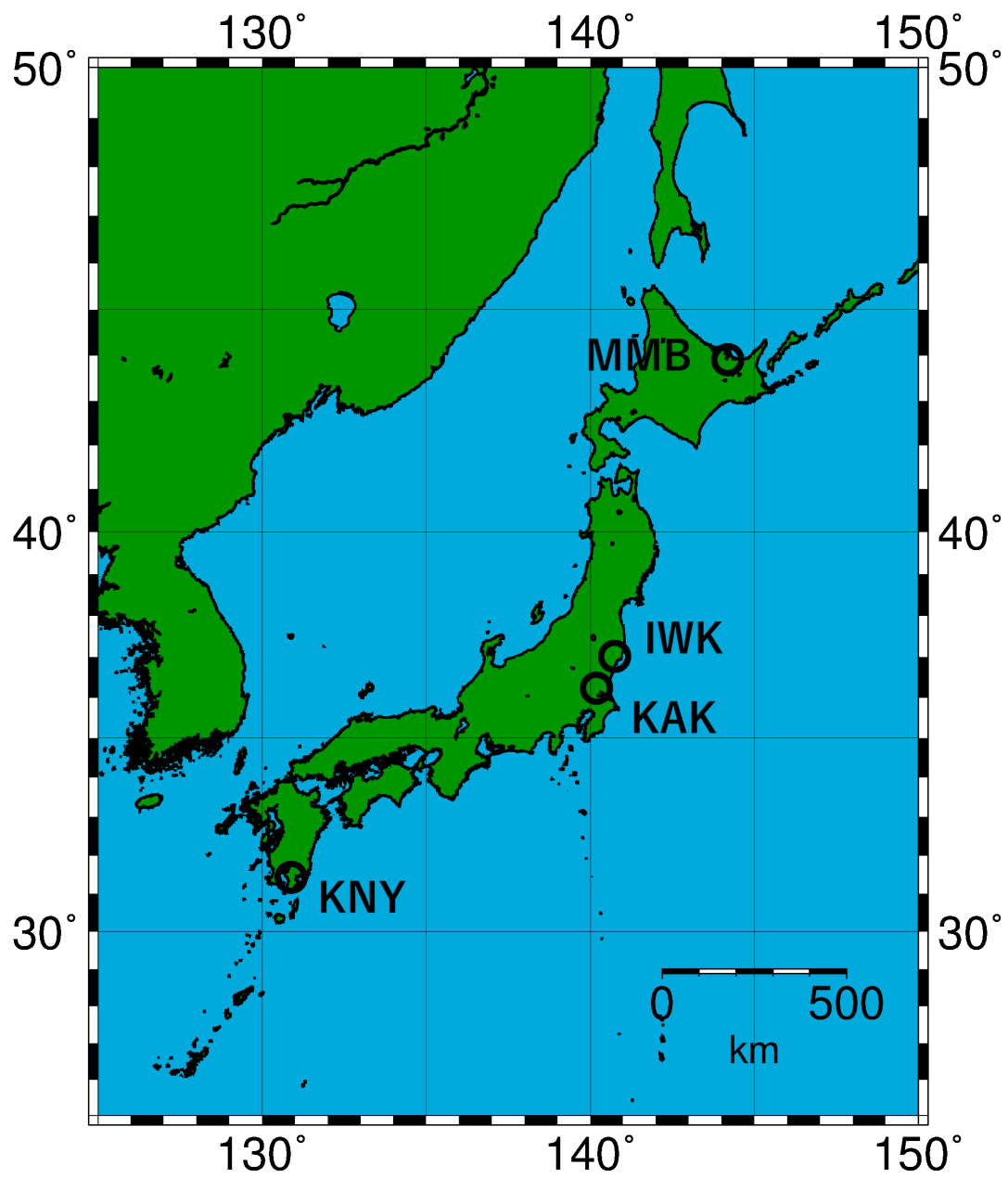


图 2.1 地磁気観測拠点

### 2.2.2 いわき地磁気観測点

本章ではいわき地磁気観測点について述べる。いわき地磁気観測点の位置に関する地図を図 2.2 に示す。地図の作成には GMT(The Generic Mapping Tools) を利用している [15] ~ [18]。

図 2.2 中の (a) には (b) の地図に関する表示範囲を示しており、(b) の IWK と示す位置の福島県いわき市にいわき地磁気観測点は位置している。福島県いわき市は、2011 年 3 月 11 日に発生した東北地方太平洋沖地震の余震域とされる領域近隣に位置しており、気象庁の発表によると、余震域とされる領域では、現在でも余震域度東北地方太平洋沖地震発生前と比べて月平均の地震発生回数が多く、余震活動は依然活発な状態であるとされている [19]。

なお、本観測点における地磁気観測が開始されたのは 2012 年 3 月である。さらに、いわき地磁気観測点は、気象庁が運営する地磁気観測点 (図 2.2 中:KAK) から 100km 程度の距離に位置している。これは、自然現象の一つとして変化するグローバルな地磁気信号とも言える地磁気信号に関しては、近い信号が得られることが期待できる。対して、ローカルな信号とも言える局所的に発生した信号に関しては互いに影響が少ないことが予想される。したがって、気象庁の運営する地磁気観測点はいわき地磁気観測点のリファレンス観測点の一つとして扱うことが可能である。

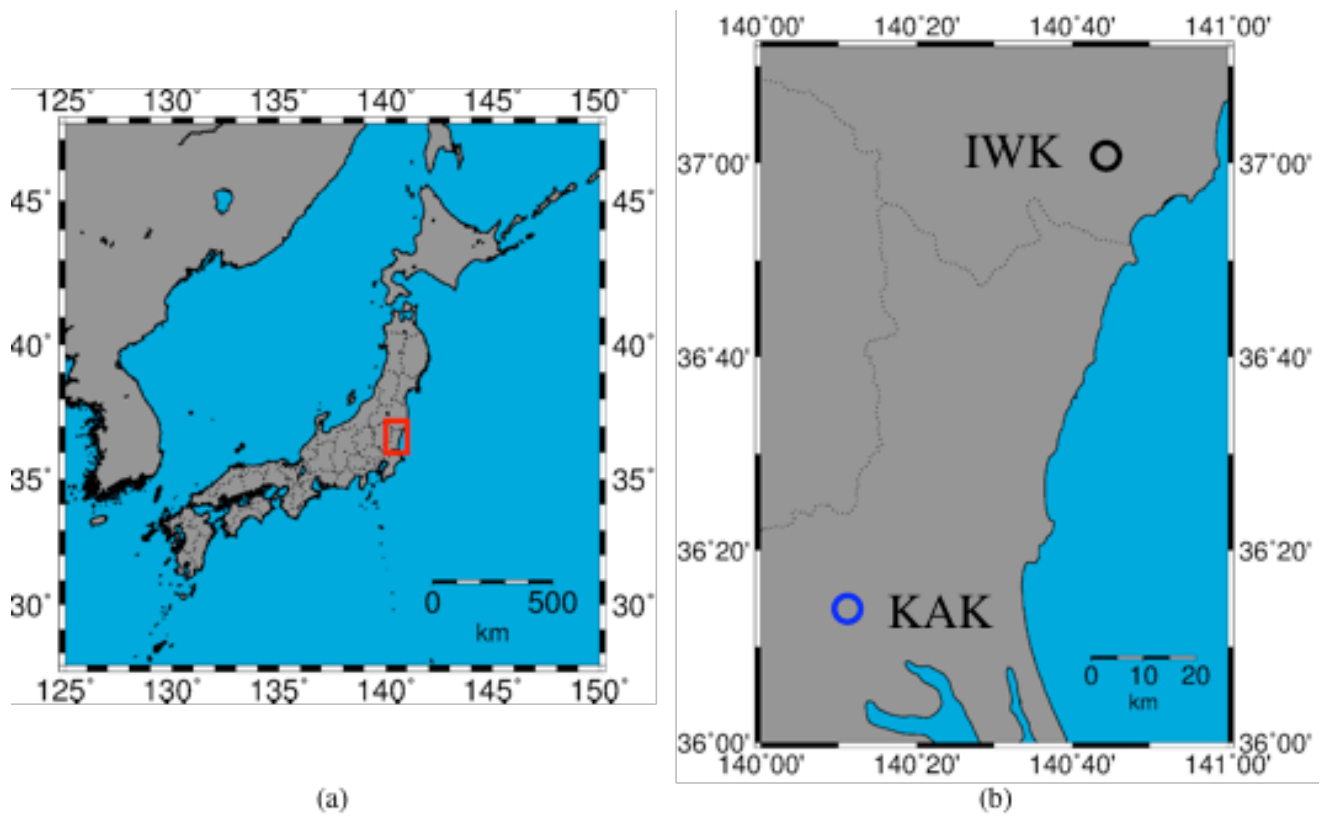


図 2.2 いわき地磁気観点の位置

## 2.3 HTS-SQUID 磁力計

いわき地磁気観測点ではHTS(High Temperature Superconductor based) - SQUID (Superconducting Quantum-Interference Device) 磁力計が2機稼働している。本論文では、いわき地磁気観測点での観測開始当初から観測しているものを1号機、その後同観測点に新たに設置され、稼働しているHTS-SQUID 磁力計を2号機と呼ぶことにする。これまで、HTS-SQUID 磁力計を用いるほど、高解像度な地磁気観測は必要とされていなかった。我々の研究グループにおいて観測対象としている、地震発生時の地磁気信号変化を観測対象としたとき、これまでの観測デバイスでは不十分であった。そこで、我々は世界で初、HTS-SQUID 磁力計を地磁気観測用の磁力計として採用した。HTS-SQUID 磁力計は真空断熱構造の容器で、一般にデュワー瓶と呼ばれる、液体窒素の運搬に利用される容器内の液体窒素にSQUID 磁力計は高感度である一方、超電導素子を利用しているため、磁力計素子を冷却する必要がある。一般に超電導状態を維持するために必要な冷却温度が低いものをLTS(Low Temperature Superconductor)、冷却温度が高いものをHTSと呼ばれている。前者では冷却媒質として液体ヘリウムが利用され、後者では液体窒素が利用される。LTS-SQUID 磁力計では、より高感度な磁力計とされているものの、液体ヘリウムを利用していることを理由に、ランニングコストが高くなってしまいうデメリットもあるが、入手性が高いとは言えず、安定して長時間稼働させる必要がある、連続地磁気観測という分野においては適切な磁力計とは言えない。一方、HTS-SQUID 磁力計においてはLTS-SQUID 磁力計よりも劣ってしまうとされているものの、ランニングコストが低いことと液体窒素そのものの入手性の高さというメリットがあり、連続地磁気観測という長時間の地磁気観測を目的とした時に適切な磁力計と言えることも、今回のいわき地磁気観測点の主な磁力計として採用された理由の一つである。

沈める形で配置されているので外見は図 2.3 に示すようなものである。完全密封状態ではないため、液体窒素が徐々に蒸発してしまうことを理由に、1ヶ月に1度よりも少ないペースで継ぎ足して超電導状態を維持する必要がある。

ところで、いわき地磁気観測点に観測開始より設置されたHTS-SQUID 磁力計1号機は3成分( $x, y, z$ )の地磁気観測が可能であり、磁力計のSQUID 素子としては3つの素子がそれぞれ直交するように設置され、全てのSQUID 素子における地磁気観測は変化分のみを詳細に記録することが可能である。一方、2014年の10月より設置された磁力計は $z$ 軸方向(鉛直方向)のみの地磁気観測に対応している。1号機と2号機の違いとしては、SQUID 素子の質と観測可能な地磁気の成分であり、1号機の磁力計の素子よりも2号機の磁力計素子のほうが良質とされている。



図 2.3 HTS-SQUID 磁力計 (1号機) の外装

## 2.4 地磁気連続観測システム

我々のグループで保有する地磁気連続観測システムでは、地震発生時に地震波や気象庁が発表する地震発生時刻との前後関係を、正確に観測することを目的として、GPSを用いた時刻同期を行なった上で、同期した上で動作している。本地磁気観測システムにおける簡易システム構成は図 2.4 に示す。本システムの電力はソーラーパネルによって発電された電気を、蓄電池に経由させることによって動作させているため、夜間だけでなく、短期間の悪天候にも対応して連続で稼働させることができる。また、本システムは基本的に無人で稼働するシステムであり、システムで動作する磁力計を含む各種センサーはデータロガー機能を備えた、複数の AD コンバータに接続され、PC を経由し、研究グループで保有するサーバ上に自動的にアップロードされる。したがって、研究グループのメンバーはリアルタイムに地磁気の観測結果を確認することができ、災害発生時の地磁気信号解析も、スムーズに行うことができるシステムである。

本システムに接続されている磁力計を含むセンサーは表 2.1 に示すセンサーが AD コンバータに接続されている。本論文で特に重要だと考える HTS-SQUID 磁力計は 2 種接

表 2.1 本論文において取り上げる観測システムにおけるセンサー類

磁力計素子	観測方向	サンプリング周波数
HTS-SQUID 磁力計 1 号機 (SQMAG-311)	3 軸方向 ( $x, y, z$ )	50Hz
HTS-SQUID 磁力計 2 号機 (SQMAG-111)	$z$ 軸方向	50Hz
フラックスゲート磁力計 (FRG-604RC)	3 軸方向 ( $x, y, z$ )	10Hz
3 軸方向加速度計	3 軸方向 ( $x, y, z$ )	50Hz
$z$ 軸方向加速度計	$z$ 軸方向	50Hz

続されており、システム稼働当初より稼働している HTS-SQUID 磁力計 1 号機に加え、後に SQUID 磁力計 2 号機が稼働開始した。このとき同時期に、フラックスゲート磁力計も稼働開始した。また、これらの磁力計と同期された加速度計も備えられている。これにより、地震発生時において、地震波が観測点まで到達した時の実際の揺れを、記録することができ、地震波到達と、地磁気信号変化の前後関係を明らかにすることができる。

一方、全てのデバイスは電気で駆動する仕組みであるため、各センサーは電磁気現象を発生させることが考えられる。したがって、各センサー類は十分に距離をとって配置する必要がある。実際のいわき観測点を上空から撮影した写真を図 2.5 に示す。



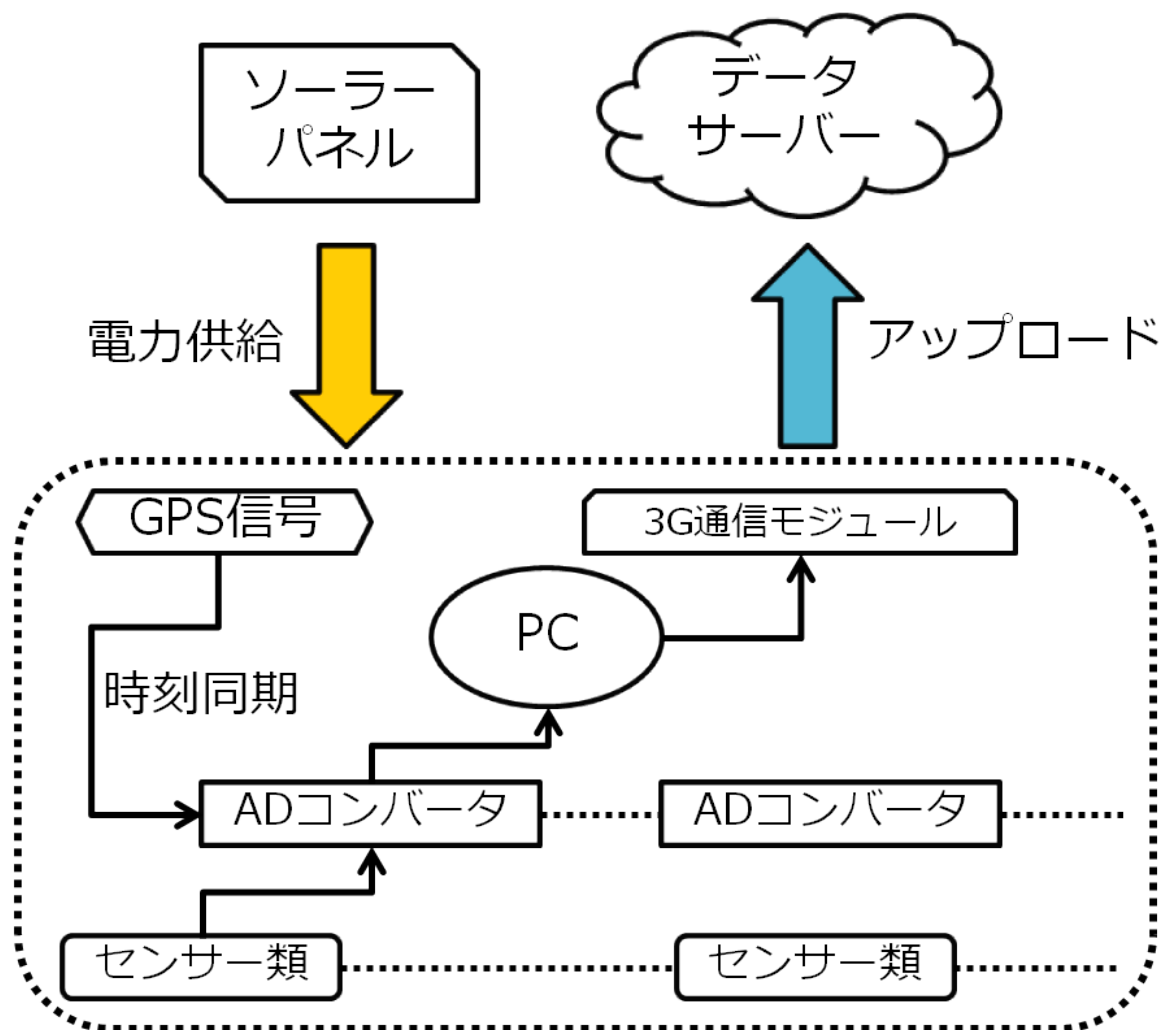


図 2.4 いわき地磁気観測システムの構成





図 2.5 いわき地磁気観測システムの上空写真

## 第3章 システム評価と観測結果

### 3.1 序言

本章ではいわき地磁気観測点における地磁気観測の観点から、磁力計を含むシステム全体の評価を行う。本論文で対象としている地磁気観測システムは、地磁気観測を目的として世界で初めて HTS-SQUID 磁力計が採用された高解像度地磁気観測システムであり、システムとしての地磁気観測における性能を明らかにする必要がある。今回、地震発生時の地磁気信号変化を観測ターゲットとした時、数秒感における微小な一方向の変化における地磁気観測の性能を明らかにすることが重要である。したがって本章での評価は、最大でも 10 秒間における短い周期の信号における観測精度に着目することとした。

### 3.1.1 評価モデル

磁力計を含む地磁気観測システムとして、システム評価を行うための評価モデルについて述べる。本来、磁力計を評価するにあたりゼロ磁場状態での評価が最も理想的な評価環境であると言える。しかしながら、地球上で完全なゼロ磁場状態を実現するのは難しく、実物の磁力計を稼働させる上での、評価は常に各種信号を受ける状態で評価を行う必要がある。ここで、本論文では、式 3.1 に示すような観測信号モデルを仮定する。

$$H_{\text{obs}} = H_{\text{gs}} + H_{\text{a\_noise}} + H_{\text{d\_noise}} \quad (3.1)$$

地磁気観測システムが観測信号  $H_{\text{obs}}$  として記録するまでに大きく3つの信号が加算されることが予想される。

まず1つが  $H_{\text{gs}}$  として示している地磁気信号である。地磁気信号にも大きく分けて地球起源のものと、太陽などの影響で宇宙空間が起源となる信号が存在するが、今回のシステム評価においては自然現象起因の地磁気信号は同種な信号として取り扱う。

次に  $H_{\text{a\_noise}}$  として示す、人為的に発生した信号である。人間の活動に伴って生じる信号を想定しており、近隣での生活に伴う電気製品や農具の使用に伴ったものや、電車や車を含む交通手段によって生じる信号など様々な起源の信号を考えることができる。地磁気観測の分野において、この信号は不要な信号であり、本論文においてはノイズとして取り扱う。

最後に  $H_{\text{d\_noise}}$  で示す、システム内で生じるノイズについて述べる。本論文では、単に、システムを稼働させて各デバイス間の干渉によって生じるノイズだけでなく、磁力計で生じるであろう精度に関係するノイズも含めて考える。今回行う評価では、 $H_{\text{d\_noise}}$  の大きさを比較することで本システムにおける磁力計間の性能を比較することとした。

### 3.1.2 評価方法：平均絶対偏差

本論文で車，地磁気観測結果を利用した評価を行うが評価手法として平均絶対偏差 (MAD: Mean Absoluted Deviation) を用いる。式 3.2 に示す方法で計算される。離散信号が一次元状に並ぶ場合ある点を基準にして前後の何点かを用いて平均値  $\bar{H}_i$  を計算し，それぞれの離散値との差の総和をとってさらにその平均値をさんんしゅつする方法である。

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |H_i - \bar{H}_i| \quad (3.2)$$

この方法で計算される値は標準偏差と似たような結果になることが想定され，観測結果のばらつき具合を評価することができる上，単位を維持することが可能であり，今回のシステム評価に利用することとした。また，今回行う評価としてデバイスで生じる電氣的なノイズレベル  $H_{a,noise}$  を用いる。電氣的なノイズは低域よりも高域な周波数で生じることが予想され，デバイスで生じるノイズレベルを検証する方法としてばらつきを用いた評価は適切である。

## 3.2 HTS-SQUID 磁力計 1 号機

### 3.2.1 HTS-SQUID 磁力計 1 号機での地磁気観測結果

HTS-SQUID 磁力計 1 号機における評価に用いる地磁気観測結果について述べる。実際の地磁気観測結果を用いた評価を行うために評価をするにあたり有用な地磁気観測結果を選定する必要がある。地磁気評価モデルは式 3.1 に示したモデルを想定しているが、この中でも第 1 項と第 2 項に相当する、自然現象による地磁気信号と、人為的に生じる信号がより少ないことが想定される観測結果を用いる必要がある。式 3.2 によって平均絶対偏差を計算した評価する場合、観測システムの外的要因で生じる信号が少ないものを選択することで、さらにデバイスの評価につながるばらつきが計算できることが予想できる。評価に用いる地磁気観測結果を選定する上で、柿岡地磁気観測所 [20] が発表する K 指数 (K-index) を参考に決定した。いわき地磁気観測点での実際に稼働する地磁気観測結果を用いて評価を行うため、近隣の地磁気観測所によって公表されるパラメータは有用であると言える。K-index は地磁気の荒れ具合を表す指標で、大きいほど地磁気信号として激しく動いている状態になる。3 時間ごとに K-index が柿岡地磁気観測所によって発表されているが、この値の日合計が最も小さい 0 となった 2015 年 10 月 28 日の観測結果を用いることとした。該当日の 00:00–24:00 の  $x$  軸方向の観測結果を図 3.1,  $y$  軸方向の観測結果を図 3.2,  $z$  軸方向の観測結果を図 3.3 にそれぞれ示す。

さらに、実際の平均絶対偏差を計算する時間帯として、日本時間で夜間-早朝にあたる 18:00-19:00(UTC) を選択した。これは、人為的に生じる信号が少ない傾向にある時間帯であり、近隣の人間の活動が少ないことが想定される。該当する時間帯は図 3.1, 図 3.2, 図 3.3 に透過する青色で矩形形状に示している。またこの時間帯を拡大した観測結果として  $x$  軸方向を図 3.4,  $y$  軸方向を図 3.5,  $z$  軸方向を図 3.6 に示す。

図中には地磁気観測結果を上から  $x$ ,  $y$ ,  $z$  軸方向の観測結果を示し、観測点で同時に動作する HTS-SQUID 磁力計 1 号機 (HTS-SQUID Unit No.1) に加え、フラックスゲート磁力計 (Flux-Gate) による観測結果を示している。図 3.4, 図 3.5, 図 3.6 において表示されている領域が後述する MAD の計算領域である。

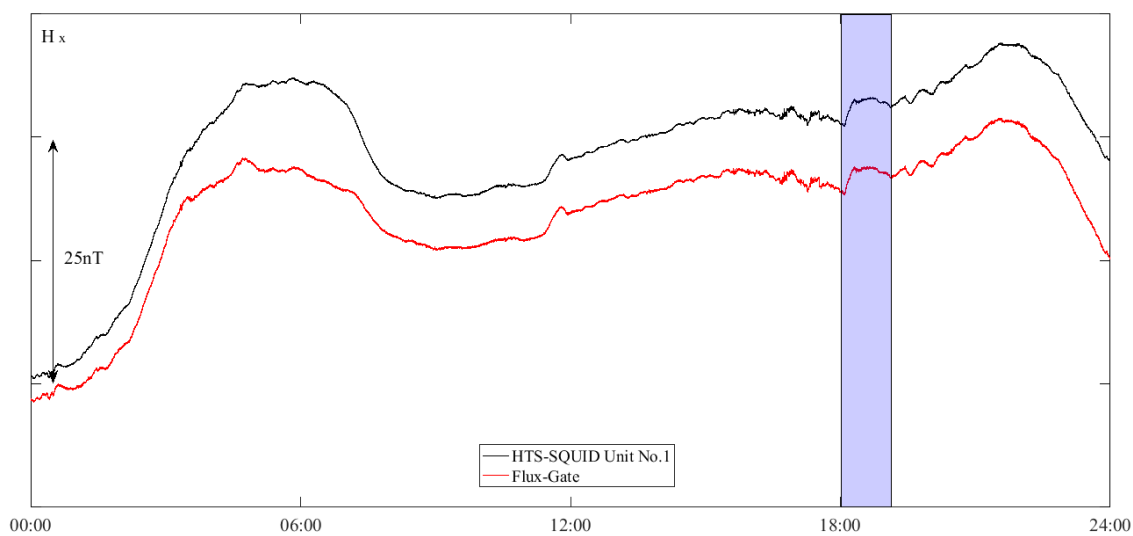


図 3.1 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1 号機とフラックスゲート磁力計の  $x$  軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 00:00–24:00(UTC)

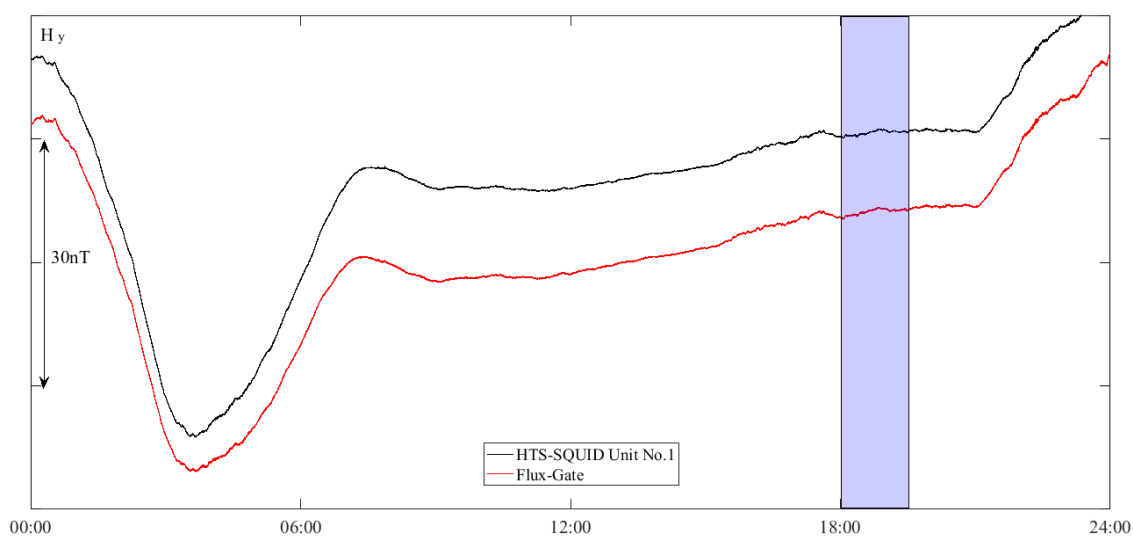


図 3.2 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1 号機とフラックスゲート磁力計の  $y$  軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 00:00–24:00(UTC)

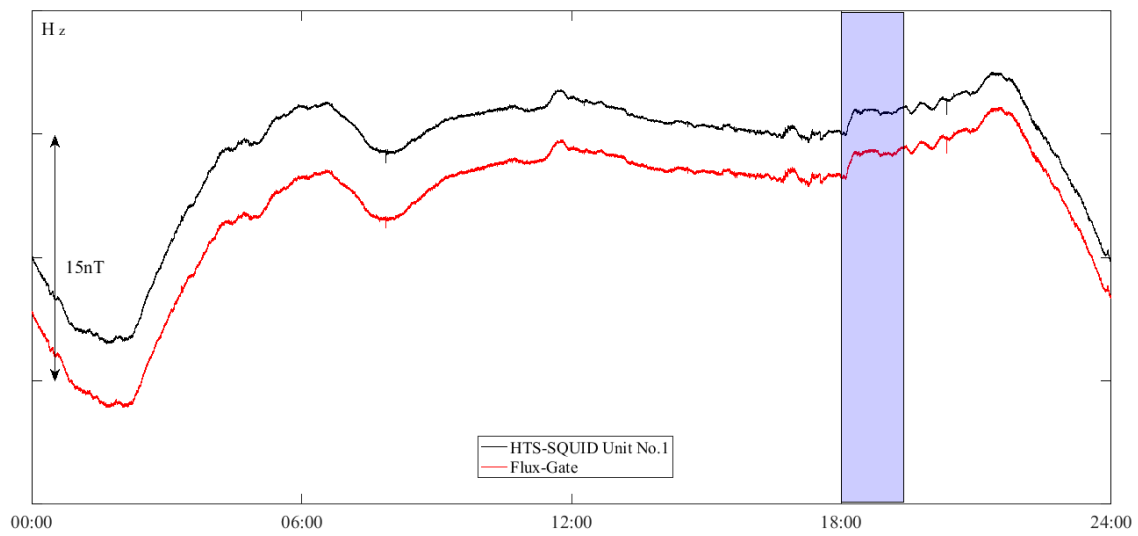


図 3.3 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1 号機とフラックスゲート磁力計の  $z$  軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 00:00–24:00(UTC)

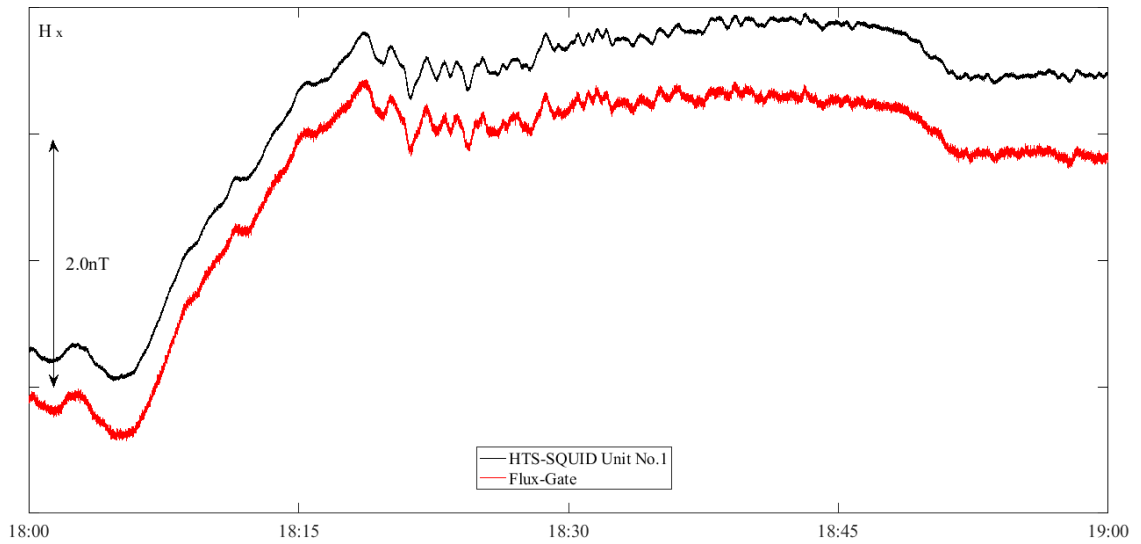


図 3.4 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1 号機とフラックスゲート磁力計の  $x$  軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 18:00–19:00(UTC)

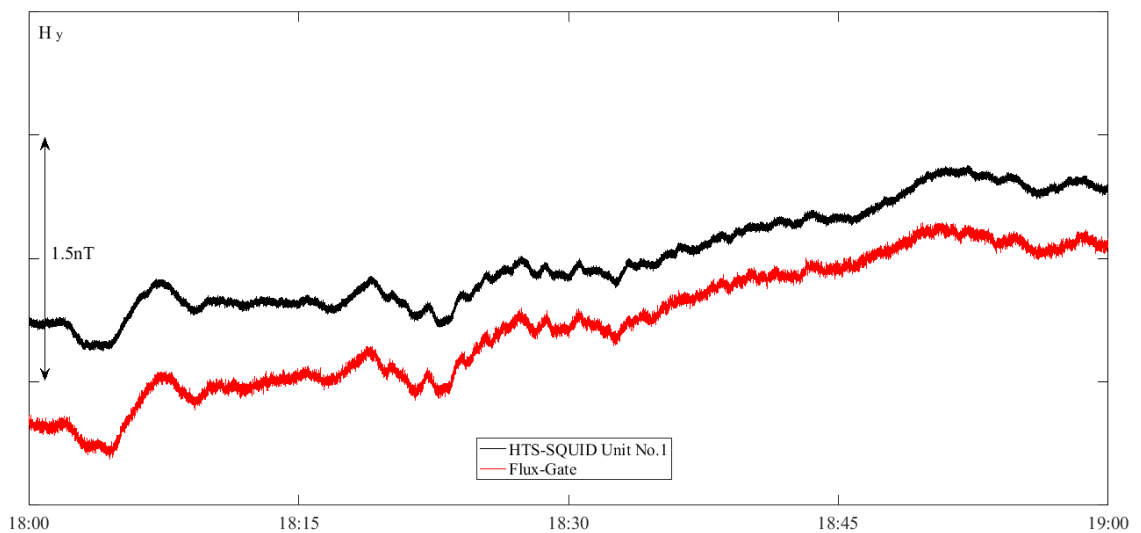


図 3.5 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1 号機とフラックスゲート磁力計の  $y$  軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 18:00–19:00(UTC)



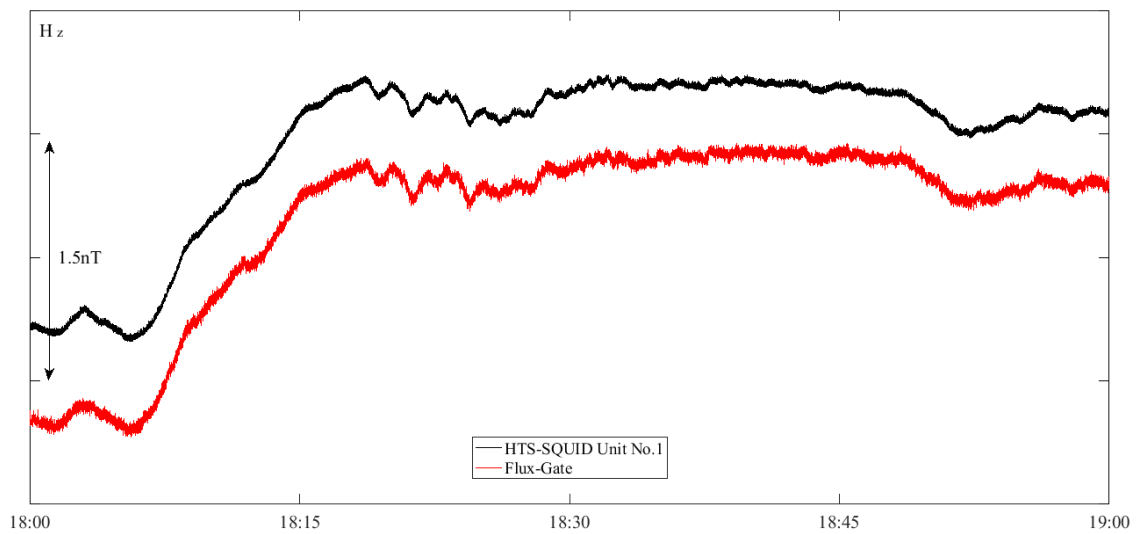


図 3.6 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 1 号機とフラックスゲート磁力計の  $z$  軸方向の地磁気観測結果:2015/10/28 18:00-19:00(UTC)

### 3.2.2 HTS-SQUID 磁力計 1 号機の評価

#### HTS-SQUID 磁力計を 10Hz にリサンプリング

HTS-SQUID 磁力計 1 号機に関する評価結果について述べる。評価対象はいわき地磁気観測点で稼働する HTS-SQUID 磁力計 1 号機である。比較対象として HTS-SQUID 磁力計よりも精度が劣るとされているフラックスゲート磁力計を用いる。評価を行うに当たって、式 3.2 に示した平均絶対偏差を指標として用いるが、今回検証する磁力計のサンプリング周波数の観点で比較すると、HTS-SQUID 磁力計 1 号機が 50Hz であるのに対し、フラックスゲート磁力計は 10Hz であるので、1 つの MAD 値を決定するために HTS-SQUID 磁力計の観測結果をリサンプリングすることでサンプリング周波数を合わせることで、MAD を計算して。電気的なノイズは高周波数帯域に集中していることが予想されること、HTS-SQUID 磁力計の主な観測ターゲットが地震発生時の地磁気信号であり、その地磁気信号の変化時間は数秒間と予想されること。を理由として 1 秒間の MAD 値を計算することでばらつきを検証することとした。図 3.4, 図 3.5, 図 3.6 に示す期間で、MAD の計算を 1 秒間ごとに連続的行なった。x 軸方向の MAD 結果を図 3.7, y 軸方向の MAD の計算結果を図 3.8, z 軸方向の MAD の計算結果を図 3.9 に示す。

図中には地磁気観測結果を上から x, y, z 軸方向の 1 秒ずつ MAD を計算した値を連続でプロットしている。図中の (a) 左部は HTS-SQUID 磁力計, (b) 右部にはフラックスゲート磁力計の MAD を示している。またそれぞれの観測軸, および磁力計ごとに MAD の平均値を計算した結果を図 3.10, および表 3.1 に示す。

表 3.1 標準絶対偏差によるフラックスゲート磁力計, HTS-SQUID 磁力計 (10Hz サンプリング) 1 号機の評価結果

Magnetometer	Date	MAD Time	MAD (pT)		
			$H_x$	$H_y$	$H_z$
HTS-SQUID	2015/10/28	1sec(50 points)	<b>3.22</b>	<b>6.11</b>	<b>4.05</b>
Flux-Gate	2015/10/28	1sec(10 points)	11.69	11.45	12.09

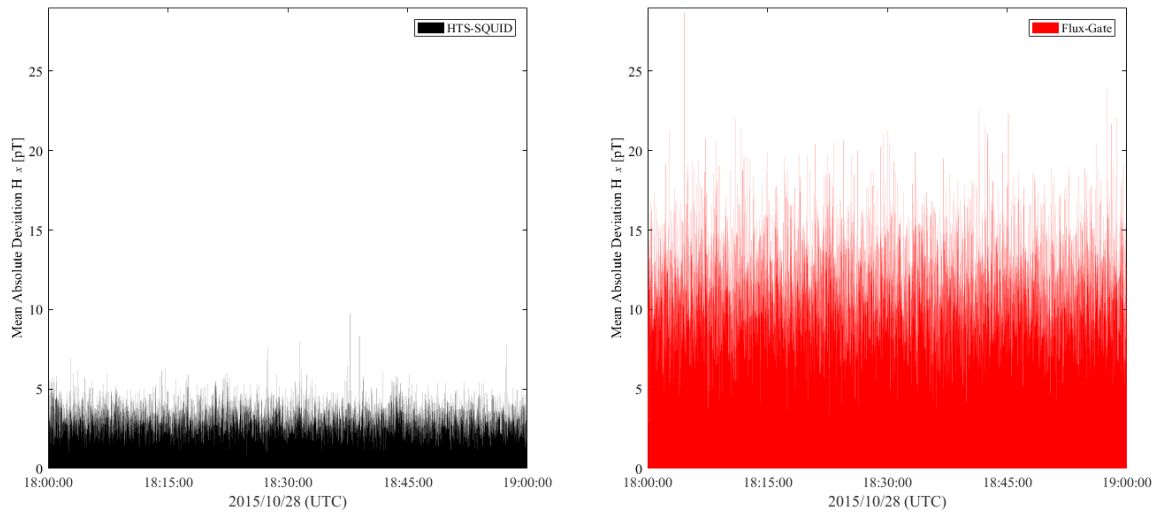


図 3.7 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 (10Hz リサンプリング) とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における  $x$  軸方向の地磁気観測結果における平均絶対偏差 (MAD) による評価

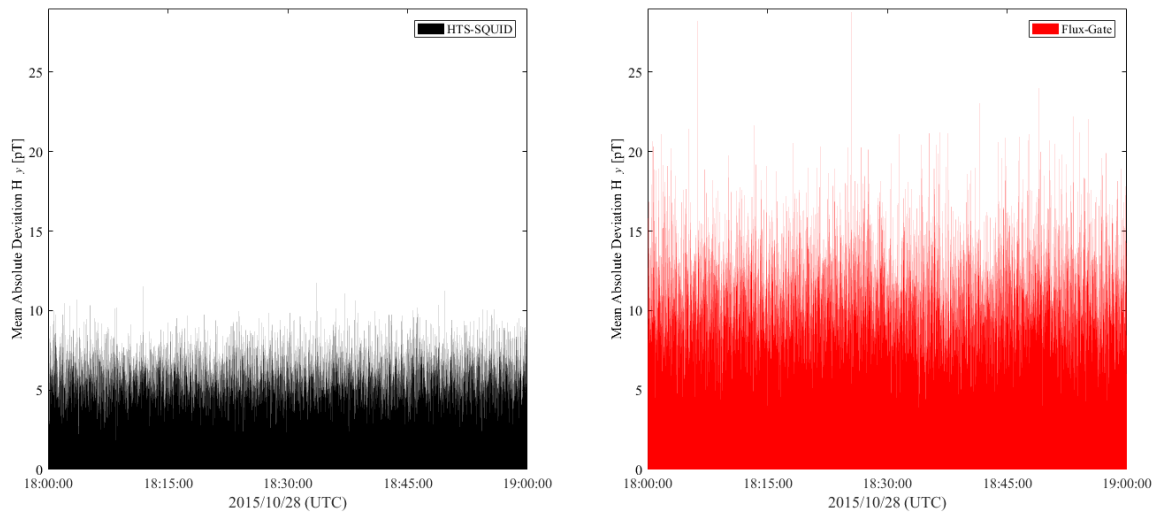


図 3.8 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 (10Hz リサンプリング) とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における  $y$  軸方向地磁気観測結果における平均絶対偏差 (MAD) による評価

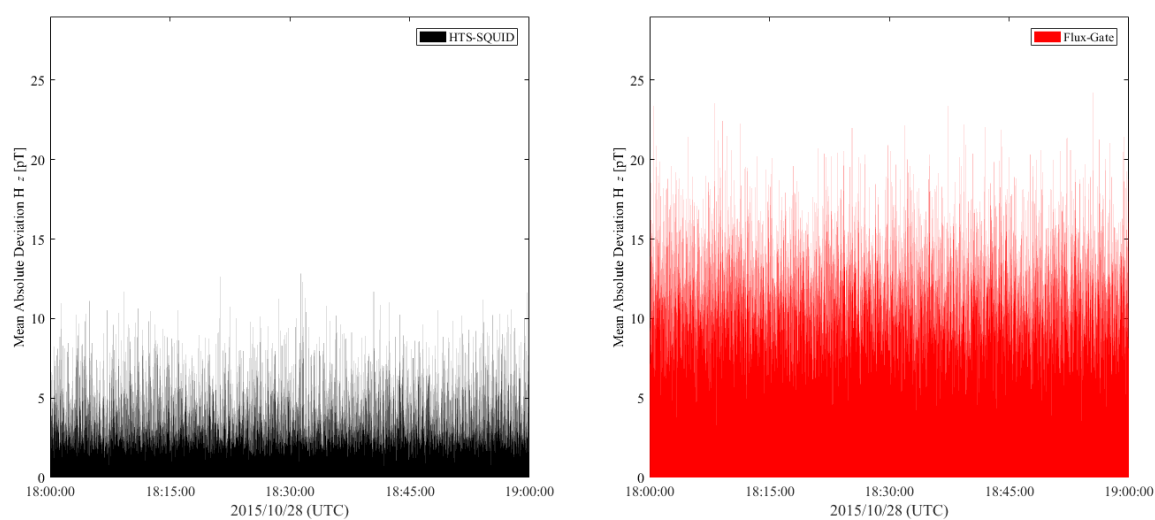


図 3.9 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 (10Hz リサンプリング) とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における  $z$  軸方向地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価

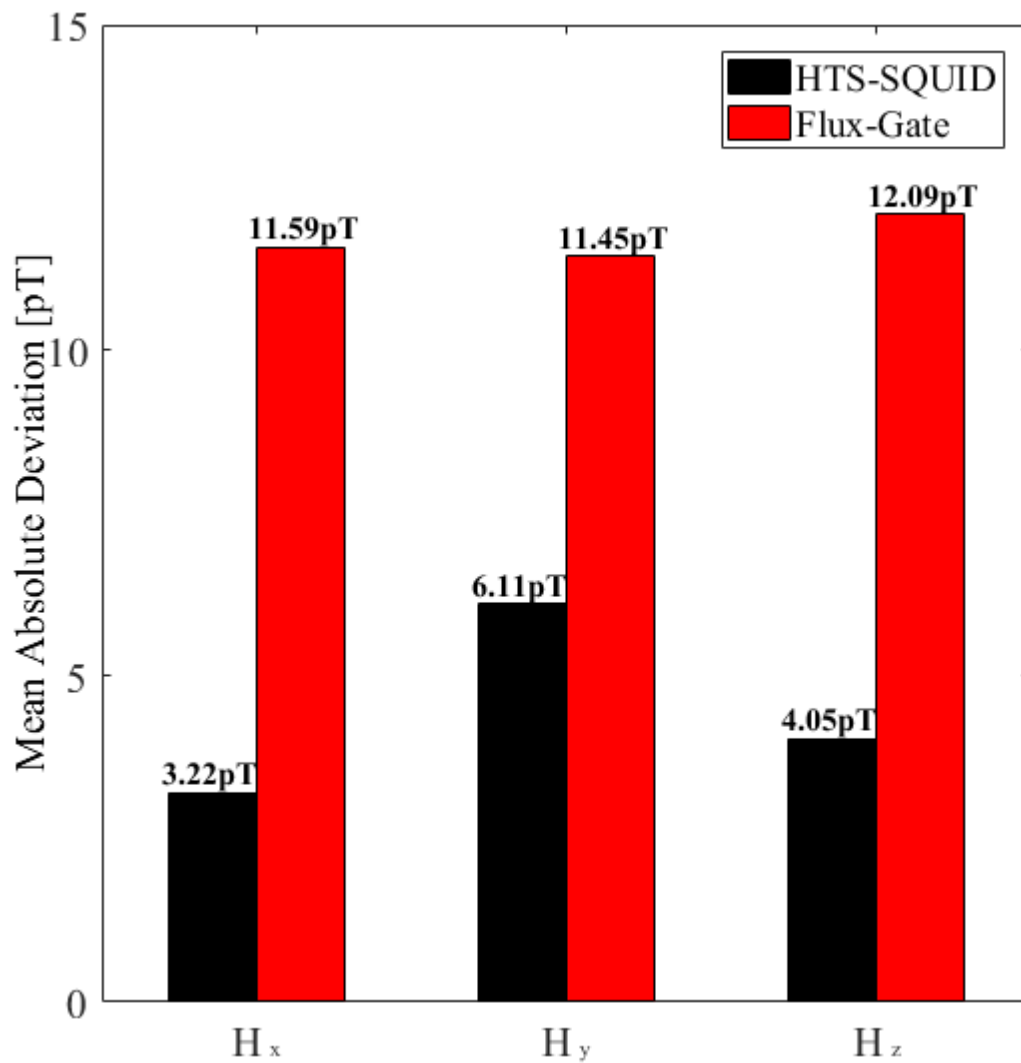


図 3.10 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 (10Hz リサンプリング)1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果における平均絶対偏差 (MAD) の平均値

### HTS-SQUID 磁力計を 50Hz のまま

HTS-SQUID 磁力計の観測結果に対しリサンプリングを行わず、前述の評価と同様な評価を行った。結果について述べる。今回検証する磁力計のサンプリング周波数の観点で比較すると、HTS-SQUID 磁力計 1 号機が 50Hz であるのに対し、フラックスゲート磁力計は 10Hz であるので、1つの MAD 値を決定するために使う観測値のポイント数を時間ベースで決定した。電気的なノイズは高周波数帯域に集中していることが予想されること、HTS-SQUID 磁力計の主な観測ターゲットが地震発生時の地磁気信号であり、その地磁気信号の変化時間は数秒間と予想されること。を理由として 1 秒間の MAD 値を計算することでばらつきを検証することとした。図 3.4, 図 3.5, 図 3.6 に示す期間で、MAD の計算を 1 秒間ごとに連続的に行なった。x 軸方向の MAD 結果を図 3.11, y 軸方向の MAD の計算結果を図 3.12, z 軸方向の MAD の計算結果を図 3.13 に示す。

図中には地磁気観測結果を上から x, y, z 軸方向の 1 秒ずつ MAD を計算した値を連続でプロットしている。図中の (a) 左部は HTS-SQUID 磁力計, (b) 右部にはフラックスゲート磁力計の MAD を示している。またそれぞれの観測軸, および磁力計ごとに MAD の平均値を計算した結果を図 3.14, および表 3.2 に示す。

表 3.2 標準絶対偏差によるフラックスゲート磁力計, HTS-SQUID 磁力計 1 号機の評価結果

Magnetometer	Date	MAD Time	MAD (pT)		
			$H_x$	$H_y$	$H_z$
HTS-SQUID	2015/10/28	1sec(50 points)	<b>3.49</b>	<b>6.35</b>	<b>4.22</b>
Flux-Gate	2015/10/28	1sec(10 points)	11.69	11.45	12.09

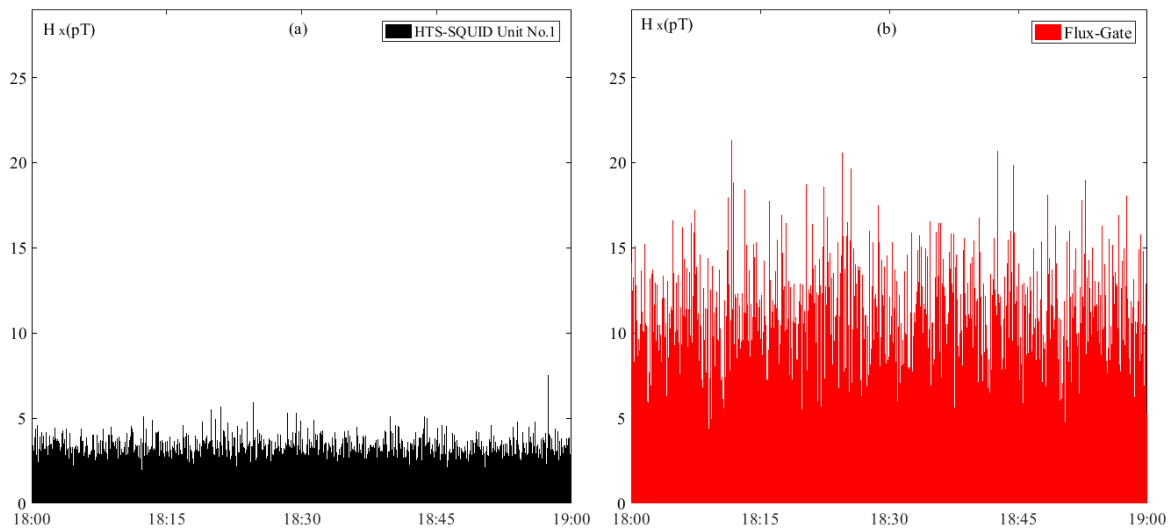


図 3.11 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における  $x$  軸方向の地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価

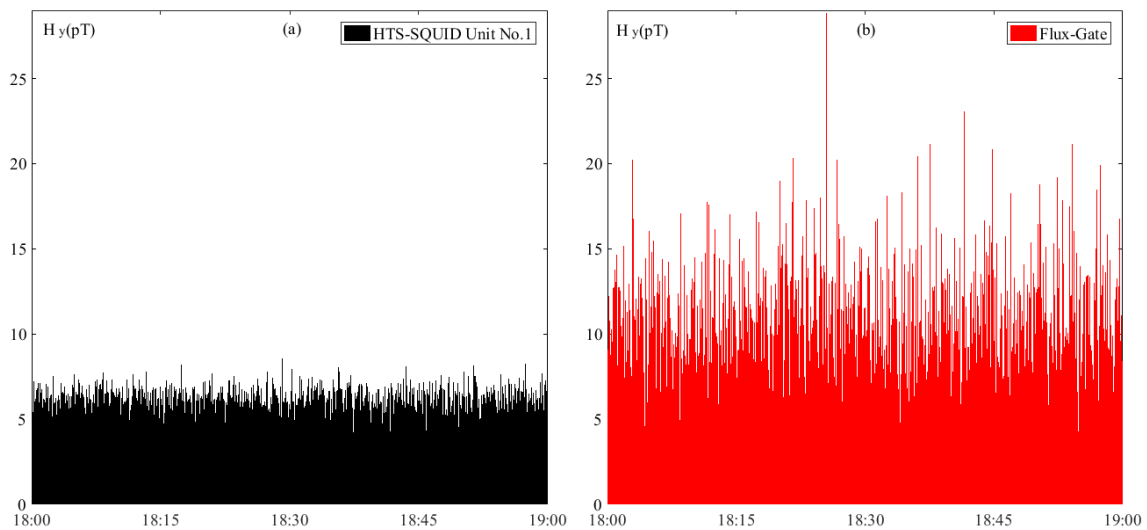


図 3.12 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における  $y$  軸方向地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価

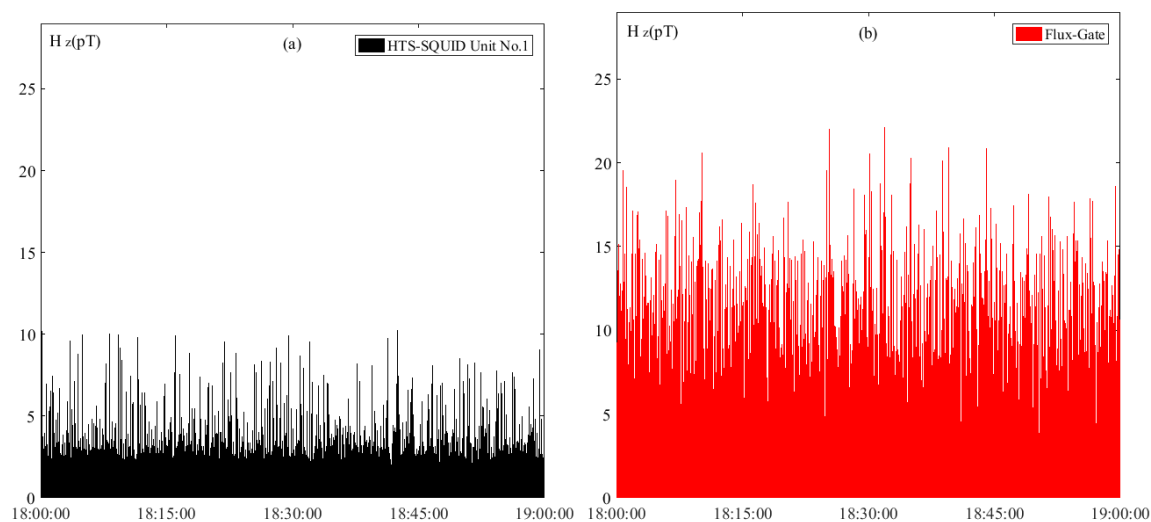


図 3.13 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計とフラックスゲート磁力計の 2015/10/28(UTC) における  $z$  軸方向地磁気観測結果における平均絶対偏差 ( $MAD$ ) による評価



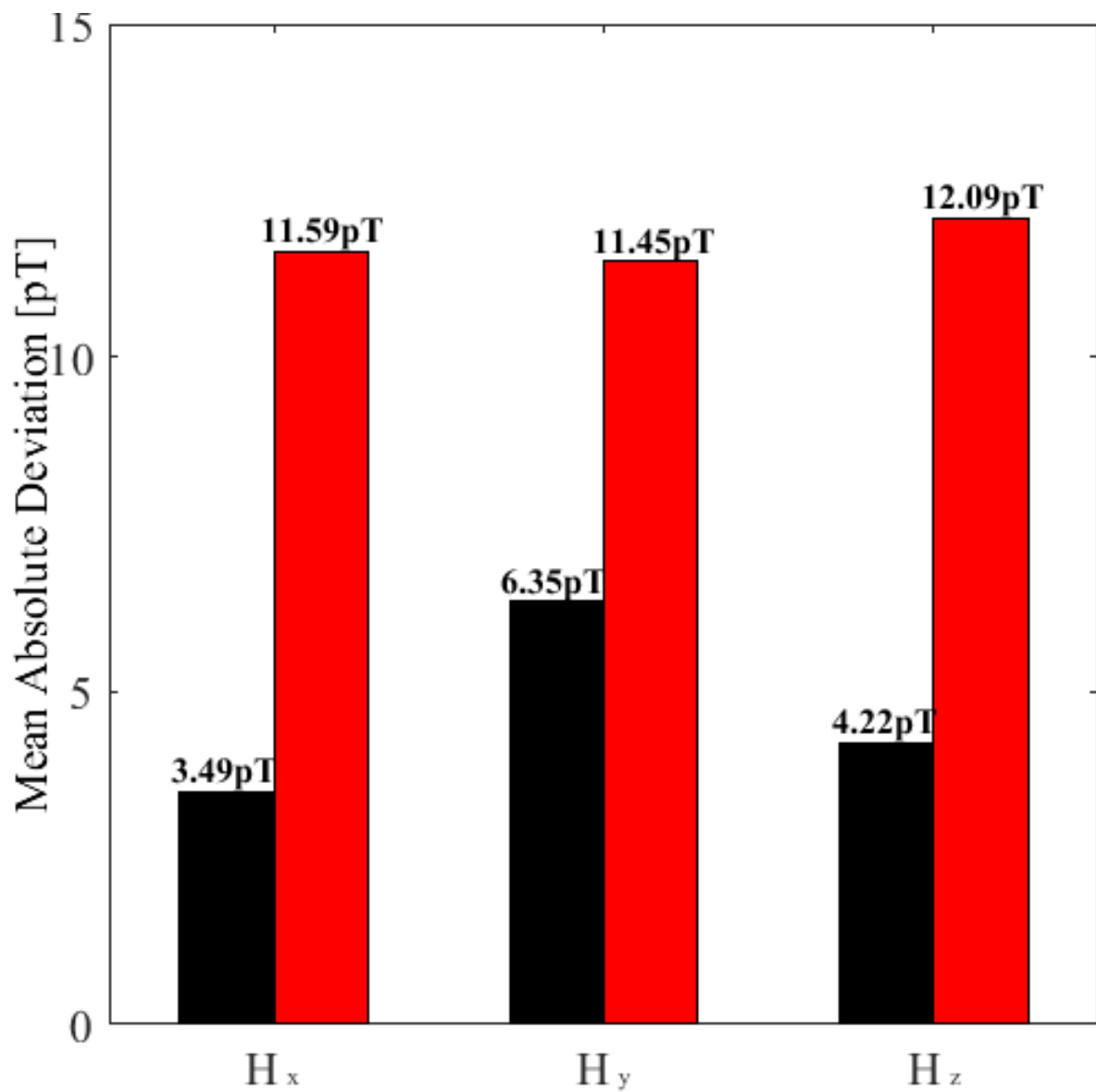


図 3.14 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果における平均絶対偏差 (MAD) の平均値

## 3.3 HTS-SQUID 磁力計 2 号機

### 3.3.1 HTS-SQUID 磁力計 2 号機での地磁気観測結果

HTS-SQUID 磁力計 2 号機のシステム評価に用いる地磁気観測結果について述べる。HTS-SQUID 磁力計 2 号機では高分解能であるが、地磁気の観測対象としている観測軸が  $z$  軸方向 (鉛直方向) のみであるが、HTS-SQUID 磁力計と同じ観測点であるいわき地磁気観測点で稼働する地磁気観測システム上で稼働しており、比較対象として HTS-SQUID 磁力計 1 号機、およびフラックスゲート磁力計の 2 種のデバイスを用いた比較が可能である。また、HTS-SQUID 磁力計 1 号機と同様に評価に用いる観測結果を選定する上で K-index を利用した方法を用いた。K-index の日合計値が 2 であり、さらに深夜から早朝の時間帯に相当する 18:00-19:00(UTC) の時間帯および 3 時間おきに計算される K-index としてその前後に示されるでの K-index の値が 0 を示す日付として 2016 年 6 月 3 日の観測結果を利用するものとした。2016 年 6 月 3 日におけるいわき観測点での地磁気観測結果について図 3.15 に示す。HTS-SQUID 磁力計 1 号機における評価における時間帯選定と同様に、人工的に生じるノイズが少ないと想定される深夜から早朝に相当する時間帯である 18:00-19:00(UTC) を MAD を計算する観測結果として選定した。図 3.15 中に該当する観測時刻を半透明の青色の矩形で示している。またこの範囲を時間軸方向に拡大し、選定された観測結果部分のみを図 3.16 に示す。

図 3.15 において UTC 準拠で 1 日分の観測結果を示している。また図 3.16 においては MAD における評価に用いる日本時間で深夜から早朝の時間に相当する、18:00-19:00 の 1 時間分を拡大して示している。双方共に、HTS-SQUID 磁力計 2 号機の観測対象である、 $z$  軸方向の観測結果のみを示し、HTS-SQUID 磁力計 2 号機 (HTS-SQUID Unit No.2) の観測結果に加えてフラックスゲート磁力計 (Flux-Gate)、および、HTS-SQUID 磁力計 1 号機 (HTS-SQUID Unit No.1) を同様にプロットしている。

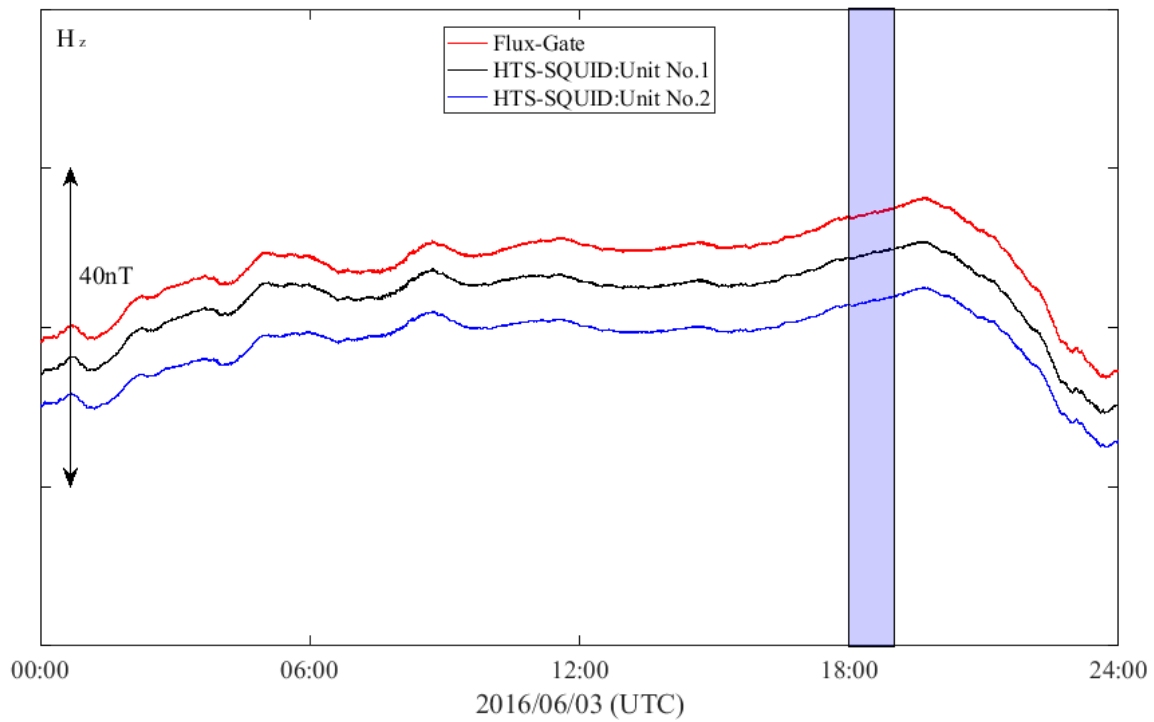


図 3.15 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 2 号機, 1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果:2016/06/03 00:00–24:00(UTC)

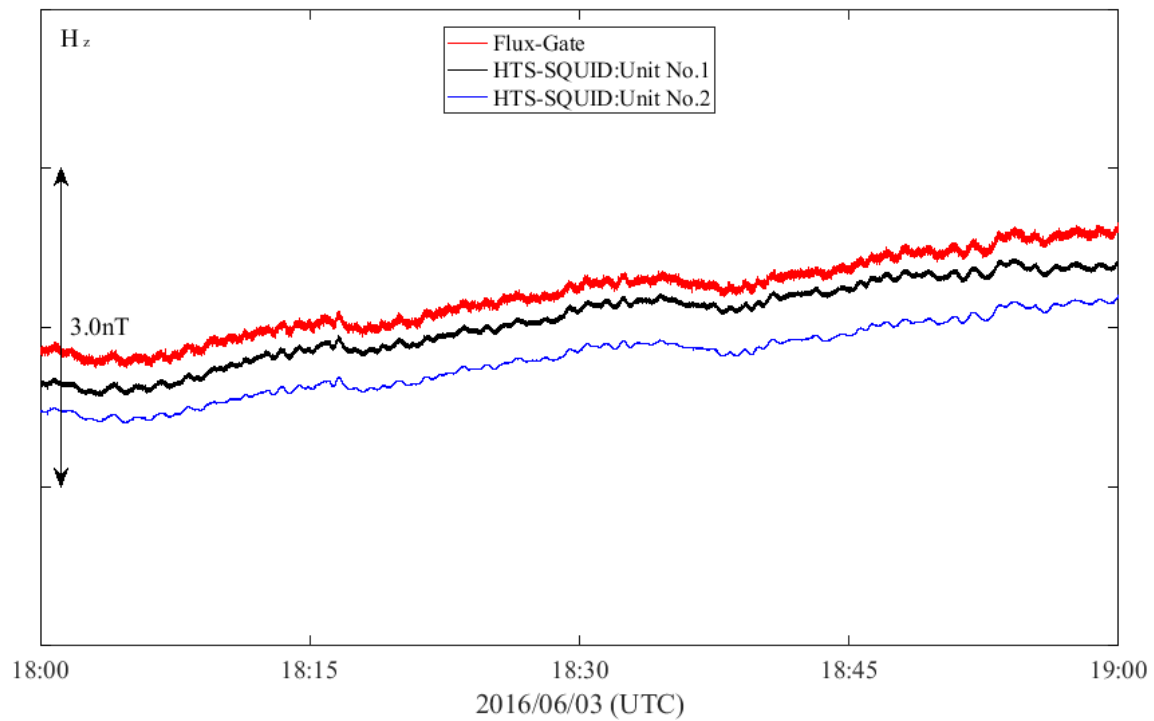


図 3.16 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 2 号機, 1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果:2016/06/03 18:00–19:00(UTC)

### 3.3.2 HTS-SQUID 磁力計 2 号機の評価

HTS-SQUID 磁力計 2 号機に関する評価結果について述べる。  
 評価対象はいわき地磁気観測点で稼働する HTS-SQUID 磁力計 2 号機である。比較対象として HTS-SQUID 磁力計 1 号機、および、HTS-SQUID 磁力計 1 号機における評価と同様に、フラックスゲート磁力計を用いる。評価を行うに当たって、式 3.2 に示した平均絶対偏差を指標として用いるが、今回検証する磁力計のサンプリング周波数の観点で比較すると、HTS-SQUID 磁力計 1 号機 2 号機共に 50Hz であるのに対し、フラックスゲート磁力計は 10Hz であるので、HTS-SQUID 磁力計 1 号機における評価と同様に、1 つの MAD 値を決定するために使う観測値のポイント数を時間ベースで決定した。また、電気的なノイズは高周波数帯域に集中していることが予想されること、HTS-SQUID 磁力計の主な観測ターゲットが地震発生時の地磁気信号であり、その地磁気信号の変化時間は数秒間ということ。これらを理由として HTS-SQUID 磁力計 1 号機における評価と同様な条件である 1 秒間の MAD 値を計算することでばらつきを検証することとした。図 3.16 に示す期間で、 $z$  軸方向の観測値における MAD の計算を 1 秒間ごとに連続的行なった。結果を図 3.17 に示す。

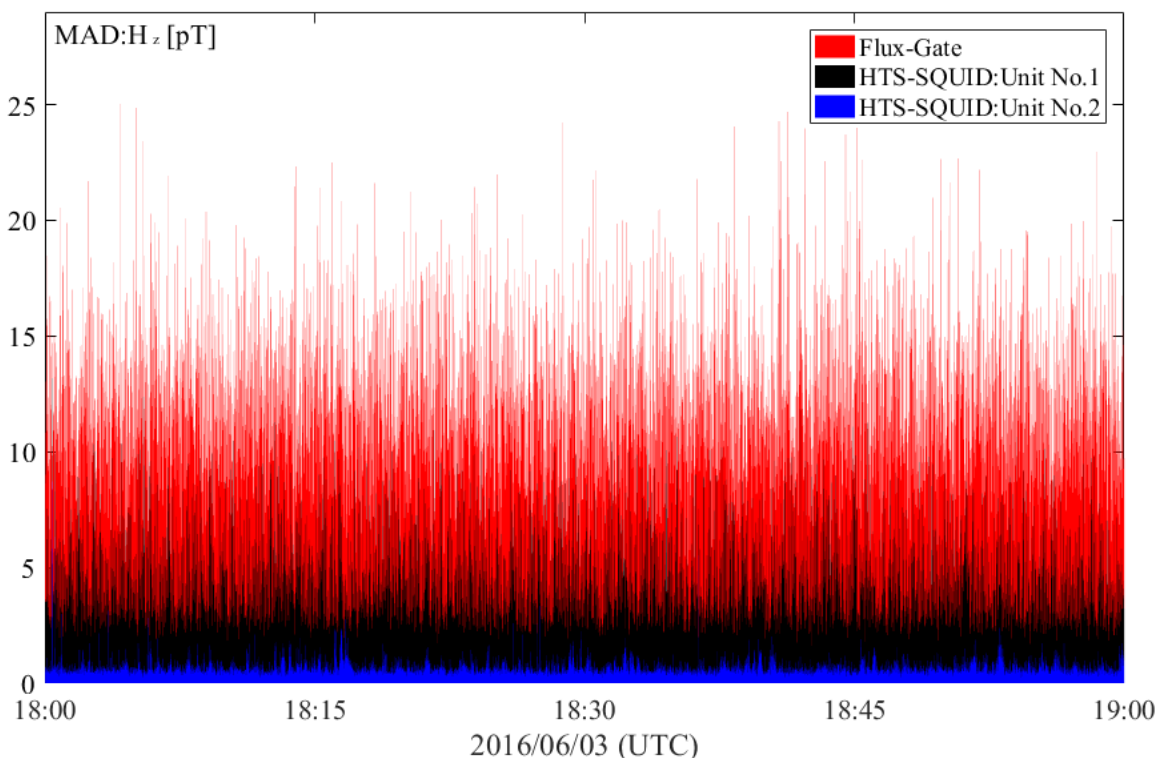


図 3.17 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 2 号機、1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果における平均絶対誤差 (MAD) による評価

図3.17において、3つの磁力計におけるばらつきを比較することを目的として同一の軸に3種の磁力計におけるMADの計算値のプロットを行なった。ばらつきの大きき順に、フラックスゲート磁力計(Flux-Gate:赤)、HTS-SQUID磁力計1号機(HTS-SQUID Unit No.1:黒)、HTS-SQUID磁力計2号機(HTS-SQUID Unit No.2:青)として図中に示している。また、この時間におけるMADの平均値の計算も行なった。結果を図3.18、および、表3.3に示す。

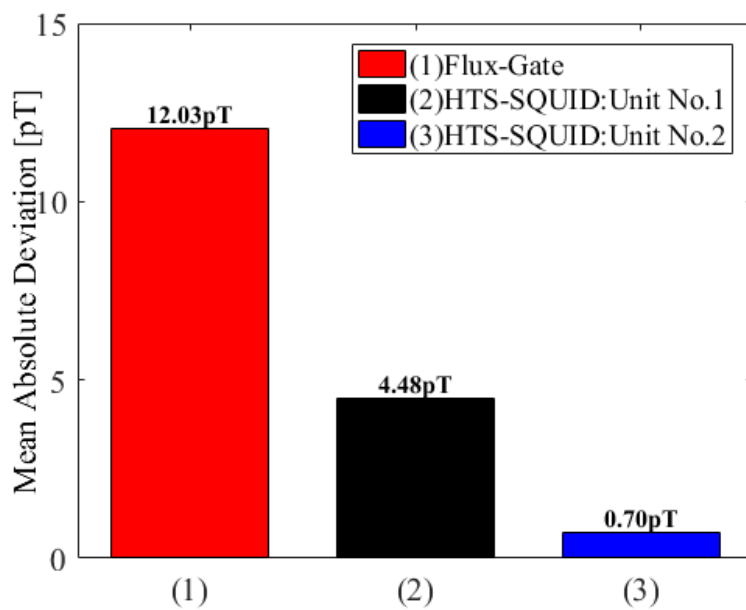


図 3.18 いわき地磁気観測点における HTS-SQUID 磁力計 2 号機, 1 号機とフラックスゲート磁力計の地磁気観測結果における平均絶対誤差 (MAD) の平均値

表 3.3 標準絶対偏差によるフラックスゲート磁力計, HTS-SQUID 磁力計 1 号機, HTS-SQUID 磁力計 2 号機の評価結果

Magnetometer	Date	MAD Time	MAD (pT) $H_z$
フラックスゲート磁力計	2016/06/03	1sec(10 points)	12.03
HTS-SQUID1 号機	2016/06/03	1sec(50 points)	4.48
HTS-SQUID2 号機	2016/06/03	1sec(50 points)	<b>0.70</b>

### 3.4 地磁気異常信号の観測結果

福島県いわき市において可動する地磁気観測システムにおいて、地震発生時に記録された特に重要な観測結果について述べる。2013年9月19日17時25分(UTC)に発生したM5.9の地震で、図3.19に示す位置で発生した。

地図の作成にはGMT[15]~[18]を利用し、地図の描画に用いたデータとして国土地理院によって提供されている10mメッシュの標高データ[21]を用いている。また、震源の座標データとしては気象庁の公開する地震データ[22]を利用している。

図3.19には、赤い円形に塗りつぶされたマーカーで地震発生した座標を示している。また、いわき地磁気観測点はIWKと記された、黒縁の円形のマーカーでいわき地磁気観測点の座標を示している。地震発生した地点と観測点の位置を比較すると、近距離で、規模も大きい地震が発生したものであることがわかる。一般に、地震が発生した深さも考慮した位置のことを震源、対して、地表面における座標を震央と呼ぶ。震央と観測地点との地球上における2地点間の距離を国土地理院の測量計算サイト[24]を用いて計算すると、5.8kmと言う計算結果を得ることができた。また、気象庁の発表した[22]今回の地震に関する情報によると、深さが17kmであった。以上より、およそ18kmの震源距離の地震であったということがわかる。

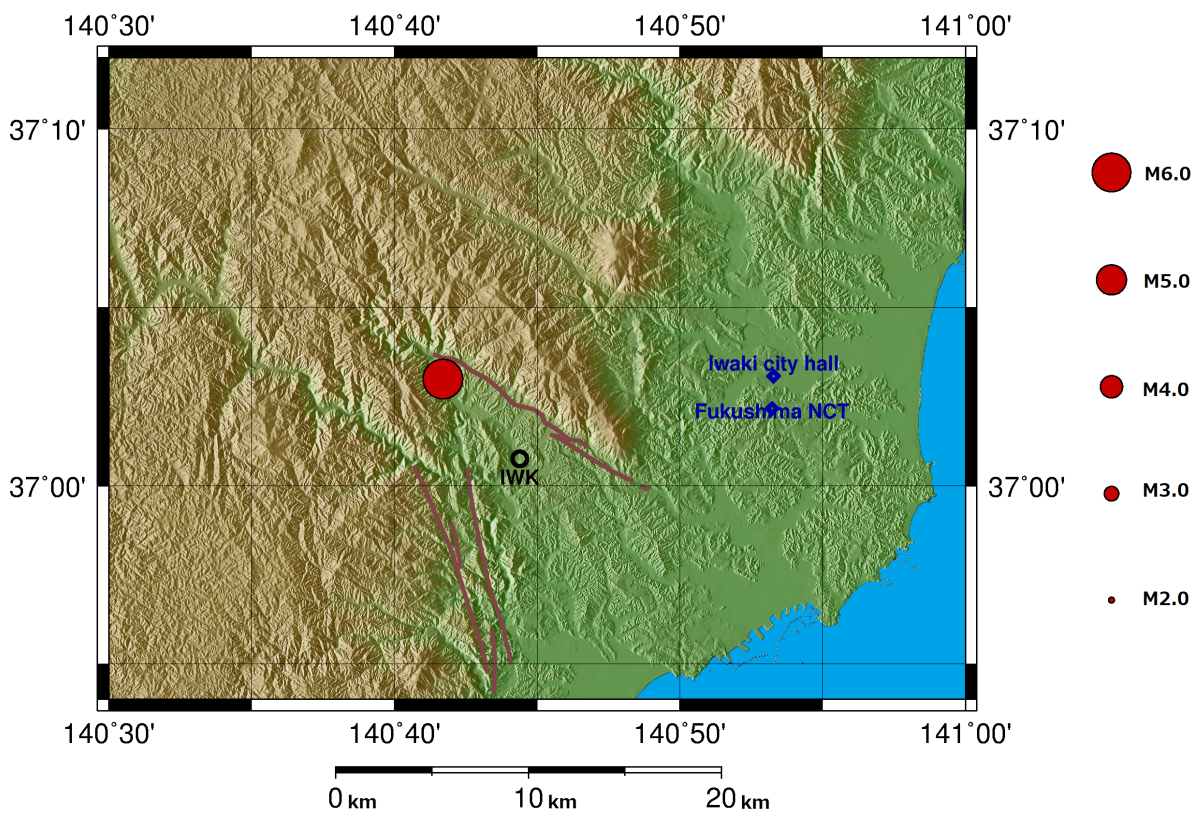


図 3.19 いわき観測点で観測された2013年9月19日17時25分(UTC)に発生したM5.9地震といわき観測点(IWK)を示した周辺地図

この時、いわき観測点での地磁気観測は開始しており、この時稼働していた HTS-SQUID 磁力計 1 号機において、重要な地磁気信号の変化を連続的に観測することに成功した。3 軸方向の 1 分間における地磁気信号観測結果を図 3.20 に示す。また、この時、特に地磁気信号が変化している  $z$  軸方向の観測結果を図 3.21 に示す。図 3.21 に示す、上部のプロッ

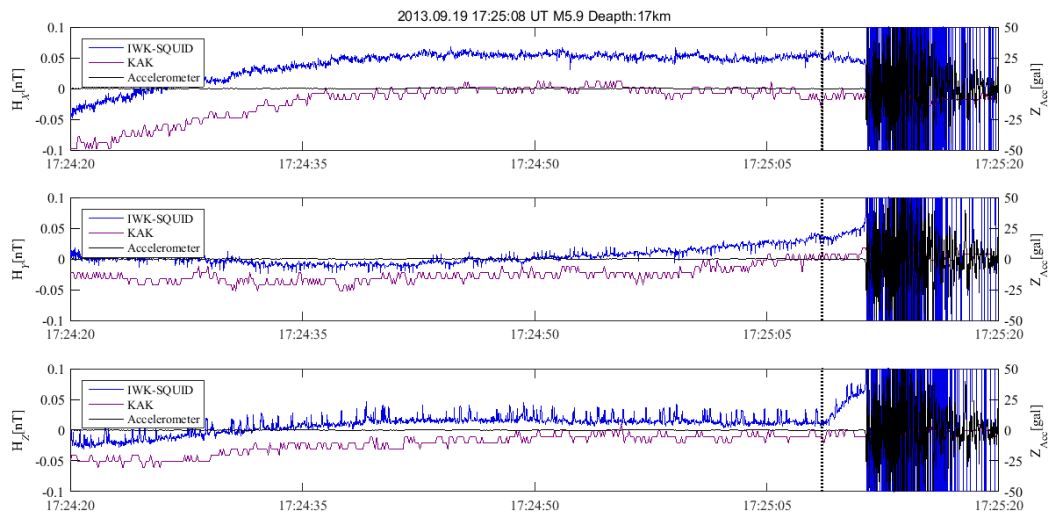


図 3.20 いわき観測点で観測された地磁気異常信号 (3 軸方向)

ト軸には HTS-SQUID 磁力計 1 号機で観測した地磁気信号 (IWK\_SQUID), および柿岡地磁気観測所で観測された地磁気信号, 0.1 秒値 (KAK)[23] をプロットしている。対して下部のプロット軸には, HTS-SQUID 磁力計と同時に観測された加速度計の観測値をプロットしている。双方の軸に縦方向に伸びる点線が気象庁の発表する [22] 地震発生時刻を示している。

気象庁の発表する地震発生時刻付近から、いわき観測点における HTS-SQUID 磁力計 1 号機の観測値が少しずつ正の方向に変化を開始した。一方、柿岡地磁気観測所における信号には特徴的な変化はなく平穏状態を維持し続けているため、影響範囲の小さいローカルな信号であることがわかる。また、加速度計はこの時変化がなく、地震発生から地震波が到達していない状況が数秒間続いたのち、大きく値が動いて、地震波の到達を確認することができる。加速度計の値が動き出すと同時に HTS-SQUID 磁力計の値が大きく動い



ているが、これは地震波が到達し、磁力計そのものが揺れることによって生じる、観測値の動きであり。この観測結果は岩手宮城内陸地震時に観測された信号 [12], [13] と同様な信号だと言えるものの、変化量としては50pT程度と小さいだけでなく、一方向に変化し続けた結果の総変化量であるので、非常に小さな変化である。しかしながら、高解像度な地磁気観測を可能にする HTS-SQUID 磁力計で明白に観測することに成功した重要な観測結果となった。

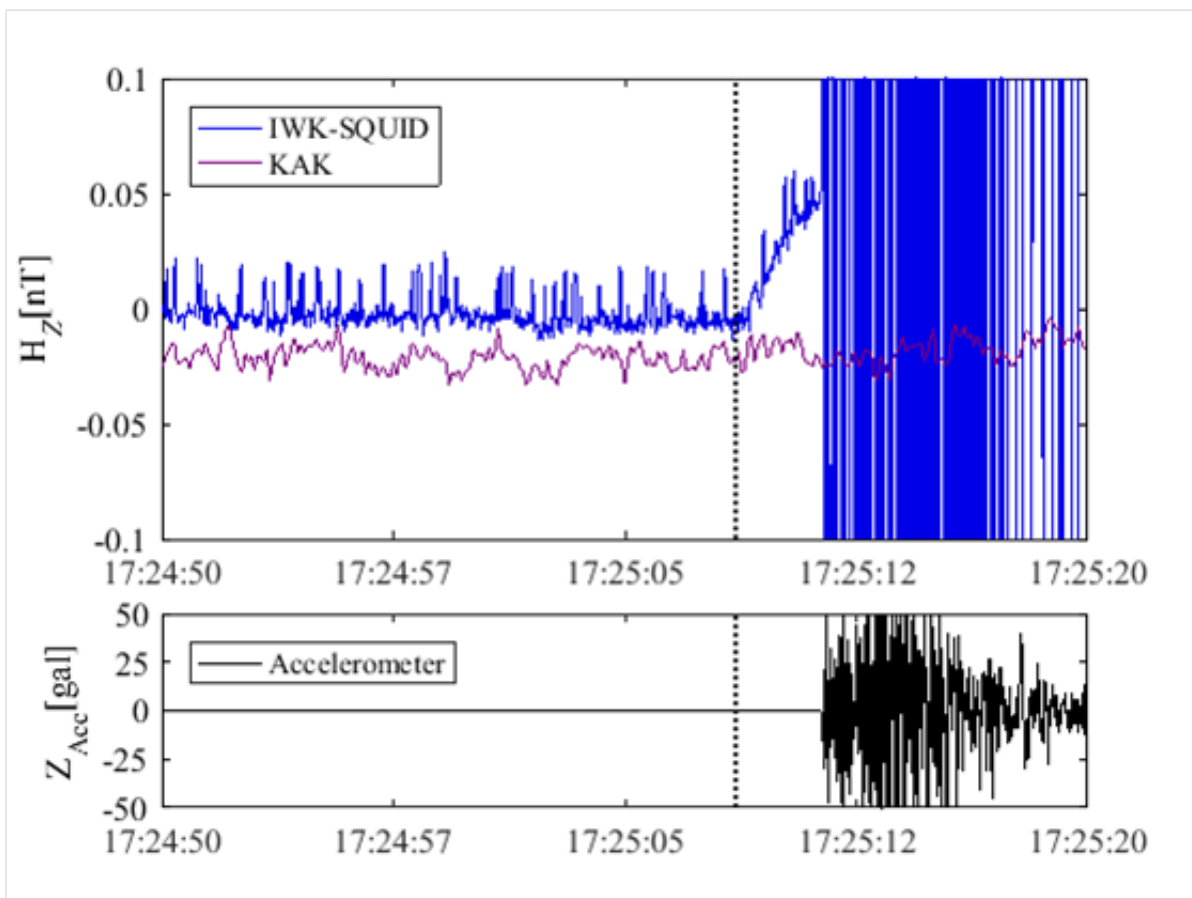


図 3.21 いわき観測点で観測された地磁気異常信号

## 3.5 結言

本章において HTS-SQUID 磁力計を用いた高解像度地磁気観測システムにおける地磁気観測結果とその評価に関して述べた。いわき地磁気観測点において、それぞれのシステムと考えた時に生じるデバイスノイズに関して、HTS-SQUID 磁力計 1 号機、および HTS-SQUID 磁力計 2 号機を中心として客観的な評価を行なったが、想定通り、HTS-SQUID 磁力計 2 号機に対して HTS-SQUID 磁力計 1 号機が劣る精度となったが、どちらもフラックスゲート磁力計に比べて小さなノイズレベルであり、10pT 程度の微小な地磁気信号に関して、デバイスのノイズ信号に埋もれてしまうことなく、従来利用されている磁力計よりもより、高解像な地磁気観測システムであると言える。さらに、いわき地磁気観測点で稼働している HTS-SQUID 磁力計に関しては液体窒素を補充するなどの、保守メンテナンス時を除いてほぼ、連続観測が行えており、地磁気観測という分野においても有効なものであった。

また、本章では地震発生時に観測された微小な地磁気信号に関するも述べている。2013 年 9 月にいわき観測点近隣で発生した M5.9 の地震に関して最大で、50pT 程度の大きさの地磁気信号を観測することができた。この事実に関するも、観測された信号が深夜であることから、外的要因で人為的に発生する信号である可能性が低い。さらに、HTS-SQUID 磁力計 1 号機の  $z$  軸方向の磁力計素子で観測された、HTS-SQUID 磁力計 1 号機の評価において示されたデバイスノイズレベルは、4.2pT であるので、HTS-SQUID 磁力計 1 号機の性能面において、観測された地磁気信号の信頼性を担保することができた。

## 第4章 高精度地磁気推定

### 4.1 序言

本章では、我々が提案する高精度地磁気推定方法について述べる。これまで、地磁気推定の分野では、サンプリング周波数として1Hzよりも高い周波数での地磁気推定の議論は十分に行われておらず、サンプリング周波数が10Hz以上での地磁気推定方法は未だ確立していない。また、我々は、地球磁場信号における自然災害の検知技術は重要であると考えているが、自然災害の検知において地球磁場信号の検出には、地磁気推定技術は非常に重要な技術であると考えている。前述の地震時に発生する地磁気異常信号のような、地磁気異常信号の検出には、これまで以上に高精度で高解像度な地磁気推定技術が必要であることが予想される。したがって、本論文においては10Hzのサンプリング周波数における、高精度な地磁気推定方法について検討をおこなった。

## 4.2 地磁気異常検知と地磁気推定

### 4.2.1 地磁気異常検知方法

地磁気異常検知をする方法として地磁気推定を利用したものを提案する，方法を本節で述べる。自然災害を地磁気信号の側面から検知するために，信号処理において，地磁気信号の異常を検知する必要がある。そこで，我々は地磁気推定を一時的に用いた地磁気検知の方法を検討した。複数の地磁気観測点で同時にリアルタイム観測を行うことができる環境を想定し，以下図 4.1 に示す地磁気検知方法を提案する。推定対象とする地磁気観測

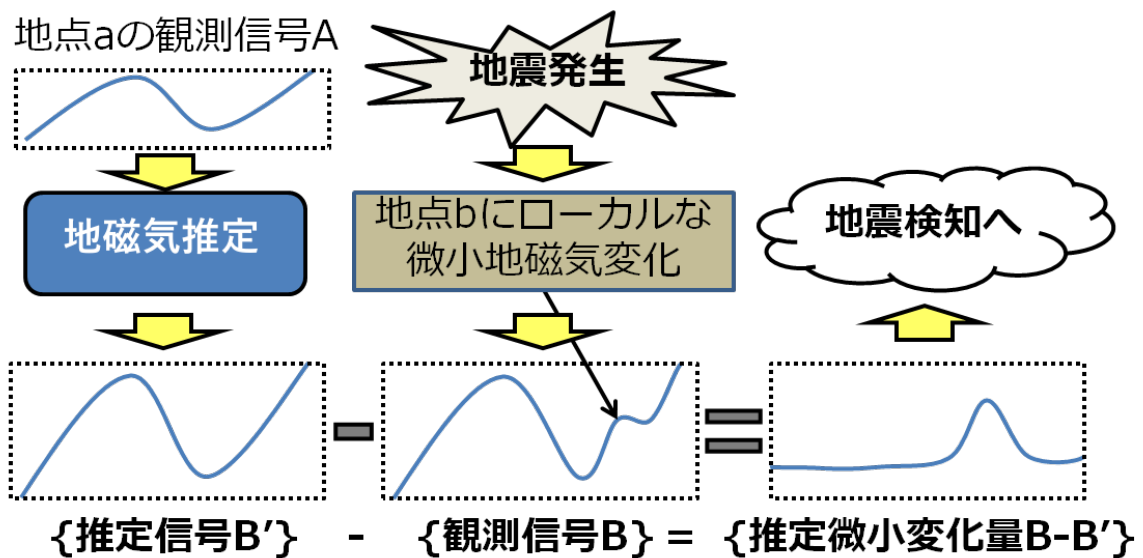


図 4.1 地磁気推定を利用した地磁気異常検知をする方法

点  $b$  とは別の観測点  $a$  で実際に観測された観測信号  $A$  を入力し，何らかの方法で観測点  $b$  の観測信号  $B$  の推定値である  $B'$  を生成する。観測点  $b$  の実際の観測信号である  $B$  との差分， $B - B'$  を計算し，ある閾値を超えた時，地磁気異常とする方法を想定している。この方法による地磁気異常検知を行う場合，最も地磁気推定方法が重要であり，議論の必要があると考えられる。本章において，別の地点の地磁気信号を入力し，高精度に地磁気推定を行う方法について提案する。

### 4.2.2 地磁気推定における想定モデル

今回地磁気推定を行うにあたり，地磁気信号のモデルとしては日本国内程度の規模においては，式 4.1 に示したものを想定する。

$$H_{gs} = H_{local} + H_{global} \quad (4.1)$$

地磁気信号は距離の二乗に反比例することもあり，発生源が遠方であればあるほど，地磁気観測点の座標による変化が小さくなり，また，発生源が近距離であるほど，観測点の座標による差が大きくなる事実が存在する。自然現象の一つである地磁気信号  $H_{gs}$  は非常に局所的な地磁気信号である  $H_{local}$  と比較的に大規模な範囲に影響する  $H_{global}$  を加算した信号であるものとした。

## 4.3 地磁気推定に利用する技術

### 4.3.1 ニューラルネットワーク

我々は、近年、計算機技術、データ保存媒体の高性能化や学習手法の発達に影響していることなど、様々な要因で大きく成長している研究分野であるニューラルネットワークに着目した。一般にはAI、ディープラーニングなどの名称が使われ、多岐にわたる技術、および手法をまとめて総称されることが多くみられる。近年のニューラルネットワーク技術においては、画像識別問題に取り組むためのモデルや [25]、音声信号を処理するためのモデル [26]、自動翻訳を行うための言語処理用のモデル [27] など、多種多様な計算問題に取り組むことができ、それぞれの分野で好成績を残している技術群である。

そこで、我々は最新のニューラルネットワーク技術が、汎用性の高い、多種多様な問題に対して応用が可能な技術であることを踏まえ、高精度な地磁気推定が可能であると考え、地磁気推定の方法として適応することとした。

### 4.3.2 Autodecoder

今回、我々が提案する地磁気推定方法の要素技術として Autoencoder[25] を用いる。Autoencoder は入力したベクトルから特徴量を抽出するためのニューラルネットワークモデルであり、画像 [25] だけでなく音声信号に対しても有用であり [28] 汎用性の高いニューラルネットワークモデルである。図 4.2 に示す、左部のようなニューラルネットワーク構造を取る。入力ベクトルに対し、隠れ層にあたるベクトルのサイズを小さく設定し、出力層では入力ベクトルと同じサイズにする。入力ベクトルに対して出力ベクトルの値がより近づくように各層のバイアス値および、各層間の重みを更新することで学習を行う。学習後、図 4.2 中の右部のように切り出し、入力層にベクトルを入力することで、入力された値の情報を圧縮したような、本論文では特徴量と呼ぶベクトルを生成することができる。図 4.2 における Autoencoder のニューラルネットワーク計算例を示す。入力層にあたる図 4.2 における左部分の入力ベクトルをここでは  $X$  として式 4.2 に示す。

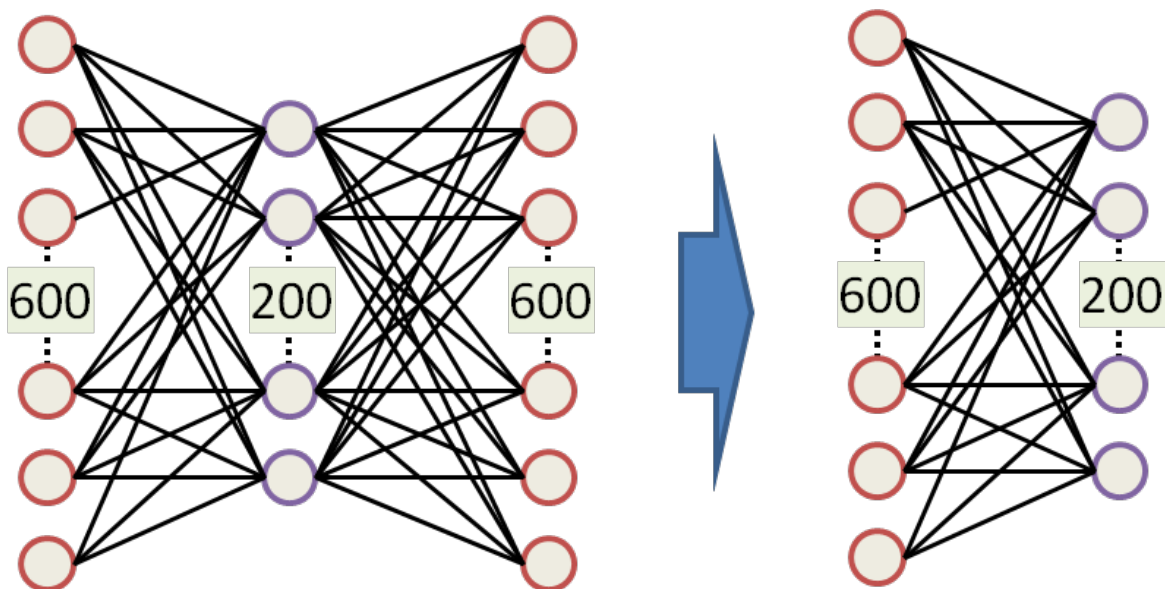


図 4.2 Autoencoder モデル

$$X = \begin{pmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_{599} \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

また、入力層と隠れ層においてそれぞれ結合している重み  $W_{encoder}$  を式 4.3 に示す

$$W_{encoder} = \begin{pmatrix} w_{encoder}^{0,0} & w_{encoder}^{0,1} & \cdots & w_{encoder}^{0,599} \\ w_{encoder}^{1,0} & w_{encoder}^{1,1} & \cdots & w_{encoder}^{1,599} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{encoder}^{199,0} & w_{encoder}^{199,1} & \cdots & w_{encoder}^{199,599} \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

加えて、バイアスにあたる  $B_{encoder}$  を式 4.4 に示す。

$$B_{encoder} = \begin{pmatrix} b_{encoder}^0 \\ b_{encoder}^1 \\ \vdots \\ b_{encoder}^{199} \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

最後に、本論文の Autoencoder における活性化関数  $f_{hidden}(z)$  を式 4.5 に示す。

$$f_{autoencoder}(z) = \begin{cases} 1 & (z > 1) \\ z & (-1 \leq z \leq 1) \\ -1 & (z < -1) \end{cases} \quad (4.5)$$

したがって、入力層から隠れ層間で生じる計算は式 4.6 のようになる。

$$\begin{aligned} Y_{encoded} &= \begin{pmatrix} y_{encoded}^0 \\ y_{encoded}^1 \\ \vdots \\ y_{encoded}^{199} \end{pmatrix} \\ &= f_{autoencoder}(W_{encoder}X + B_{encoder}) \\ &= \begin{pmatrix} f_{autoencoder}(\sum_{i=0}^{599} w_{encoder}^{0,i} x_i + b_{encoder}^0) \\ f_{autoencoder}(\sum_{i=0}^{599} w_{encoder}^{1,1} x_i + b_{encoder}^1) \\ \vdots \\ f_{autoencoder}(\sum_{i=0}^{599} w_{encoder}^{199,i} x_i + b_{encoder}^{199}) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (4.6)$$

次に、次の計算ステップである隠れ層から出力層に該当する重みとバイアスを同様に式 4.7、式 4.8 に示す。

$$W_{decoder} = \begin{pmatrix} w_{decoder}^{0,0} & w_{decoder}^{0,1} & \cdots & w_{decoder}^{0,199} \\ w_{decoder}^{1,0} & w_{decoder}^{1,1} & \cdots & w_{decoder}^{1,199} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{decoder}^{599,0} & w_{decoder}^{599,1} & \cdots & w_{decoder}^{599,199} \end{pmatrix} \quad (4.7)$$



$$B_{decoder} = \begin{pmatrix} b_{decoder}^0 \\ b_{decoder}^1 \\ \vdots \\ b_{decoder}^{599} \end{pmatrix} \quad (4.8)$$

したがって、隠れ層から出力層間で生じる計算は式 4.9 のようになる。

$$\begin{aligned} Y_{decoded} &= \begin{pmatrix} y_{decoded}^0 \\ y_{decoded}^1 \\ \vdots \\ y_{decoded}^{199} \end{pmatrix} \\ &= f_{autoencoder}(W_{decoder}Y_{encoded} + B_{decoder}) \\ &= \begin{pmatrix} f_{autoencoder}(\sum_{i=0}^{199} w_{decoder}^{0,i}x_i + b_{decoder}^0) \\ f_{autoencoder}(\sum_{i=0}^{199} w_{decoder}^{1,1}x_i + b_{decoder}^1) \\ \vdots \\ f_{autoencoder}(\sum_{i=0}^{599} w_{decoder}^{599,i}x_i + b_{decoder}^{599}) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (4.9)$$

Autoencoder における学習フェーズにおいては、 $W_{encoder}$ ,  $B_{encoder}$ ,  $W_{decoder}$ ,  $B_{decoder}$  の 4 つの行列の各要素の値を更新していき入力層に与えられたベクトルと出力層から得られる各要素の差が小さくなるように学習が行われる。また Autoencoder では式 4.10 とすることで自由度を下げるにより、学習の収束速度を上げる試みがなされることがあるが、精度を比較した結果、 $W_{encoder} \neq W_{decoder}^T$  とした。

$$W_{encoder'} = W_{decoder'}^T \quad (4.10)$$

### 4.3.3 Stacked-Autoencoder

前述の Autoencoder を積層し、徐々に情報次元を圧縮する Stacked-Autoencoder に関して述べる。一般にニューラルネットワークは多層構造にすることで多様性が向上することが知られている。しかしながら、多層にすることで、逆誤差伝搬などの方法によって学習させた時、出力層から離れるほど、伝搬する値が減衰してしまう。この現象を解決したものが Stacked-Autoencoder である。Stacked-Autoencoder は事前学習というフェーズで前述の Autoencoder を学習させることを繰り返し、それぞれの Autoencoder を図 4.3 のように積層する。これによりパラメータを一層ずつ学習させることができ、層が深くなるにつれて、逆誤差伝搬が減衰する現象を回避でき、多様性を向上させることができる方法である。今回我々は多様性を持ち汎用性の高いとされる Stacked-Autoencoder を応用した DNN モデルを提案する。

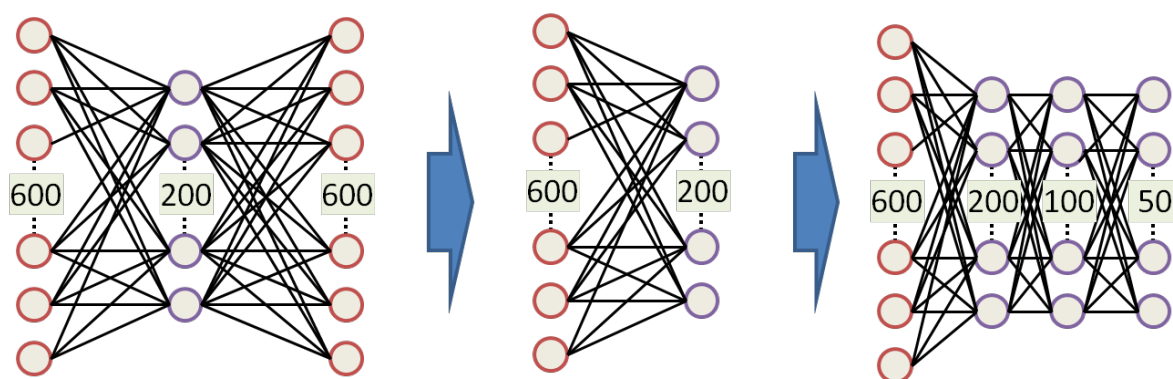


図 4.3 Stacked-Autoencoder モデル

## 4.4 地磁気推定ニューラルネットワークモデル

### 4.4.1 概要

今回我々が提案するニューラルネットワークモデルを以下図 4.4 に示す。本ニューラルネットワークモデルでは、以下のように、3 種類の信号処理を行うモデルである。

#### (1)-Encoder 層

複数の地磁気観測点から作成した入力ベクトルをそれぞれ特徴ベクトルに圧縮する。図 4.4 では左部分 (赤部分) にあたり、Stacked-Autoencoder を用いて学習された多層のニューラルネットワークで構成される。

#### (2)-特徴ベクトル変換層

(1) で抽出された特徴ベクトルを (3) に対応する特徴ベクトルに変換する。図 4.4 では中央部分 (緑部分) にあたり、3 層のニューラルネットワークで構成される。

#### (3)-Decoder 層

推定対象の特徴ベクトルから時系列信号に復元する。図 4.4 では右部分 (青部分) にあたり、Stacked-Autoencoder を用いて学習された多層のニューラルネットワークで構成される。

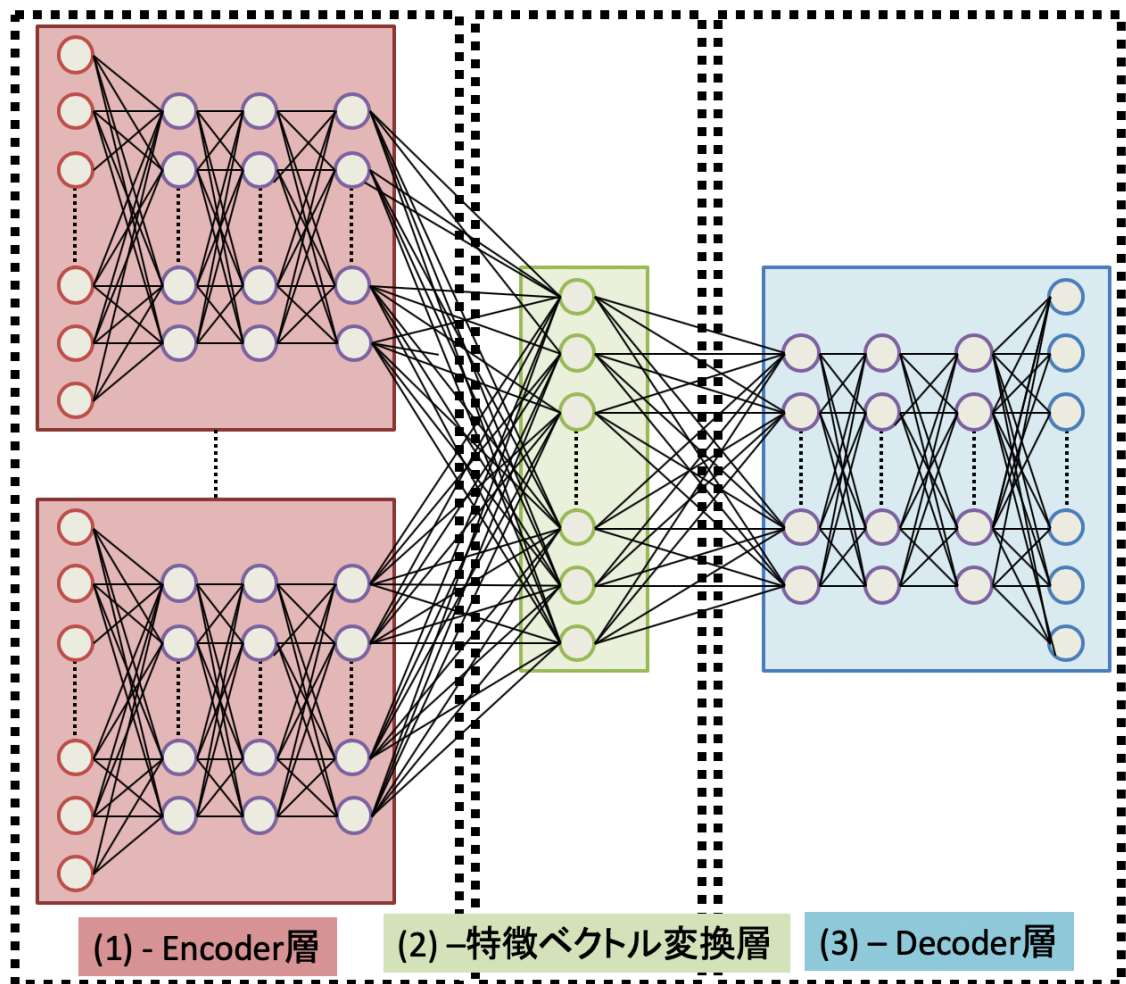


図 4.4 地磁気推定ニューラルネットワークモデル

#### 4.4.2 (1)-Encoder 層

Encoder 層では Autoencoder を用いて事前学習を行って積層した Stacked-Autoencoder を用いたニューラルネットワークを用いる。図 4.5 に示すようなモデルを複数用意し、それぞれのニューラルネットワークは Encoder 層では関連を持たせず、完全に独立した状態で学習を行う。Encoder 層ではノイズ成分を除外し、必要な成分のみを抽出する役割に期待できるものであり、本モデルにおいては、情報次元を効率よく圧縮するための層として機能する。また、Encoder 層に接続される (2)-特徴ベクトル変換層に対して与えるベクトルに影響するため、最終的に情報次元を圧縮されたベクトルの大きさとしては小さいほど計算量も小さくなるだけでなく、学習時の収束速度を向上させる効果に期待できる。Encoder 層に入力する入力ベクトルとしては、単一の観測点、および観測軸、10Hz の地磁気信号の 1 分間の信号を切り出し 600 点の時系列データを 600 次元の 1 つのベクトルとして Encoder 層の左端に対して入力する。本ニューラルネットワークモデルでは、観測点および観測軸を複数入力することを想定し、Encoder 層では複数のニューラルネットワークを観測点および観測軸毎に用意する。

例えば、柿岡地磁気観測点の  $z$  軸方向の特徴ベクトルを抽出するモデルと女満別地磁気観測点の  $z$  軸方向の地磁気信号を入力とする時は図 4.5 に示すようなニューラルネットワークを 2 つ用意する、といったように、利用できる観測点や観測軸に従って、柔軟に地磁気推定を行うことを想定している。今回構築したモデルにおいては図 4.5 に示すように 3 段階に情報次元を圧縮することとし、ベクトルの大きさを  $600 - 200 - 100 - h$  となるように構築した。 $h$  をニューラルネットワーク毎に我々が決定するためのパラメータとして定義し、次の (2)-特徴ベクトル変換層に対して、入力することになるベクトルの大きさを Encoder 層のニューラルネットワーク毎に変えることで、Encoder 層で生成される特徴ベクトルの影響度を明示的に変えることができる効果に期待できるパラメータである。今回構築した Encoder 層におけるニューラルネットワークでは  $h$  としては 15, 30, 45 を選択した。

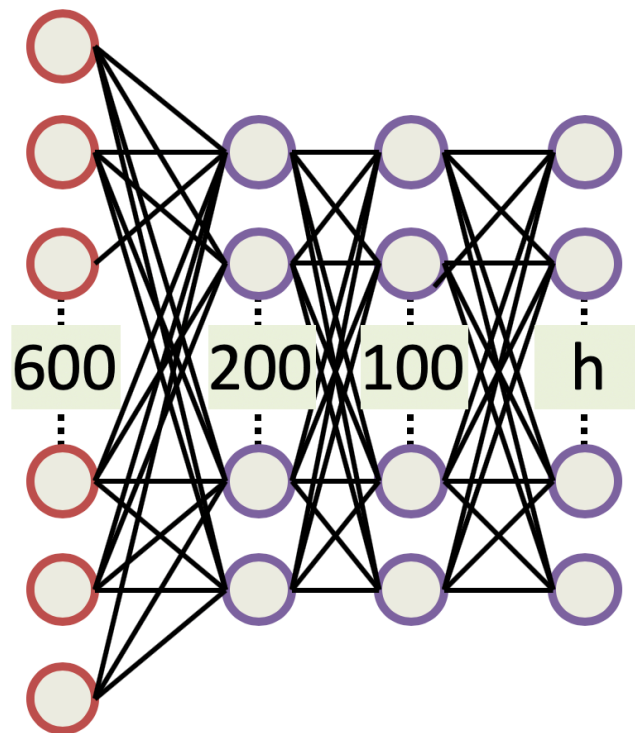


図 4.5 地磁気推定ニューラルネットワークモデル:Encoder 層

### 4.4.3 (2)-特徴ベクトル変換層

特徴ベクトル変換層では前述した (1)-Encoder 層で抽出した各入力ベクトルからの特徴量を結合し、一つのベクトルとして入力し、後述する (3)-Decoder 層の入力となる地磁気推定対象の特徴量に変換する機能を持つ。特徴量の変換には図 4.6 に示すような 3 層のニューラルネットワークモデルを用いている。入力信号の特徴量から推定信号の特徴量に変換するよう学習させるために、教師データとして推定先の特徴量が必要となるが、推定先の特徴量の作成には (3)-Decoder 層を学習する段階で同時に生成される、推定先の実信号から特徴量を抽出する機能のある Encoder 部分を用いて実際の信号から生成した特徴量を用いて学習を行った。本ニューラルネットワークモデルを実際に構築した際に用いた特徴ベクトル変換層は、図 4.6 に示すように、入力層 (225)-隠れ層 (1000)-出力層 (45) としてニューラルネットワークモデルとして採用している。特徴ベクトル変換層では、隠れ層のベクトルの大きさがモデルとしてのパラメータとなっているが、いくつか精度における比較をした結果、今回は 1000 を採用した。また、今回ニューラルネットワークの活性化関数としては、Autoencoder で事前学習を行っている Encoder 層、Decoder 層とは異なり、式 4.11 に示す活性化関数を利用した。

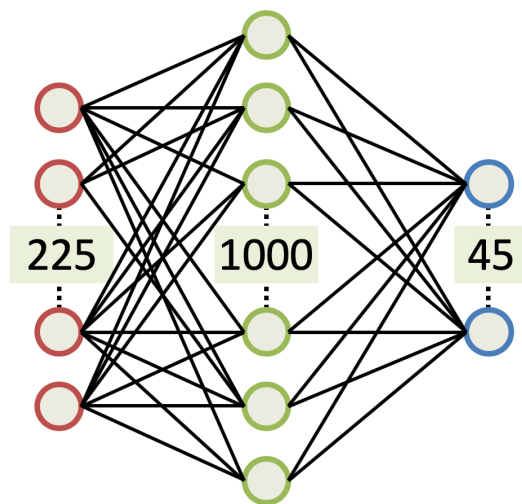


図 4.6 地磁気推定ニューラルネットワークモデル:特徴ベクトル変換層

$$f_{trans}(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (4.11)$$

#### 4.4.4 (3)-Decoder 層

Decoder 層では図 4.3 に示したように Autoencoder のモデルで入力層側半分を用いていたが、図 4.7 に示すように、出力層側半分の層を切り出し、積層していき図 4.8 に示すような、多層のニューラルネットワークモデルを採用した。

学習方法は Autoencoder と同様に事前学習を行っている。Encoder 層で学習に使ったデータとは異なり、地磁気推定を対象とする地磁気信号を入力する。高精度な地磁気推定を行うためには、Encoder 層に入力する地磁気信号と同等以上の解像度で観測された地磁気信号を地磁気推定対象の Decoder 層を学習するために必要であることが考えられる。本論文では、実際にニューラルネットワークを構築し、学習、推定を行うにあたり、地磁気推定対象としてはいわき地磁気観測点の地磁気信号がふさわしいと考え、後述の推定結果としてはいわき地磁気観測点における地磁気推定の結果に関して述べている。いわき地磁気観測点を対象としてモデル構造の検討を行なった結果、図 4.8 に示すように、45-100-200-600 の構造を持ったニューラルネットワークにおいて高い性能を発揮した。



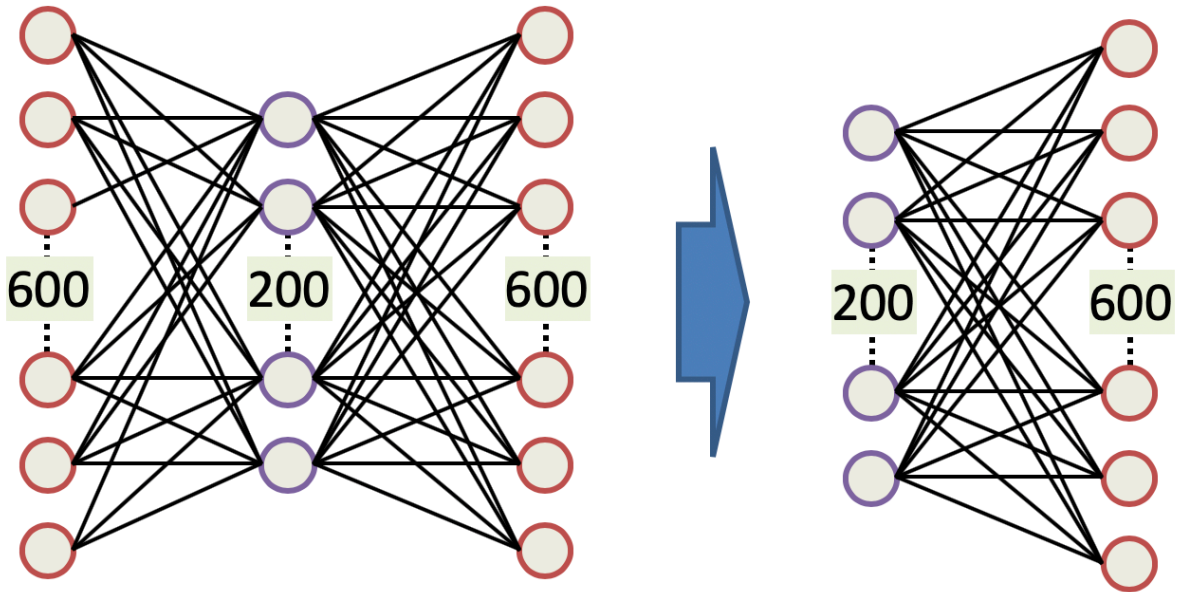


図 4.7 Autoencoder モデルにおける Decoder 部分

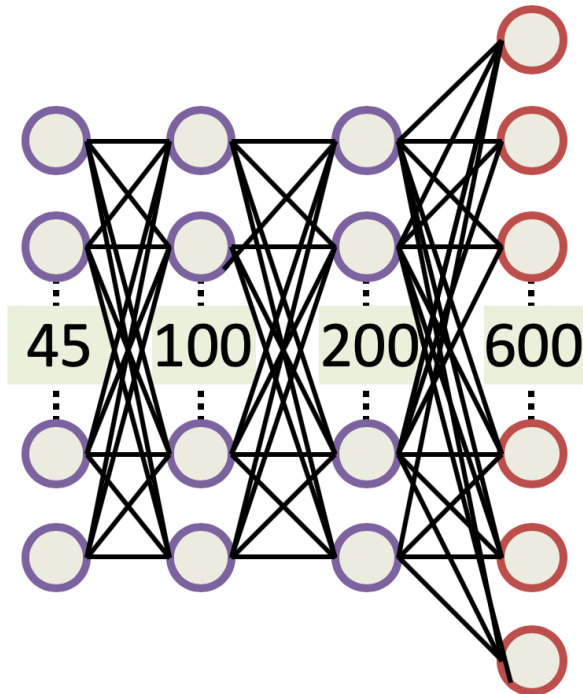


図 4.8 地磁気推定ニューラルネットワークモデル:Decoder 層

#### 4.4.5 実際に構築したニューラルネットワークモデル

本論文において、実際に推定を行なったモデルに関して述べる。実際に構築した地磁気推定ニューラルネットワークモデルを図 4.9 に示す。前述の Encoder 層に対して入力する地磁気信号は、地磁気観測点および地磁気観測軸ごと、女満別:MMB, 柿岡:KAK, 鹿屋:KNY に関する  $x, y, z$  軸方向の観測結果 ( $\{10\text{Hz}$  1 分間 600 点の時系列信号) を入力ベクトルとした。従って Encoder 層では 9 つのニューラルネットワークを持つモデルとなった。また、Encoder 層の最終層のベクトル次元にあたる  $h$  は以下のようにした。

女満別地磁気観測所 (MMB) $x$  軸方向 15

女満別地磁気観測所 (MMB) $y$  軸方向 15

女満別地磁気観測所 (MMB) $z$  軸方向 30

柿岡地磁気観測所 (KAK) $x$  軸方向 30

柿岡地磁気観測所 (KAK) $y$  軸方向 30

柿岡地磁気観測所 (KAK) $z$  軸方向 45

鹿屋地磁気観測所 (KNY) $x$  軸方向 15

鹿屋地磁気観測所 (KNY) $y$  軸方向 15

鹿屋地磁気観測所 (KNY) $z$  軸方向 30

また、Decoder 層の学習に用いた推定対象の地磁気信号としていわき地磁気観測点 (IWK) の  $z$  軸方向の地磁気信号を採用した。推定対象のいわき地磁気観測点の  $z$  軸方向の信号に対して、最も相関の強い信号であることが予想される、柿岡地磁気観測所の  $z$  軸方向の地磁気信号を特徴量の次元として多く持たせ 45 とし、いわき観測点からも距離が離れており、別方向の観測軸に関しては 15 の次元を Encoder 層の出力とした。従って特徴量変換層においてはこれらの特徴量を結合したものが入力ベクトルとなるので、225 の大きさの特徴量からいわき地磁気観測点の推定特徴量である 45 の次元を持つベクトルに変換するモデルとなった。情報次元を圧縮された特徴量から推定対象であるいわき地磁気観測点の特徴量の推定値に変換され、情報次元を復元することによって推定値を得るモデルである。本モデルの特徴として、圧縮後の情報次元の大きさを意図的に差をつけることで、各観測点の影響度をフレキシブルに変更が可能である点にあると考える。

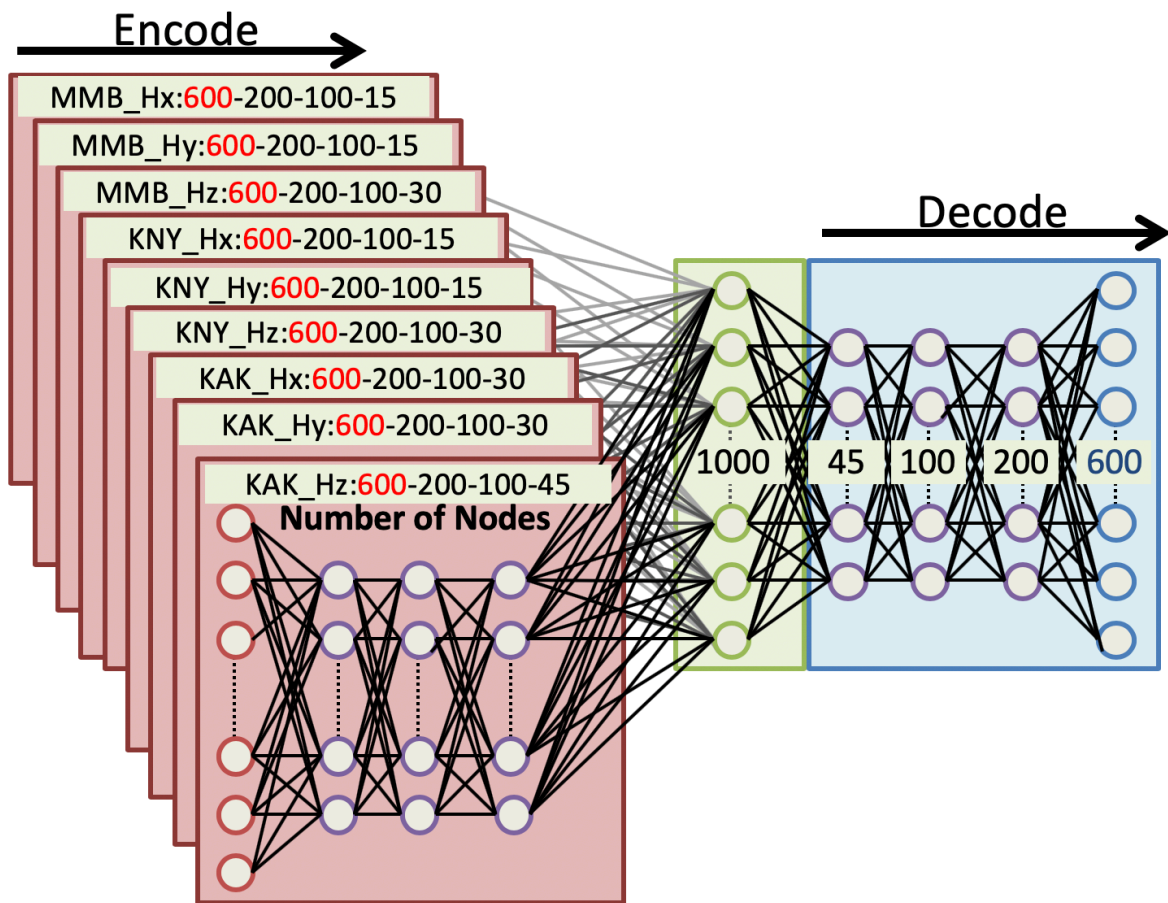


図 4.9 地磁気推定ニューラルネットワークモデル

## 4.5 学習方法

### 4.5.1 最適化方法

近年のニューラルネットワーク技術の発達には、計算機技術の発達だけではなく、多層ニューラルネットワークにおける、最適化手法の技術発達も大きく貢献している。ニューラルネットワークを学習させるためには、前述の重み  $W$  とバイアス  $B$  を最適な値に更新する必要がある。ニューラルネットワークに利用される最適化手法が数多く発表されており、その中でもよく利用されている Adam[29], AdaGrad[30], AdaDelta[31], RMSProp[32], といった勾配法を応用した最適化手法について着目した。今回は、多層ニューラルネットワークにおける最適化性能において、特に有効であると発表されている [29]Adam を最適化手法として適用して利用することとした。学習は反復的に行われ、一回のステップごとに最適化対象のパラメータが更新される。最適化手法の Adam における各学習ステップで更新されるアルゴリズムを式 4.12, 式 4.13, 式 4.14, 式 4.15, 式 4.16, 式 4.17 に示す。

$$g_t = \nabla_{\theta} f_t(\theta_{t-1}) \quad (4.12)$$

$$m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot g_t \quad (4.13)$$

$$u_t = \beta_2 \cdot u_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot g_t^2 \quad (4.14)$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_{t-1}}{1 - \beta_1^t} \quad (4.15)$$

$$\hat{u}_t = \frac{u_{t-1}}{1 - \beta_2^t} \quad (4.16)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha \cdot \hat{m}_t \text{sqrt} \hat{u}_t + \epsilon \quad (4.17)$$

$\theta_t$  は最適化対象のパラメータであり、本論文においては、ニューラルネットワークにおける重み  $W$  とバイアス  $B$  に当たるパラメータである。 $\alpha$ ,  $\beta_1$  および、 $\beta_2$ ,  $\epsilon$  は最適化を行うためのパラメータであり、Adam が発表された論文 [29] では、 $\alpha = 0.001$ ,  $\beta_1 = 0.9$ ,  $\beta_2 = 0.999$ ,  $\epsilon = 10^{-8}$  が参考パラメータとして指定されているが、本論文で行なった学習においても同様に、 $\alpha = 0.001$ ,  $\beta_1 = 0.9$ ,  $\beta_2 = 0.999$ ,  $\epsilon = 10^{-8}$  を指定したパラメータで最適化処理を行なっている。また、式 4.12 にて使用されている  $f_t()$  は評価関数、もしくは目的関数と呼ばれる関数で、今回用いた評価関数に関しては後述する。現在のパラメータが  $\theta_t$  の評価をするために用いられる関数である。式 4.12, 式 4.13, 式 4.14, 式 4.15, 式 4.16, 式 4.17 に従って、各ステップごと ( $t = 0, 1, 3, \dots$ ) にパラメータ  $\theta_t$  が更新されていき、反復ごとに最適化処理が行われる手法となっている。また、式 4.12, 式 4.13, 式 4.14, 式 4.15, 式 4.16, 式 4.17 を見れば明らかであるが、勾配が一定であれば、更新されるパラメータの幅は小さくなっていくのがわかる。そのため最適化が進み、パラメータの値が目的の値に近づくほどゆっくりとしたパラメータの更新になり、最適化の完了がわかりやすい手法であるともいえる。

### 4.5.2 評価関数

本論文においてニューラルネットワークのパラメータの最適化を行うための、評価関数について述べる。ニューラルネットワークの入力ベクトルに対する、実際の出力層から得られるベクトルを式 4.18 のように定義する。

$$H_{output} = \begin{pmatrix} h_{output}^0 \\ h_{output}^1 \\ \vdots \\ h_{output}^n \end{pmatrix}, H_{supervisor} = \begin{pmatrix} h_{output}^0 \\ h_{output}^1 \\ \vdots \\ h_{output}^n \end{pmatrix} \quad (4.18)$$

またパラメータの最適化に用いる評価関数は、式 4.19 に示す関数を利用した。

$$f_{loss}(H_{output}, H_{supervisor}) = \frac{1}{n\Delta t} \sum_{i=0}^{n-1} |h_{output}^i - h_{supervisor}^i| \Delta t \quad (4.19)$$

一般に、平均絶対誤差 (Mean Absolute Error) と呼ばれる誤差を算出するための関数である。ニューラルネットワークの評価を行うための関数として使用されるので、ニューラルネットワークの学習に用いる教師ベクトル  $H_{supervisor}$  と実際の出力層から出力されるベクトル  $H_{output}$  との MAE を計算することで、スカラー値としての評価値を計算する。今回利用する最適化手法である Adam に対して  $f_{loss}(H_{output}, H_{supervisor})$  で計算されるスカラーを利用し、このスカラーが小さくなるようにニューラルネットワークのパラメータの最適化が進められる。

### 4.5.3 学習データセット

ニューラルネットワークにおける学習フェーズにおいて、データセットを用意するだけでなく、モデルに合わせた加工を行う必要がある。今回用いたデータはいわき観測点を含めた複数の地磁気観測点によって得られた、地磁気観測値を用いることにした。データセットに利用された観測点の位置を図 4.10 に示す。

今回提案するモデルにおける地磁気推定対象はいわき地磁気観測点のものであるので、入力に対する正解の値である教師データに当たるデータとしていわき地磁気観測点の観測値  $z$  軸方向。観測精度としてより高い磁力計を用いることで、学習効率、および学習後の推定結果向上につながるということを理由に HTS-SQUID 磁力計 2 号機の観測値を利用することとした。一方入力にあたる観測値は公営の地磁気観測所である柿岡地磁気観測所、女満別地磁気観測所、鹿屋地磁気観測所で観測された地磁気観測結果を用いる。入力ベクトルとしてはそれぞれ  $x$ ,  $y$ ,  $z$  軸の観測結果を使用するが、後述する地磁気推定結果では入力ベクトルを絞って学習させたモデルについても検討しているためモデルに合わせたデータセットを作成している。データセットは 2015 年 1 月から 2015 年 12 月までの期間でさらに、日本時間で深夜から早朝時間に相当する 16:00–19:00(UTC) の時間における観測結果のみを利用し、入力の各種観測点の地磁気観測結果のサンプリング周波数に合わせて  $10\text{Hz}$  信号で 1 分間、つまり 600 点ずつオーバーラップさせながら切り出し、総数 50 万データセットを用意した。切り出した観測値は  $-1$  から  $1$  の値となるよう、振幅とオフセットに補正をかける前処理を行なっている。

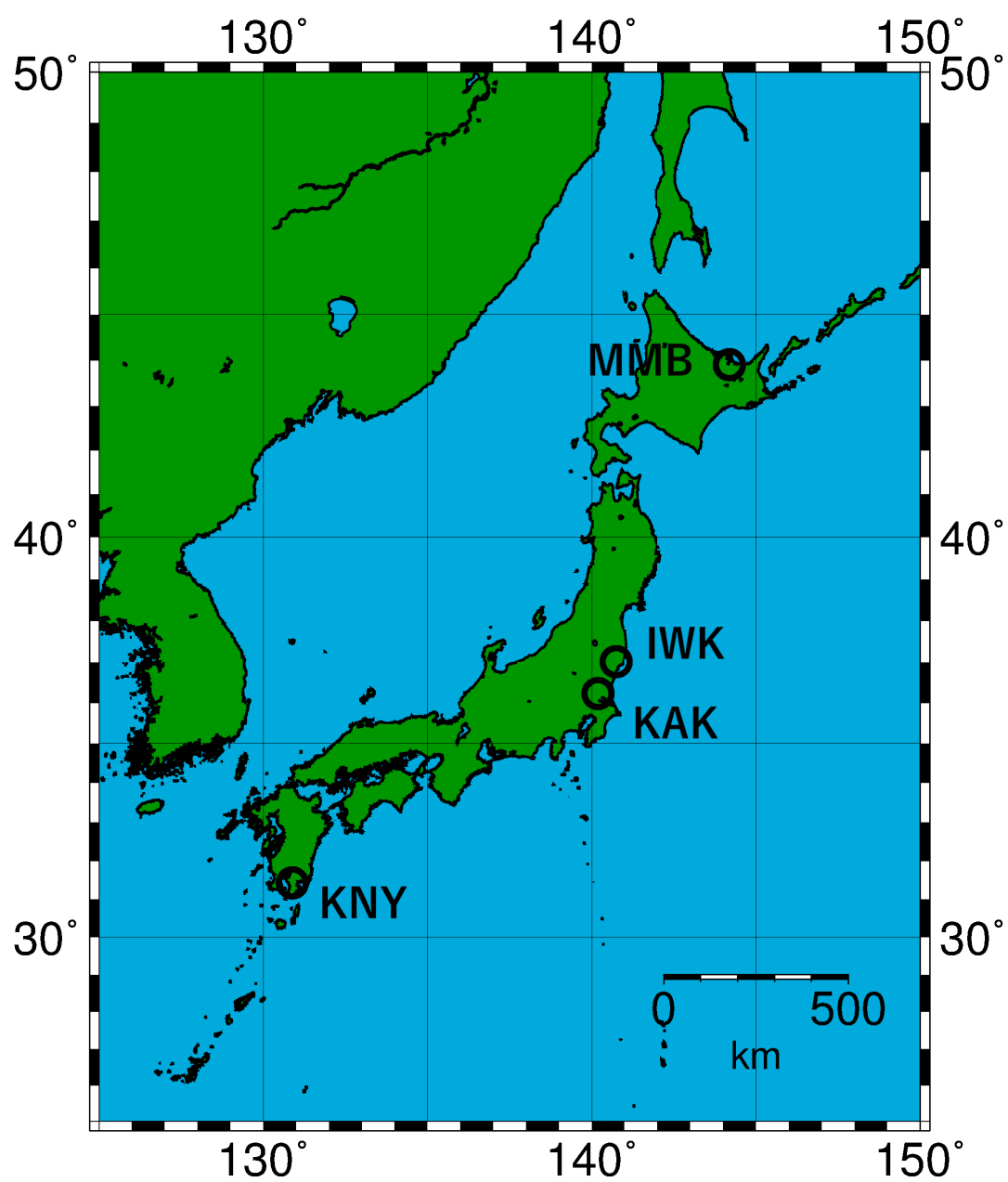


図 4.10 データセット作成に利用した観測データの地磁気観測点



#### 4.5.4 ミニバッチ学習

提案モデルにおいて前述のデータセットを用いた学習において、ミニバッチ学習を行う。一般に、データセット全てを一度にモデルに対してデータの入力を行なって、それに対する誤差を使って学習する方法を、バッチ学習と呼ぶ。対して、データセットから1つずつデータを取り出して、それぞれのデータから誤差を用いて学習する方法をオンライン学習と呼ぶ。上記2つのバッチ学習、オンライン学習の中間に位置付けられるのがミニバッチ学習である。ミニバッチ学習では、全データセットを一度に入力して、最適化処理を行うわけではなく、すべてのデータセットから一部のデータセットを切り出して最適化処理を行う方法をとる。

一般に、バッチ学習では最適化処理の収束が速いことがメリットにあげられるが、ニューラルネットワークの分野において、過学習と呼ばれる、学習用のデータセットにだけ特化した特性を示す現象が起りやすいだけでなく、入力するデータセットのうち一つ一つのベクトルに対して、勾配計算を行う必要があり、保持するデータ量が莫大になることが予想される。したがって、バッチ学習は、データセットが少なく、出力の表現パターンが少ない場合において、向いているものと考えられる。一方オンライン学習では、データを一つづつモデルに対して入力して最適化処理を行うため、一般的に、計算効率が悪く、収束までに要する時間がかかる。しかしながら、過学習が起りづらい特徴があるだけでなく、一度学習させたモデルに対してデータセットを増やし、再度学習させる場合など、汎用性の高いモデルの最適化を行う方法として有効な手段である。

ミニバッチ学習では両者の中間に位置付けられる手法であり、過学習を防ぎつつ、収束速度を維持する方法であるとも言える。今回我々は、ミニバッチ学習として50万データセットから1000データセットを一つの単位としてランダムに選び出すことで、過学習を防いだ上で、収束速度も維持する学習を行った。

## 4.6 地磁気推定結果

### 4.6.1 比較地磁気推定方法：3層ニューラルネットワーク

比較手法としてシンプルな構成の3層のニューラルネットワークで提案モデルと同様な地磁気推定を行った。ニューラルネットワークモデルを図4.11に示す。

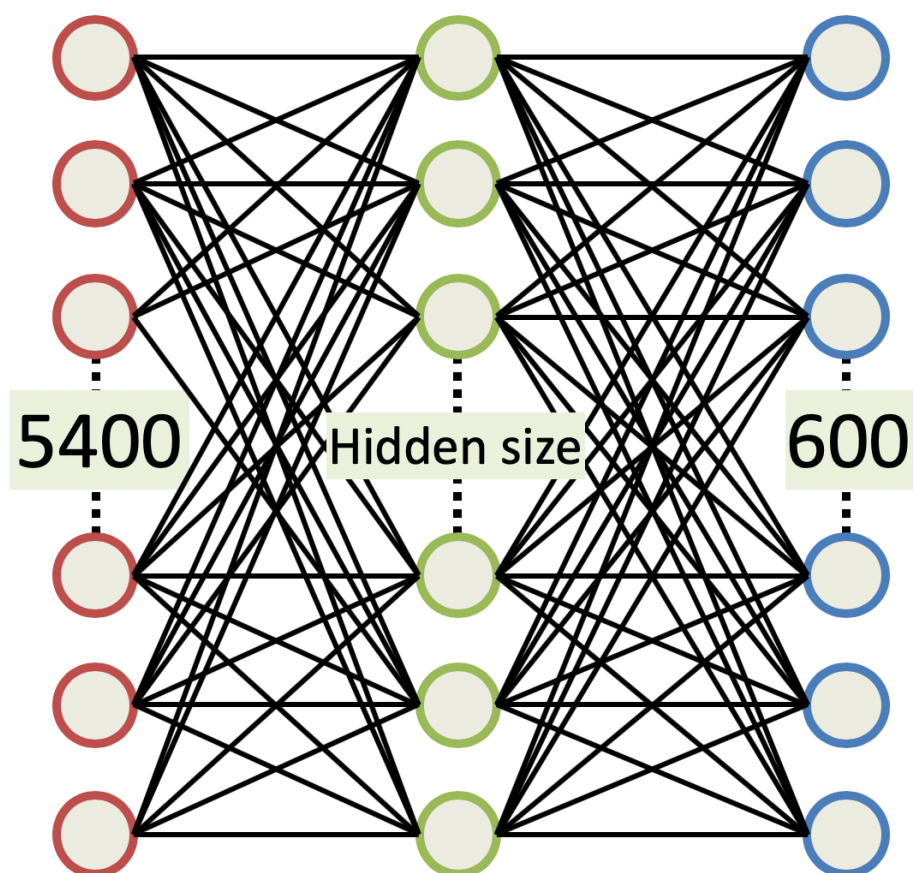


図 4.11 比較対象の3層ニューラルネットワークモデル

図4.11に示したようなニューラルネットワークモデルにおいて、50–2400の間で隠れ層 (Hidden size) を最小間隔が50として徐々に変化をさせていった時、今回のデータセットで最も精度が良好であった隠れ層が450であるニューラルネットワークを採用することとした。提案モデルと同じデータセットを用いているので各観測軸ごとに600点、さらに、3つの観測点の3つの観測軸のベクトルを全て一つのベクトルとして取り扱い、5400の次元を持つベクトルを1つのベクトルとして入力し、出力層の次元は提案手法と同一の600である。

まずはじめに、入力ベクトルを式4.20に示す。各観測所 (MMB, KAK, KNY), および観測軸 ( $x, y, z$ ) を繋げて一つのベクトルとして定義した。図4.11に示したようなニューラルネットワークモデルにおいて、50–2400の間で隠れ層を最小間隔が50として徐々に変化をさせていった時、今回のデータセットで最も精度が良好であった隠れ層が450であるニューラルネットワークを採用することとした。

$$X = \begin{pmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_{599} \\ x_{600} \\ x_{601} \\ \vdots \\ x_{1199} \\ x_{1200} \\ x_{1201} \\ \vdots \\ x_{1799} \\ x_{1800} \\ x_{1801} \\ \vdots \\ x_{2399} \\ x_{2400} \\ x_{2401} \\ \vdots \\ x_{2999} \\ x_{3000} \\ x_{3001} \\ \vdots \\ x_{3599} \\ x_{3600} \\ x_{3601} \\ \vdots \\ x_{4199} \\ x_{4200} \\ x_{4201} \\ \vdots \\ x_{4799} \\ x_{4800} \\ x_{4801} \\ \vdots \\ x_{5399} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{MMB,Hx}^0 \\ x_{MMB,Hx}^1 \\ \vdots \\ x_{MMB,Hx}^{599} \\ x_{MMB,Hy}^0 \\ x_{MMB,Hy}^1 \\ \vdots \\ x_{MMB,Hy}^{599} \\ x_{MMB,Hz}^0 \\ x_{MMB,Hz}^1 \\ \vdots \\ x_{MMB,Hz}^{599} \\ x_{KAK,Hx}^0 \\ x_{KAK,Hx}^1 \\ \vdots \\ x_{KAK,Hx}^{599} \\ x_{KAK,Hy}^0 \\ x_{KAK,Hy}^1 \\ \vdots \\ x_{KAK,Hy}^{599} \\ x_{KAK,Hz}^0 \\ x_{KAK,Hz}^1 \\ \vdots \\ x_{KAK,Hz}^{599} \\ x_{KNY,Hx}^0 \\ x_{KNY,Hx}^1 \\ \vdots \\ x_{KNY,Hx}^{599} \\ x_{KNY,Hy}^0 \\ x_{KNY,Hy}^1 \\ \vdots \\ x_{KNY,Hy}^{599} \\ x_{KNY,Hz}^0 \\ x_{KNY,Hz}^1 \\ \vdots \\ x_{KNY,Hz}^{599} \end{pmatrix} \quad (4.20)$$

次に図 4.11 に示した、モデルにおいて入力層から隠れ層の計算におけるパラメータの働きをする 2 層間をそれぞれ全接続を行う重み  $W_{input,hidden}$  とバイアス  $B_{hidden}$  を式 4.21 および式 4.22 に示す。 $W_{input,hidden}$  と  $B_{hidden}$  は学習フェーズによって決定され、推定時は定数として利用する。

$$W_{input,hidden} = \begin{pmatrix} w_{input,hidden}^{0,0} & w_{input,hidden}^{0,1} & \cdots & w_{input,hidden}^{0,5399} \\ w_{input,hidden}^{1,0} & w_{input,hidden}^{1,1} & \cdots & w_{input,hidden}^{1,5399} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{input,hidden}^{1199,0} & w_{input,hidden}^{449,1} & \cdots & w_{input,hidden}^{449,5399} \end{pmatrix} \quad (4.21)$$

$$B_{hidden} = \begin{pmatrix} b_{hidden}^0 \\ b_{hidden}^1 \\ \vdots \\ b_{hidden}^{449} \end{pmatrix} \quad (4.22)$$

また、活性化関数  $f_{hidden}(z)$  は式 4.23 に示す。

$$f_{hidden}(z) = \tanh(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (4.23)$$

したがって、入力層から隠れ層間で生じる計算は式 4.24 のようになる。

$$Y_{hidden} = \begin{pmatrix} y_{hidden}^0 \\ y_{hidden}^1 \\ \vdots \\ y_{hidden}^{449} \end{pmatrix} = f_{hidden}(W_{input,hidden}X + B_{hidden}) = \begin{pmatrix} f_{hidden}(\sum_{i=0}^{5399} w_{input,hidden}^{0,i} x_i + b_{hidden}^0) \\ f_{hidden}(\sum_{i=0}^{5399} w_{input,hidden}^{1,1} x_i + b_{hidden}^1) \\ \vdots \\ f_{hidden}(\sum_{i=0}^{5399} w_{input,hidden}^{449,i} x_i + b_{hidden}^{449}) \end{pmatrix} \quad (4.24)$$

同様に、隠れ層から出力層において生じる計算は式 4.25, 式 4.26, 式 4.27, 式 4.28 に示す。

$$W_{hidden,output} = \begin{pmatrix} w_{hidden,output}^{0,0} & w_{hidden,output}^{0,1} & \cdots & w_{hidden,output}^{0,449} \\ w_{hidden,output}^{1,0} & w_{hidden,output}^{1,1} & \cdots & w_{hidden,output}^{1,449} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{hidden,output}^{599,0} & w_{hidden,output}^{599,1} & \cdots & w_{hidden,output}^{599,449} \end{pmatrix} \quad (4.25)$$

$$B_{output} = \begin{pmatrix} b_{output}^0 \\ b_{output}^1 \\ \vdots \\ b_{output}^{599} \end{pmatrix} \quad (4.26)$$

$$f_{output}(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (4.27)$$

$$Y_{output} = \begin{pmatrix} y_{output}^0 \\ y_{output}^1 \\ \vdots \\ y_{output}^{599} \end{pmatrix} = f_{output}(W_{hidden,output} Y_{hidden} + B_{output}) = \begin{pmatrix} f_{output}(\sum_{i=0}^{449} w_{0,i} y_{hidden}^0) \\ f_{output}(\sum_{i=0}^{449} w_{1,i} y_{hidden}^1) \\ \vdots \\ f_{output}(\sum_{i=0}^{449} w_{599,i} y_{hidden}^{599}) \end{pmatrix} \quad (4.28)$$

#### 4.6.2 比較地磁気推定手法方法:伝達関数による推定

提案モデルに対する比較方法として、従来の地磁気推定方法とも言える、伝達関数を用いた推定方法を検討する。伝達関数を用いた地磁気推定方法の検討は以前から行われている [33], [34], 比較的古典的な方法といえる。一般に伝達関数は式 4.29 に示す,  $H(X)$  に相当するものを指し, 周波数領域で入力信号  $G(X)$  に対して伝達関数  $H(X)$  を乗算したものが出力信号  $F(X)$  とされるモデルである。

$$F(X) = G(X)H(X) \quad (4.29)$$

この時離散信号においても同様なモデルが適用でき, 地磁気推定の場合に置き換えると,  $F(X)$  が地磁気推定対象,  $G(X)$  が入力信号に相当する。地磁気推定において伝達関数を適用する場合, 推定タイミングによって, 伝達関数が増化する。したがって一意に決定するための方法として, 以下の方法をとった。前述のニューラルネットワークモデルで学習時につかっただータ全てでそれぞれの伝達関数を計算し, 各周波数成分ごとに (1) 平均値を取る, (2) 中央値を取る, の2つの方法を使って伝達関数を決定したものを今回比較対象として用いた。

### 4.6.3 K-index が 3 の時の地磁気推定結果

推定した期間の K-index が 3 であると発表された 2016 年 3 月 7 日における, 推定結果を検証するにあたり, 提案モデルの学習に用いた期間のデータ外, 実際の利用を想定するならば, 学習に利用したデータの期間からみて未来に当たるデータで検証すべきであるが, 今回学習に用いたデータセットのおよそ 3 ヶ月後のものを検証データとして利用している。推定する地磁気の期間として, 日本時間で深夜から早朝に相当する 18:00-19:00 を選択した。参考値として柿岡地磁気観測所の地磁気観測値 (KAK-Observed), およびいわき観測点 (IWK-Observed) の実際の観測値も同時に示している。また, 入力するベクトルの数を変化させ, 同様に推定を行った結果, および前述の比較推定方法の中央値を用いた伝達関数における推定結果も次のように表示している。



(a)-Estimated

3 観測点 3 軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(b)-Estimated

3 観測点 3 軸方向の地磁気信号を入力した 3 層ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.12 に示す。

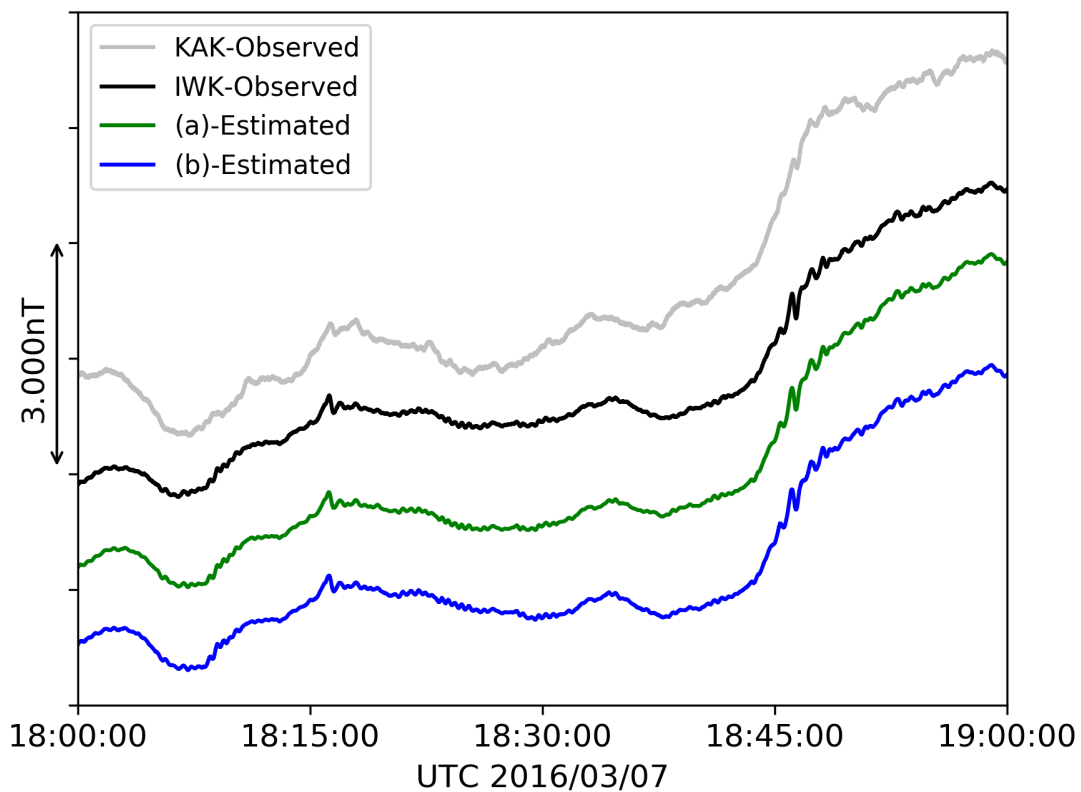


図 4.12 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:a,b)

(c)-Estimated

3観測点  $x, y$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(d)-Estimated

3観測点  $x, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.13 に示す。

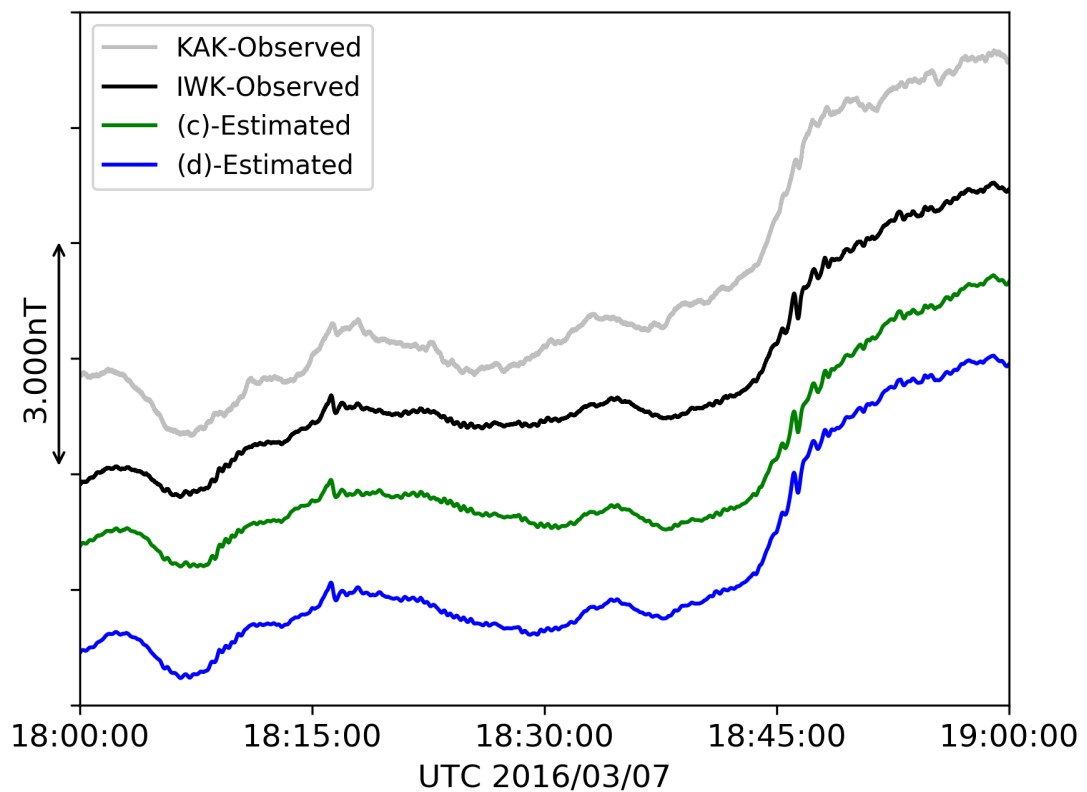


図 4.13 地磁気推定結果 (2016年3月7日1時間の範囲:c,d)

(e)-Estimated

3 観測点  $y, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(f)-Estimated

3 観測点  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.14 に示す。

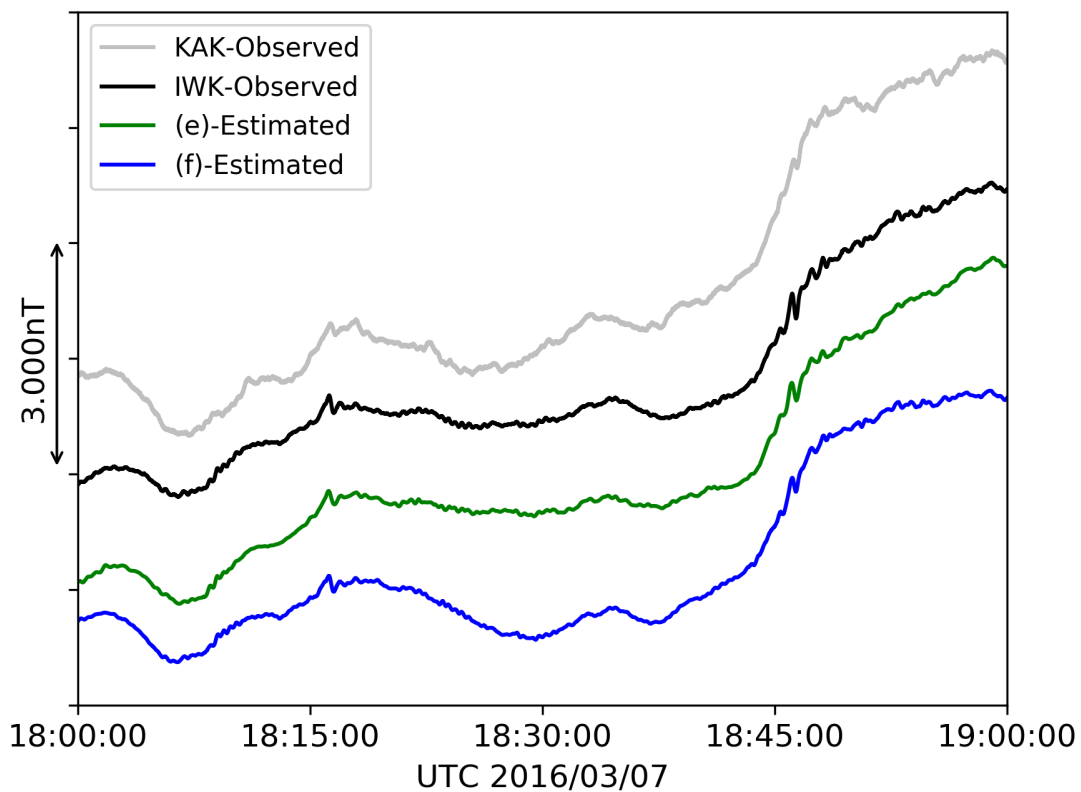


図 4.14 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:e,f)

(g)-Estimated

3観測点  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(h)-Estimated

3観測点  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.15 に示す。

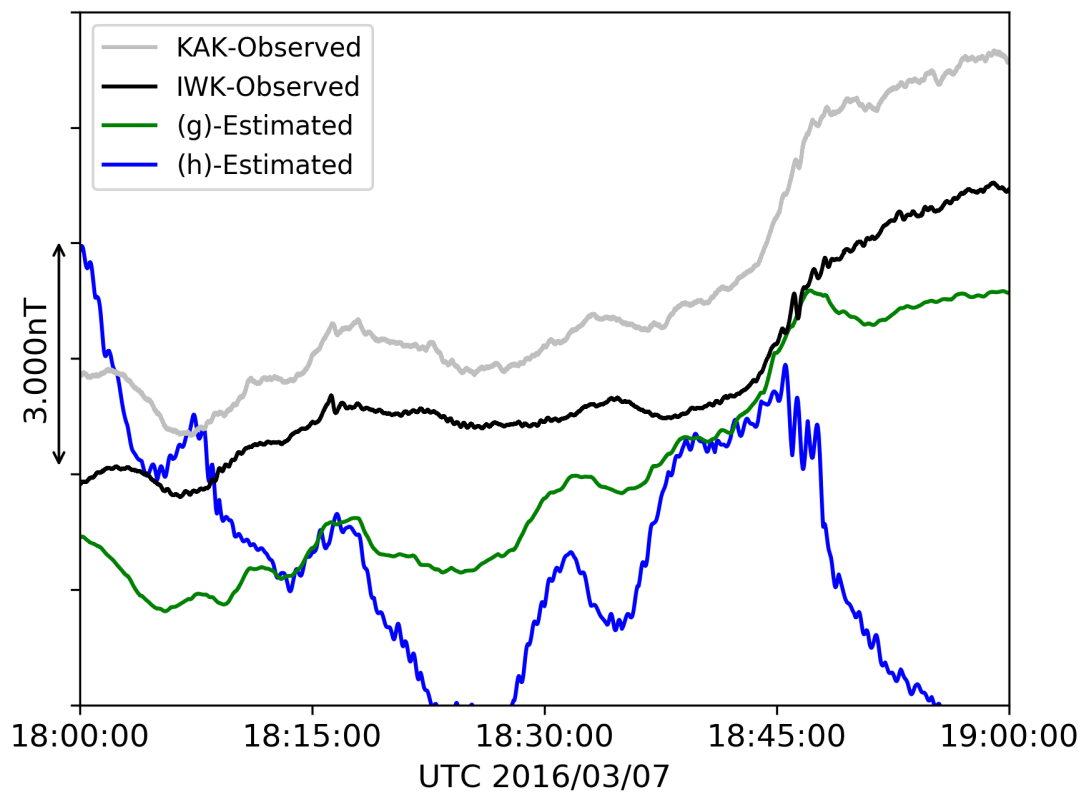


図 4.15 地磁気推定結果 (2016年3月7日1時間の範囲:g,h)

(i)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK) 3 軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(j)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.16 に示す。

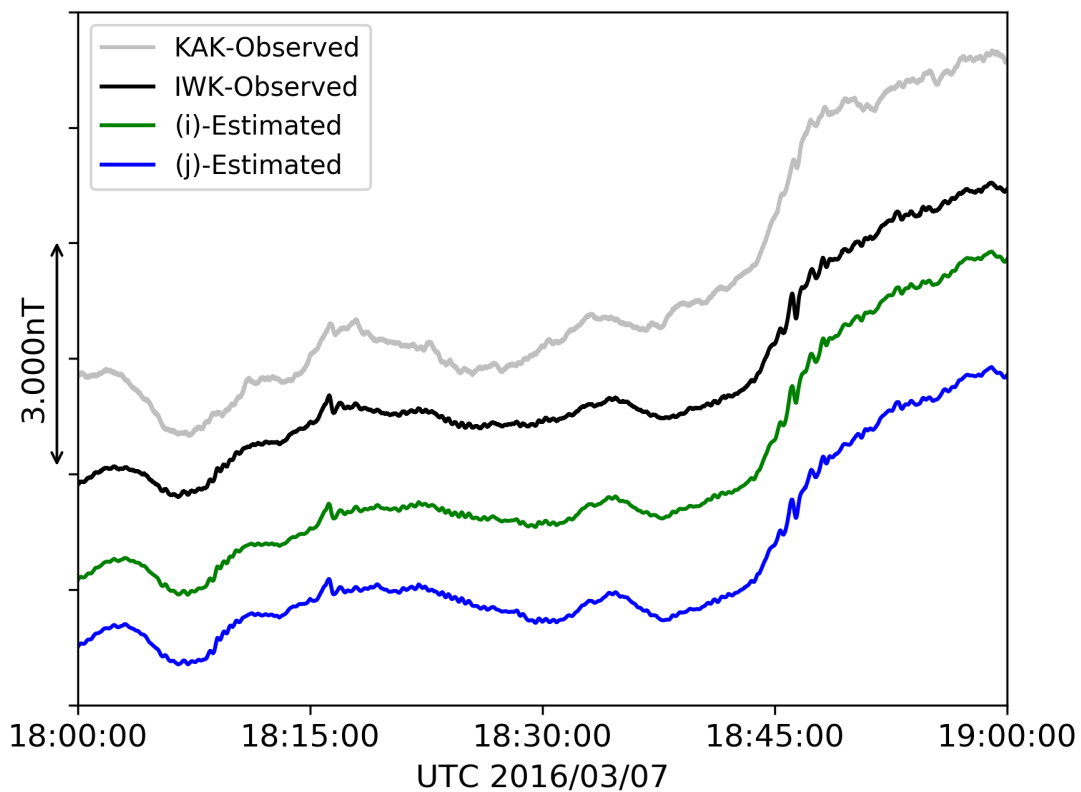


図 4.16 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:i,j)

(k)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(l)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.17 に示す。

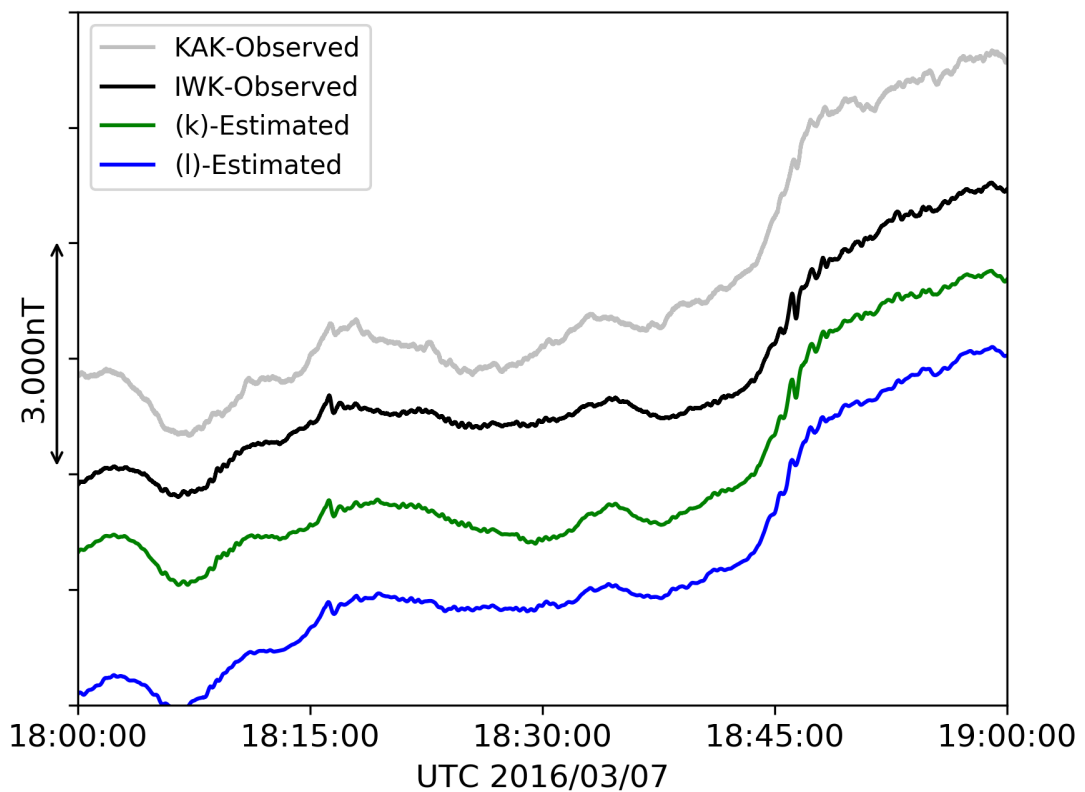


図 4.17 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:k,l)

(m)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(n)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.18 に示す。

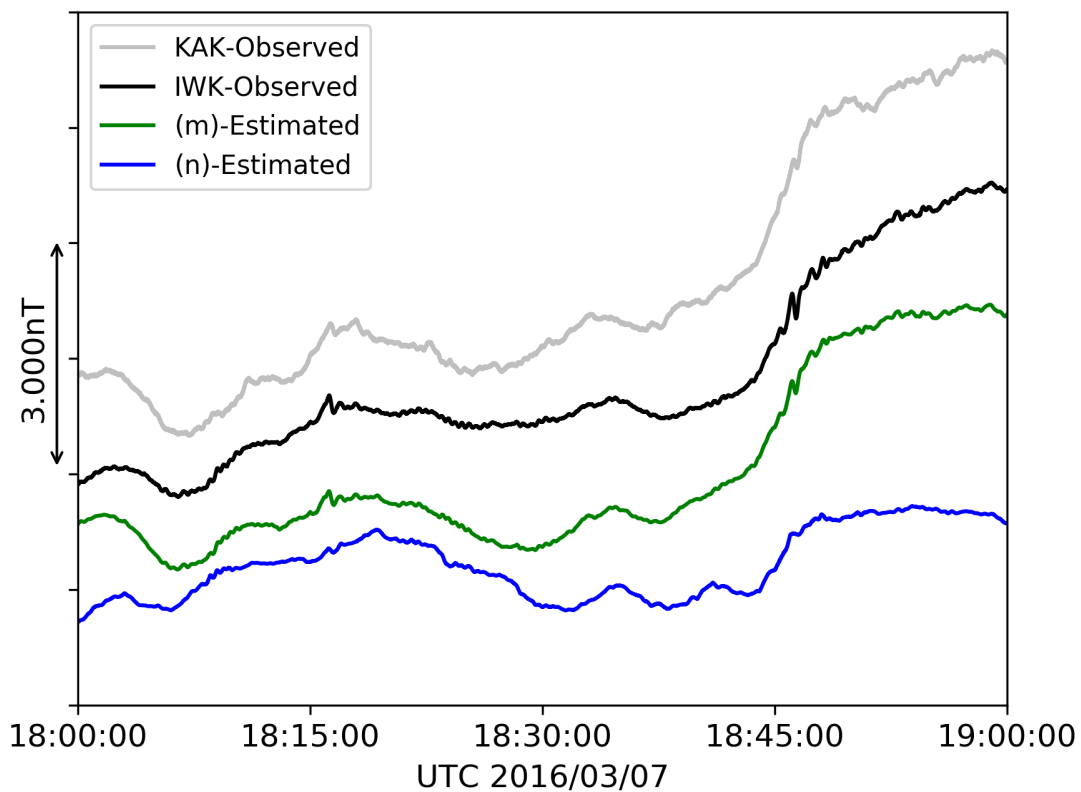


図 4.18 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:m,n)

(o)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(p)-Estimated

1 観測点 (KAK) 3 軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.19 に示す。

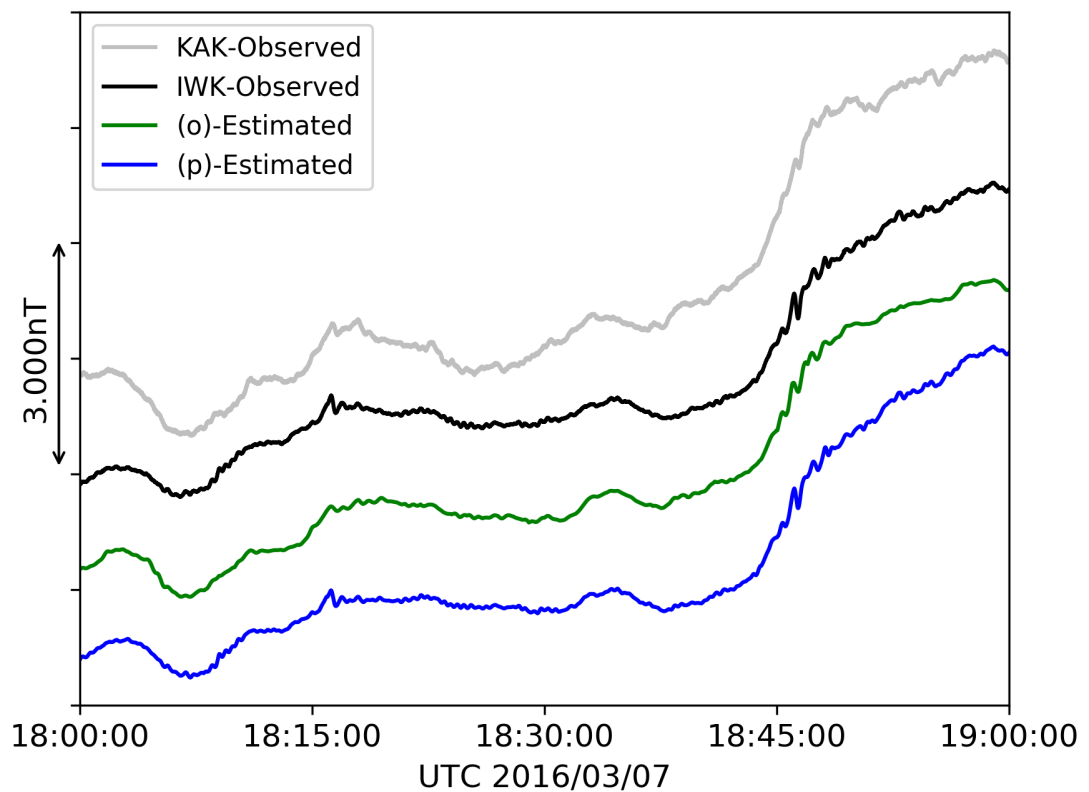


図 4.19 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:o,p)



(q)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(r)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる、地磁気推定結果を以下図 4.20 に示す。

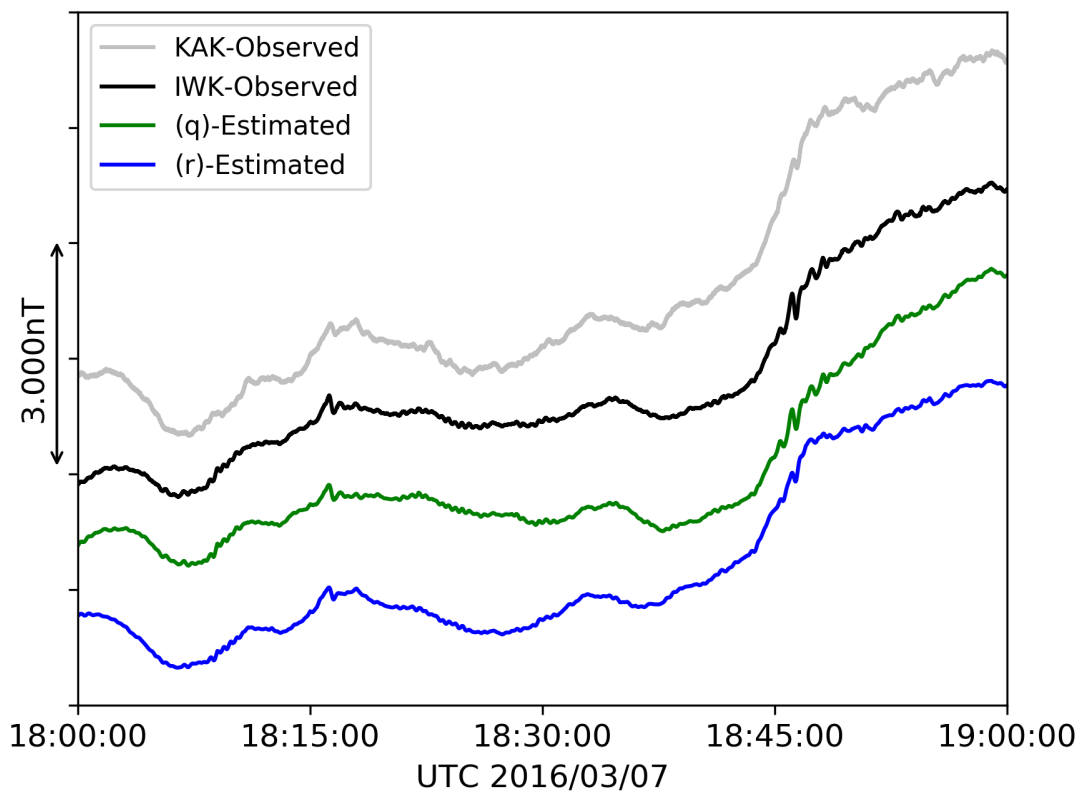


図 4.20 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:q,r)

(s)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(t)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.21 に示す。

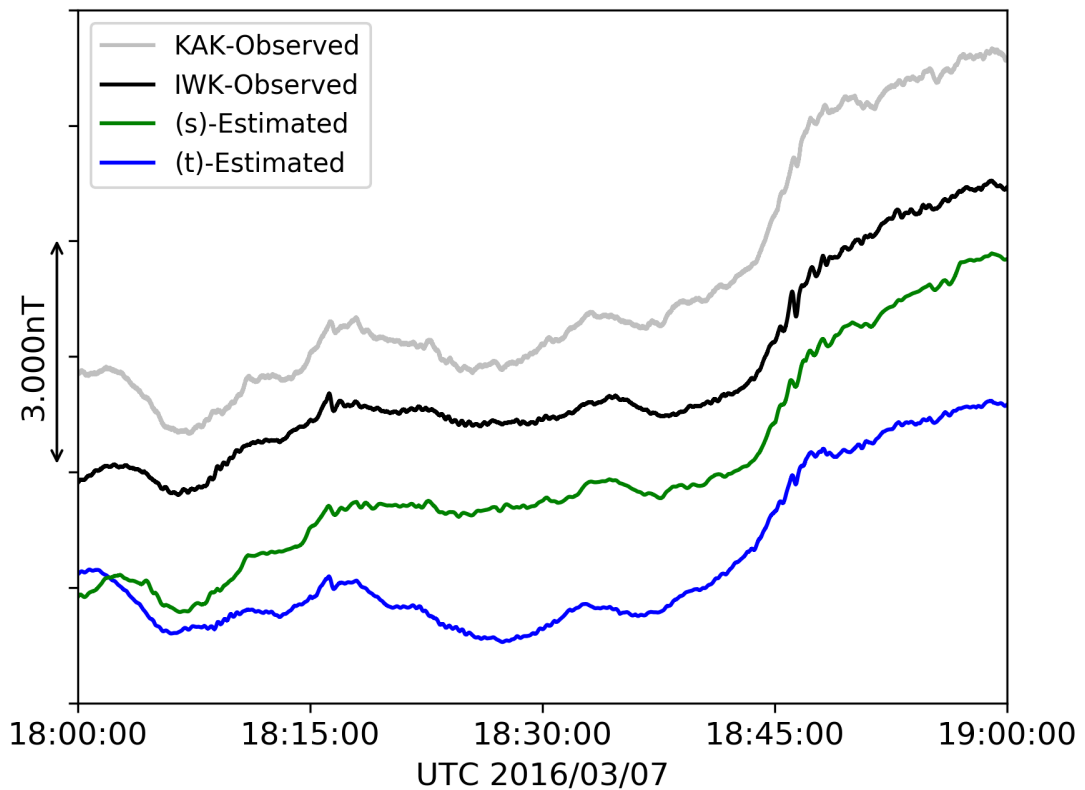


図 4.21 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:s,t)

(u)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(v)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.22 に示す。

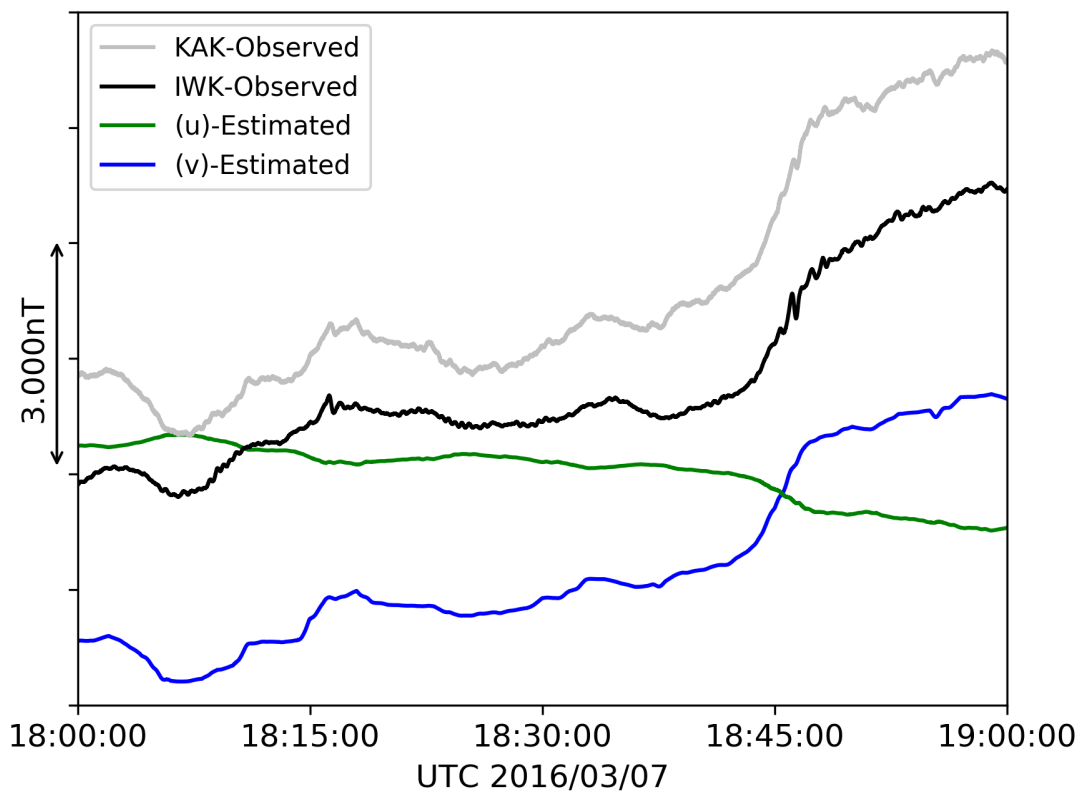


図 4.22 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:u,v)

(w)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした伝達関数モデル  
(伝達関数決定に中央値を採用)

(x)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした伝達関数モデル  
(伝達関数決定に平均値を採用)

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.23 に示す。

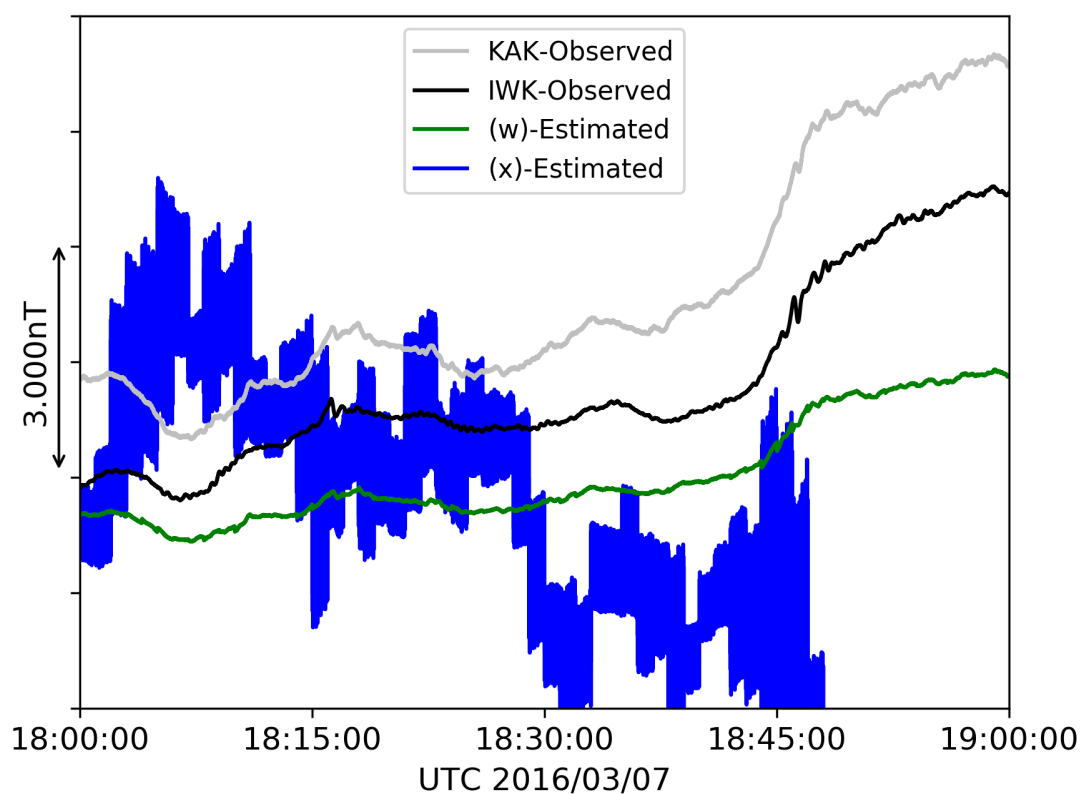


図 4.23 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:w,x)

また、より詳細な推定結果を示すために 4 分間に時間軸方向を拡大したものを次に示す。同様に実際の地磁気信号と各種推定方法による推定結果を示している。

(a)-Estimated

3 観測点 3 軸方向の地磁気信号を入力提案ニューラルネットワークモデル

(b)-Estimated

3 観測点 3 軸方向の地磁気信号を入力 3 層ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる、地磁気推定結果を以下図 4.24 に示す。

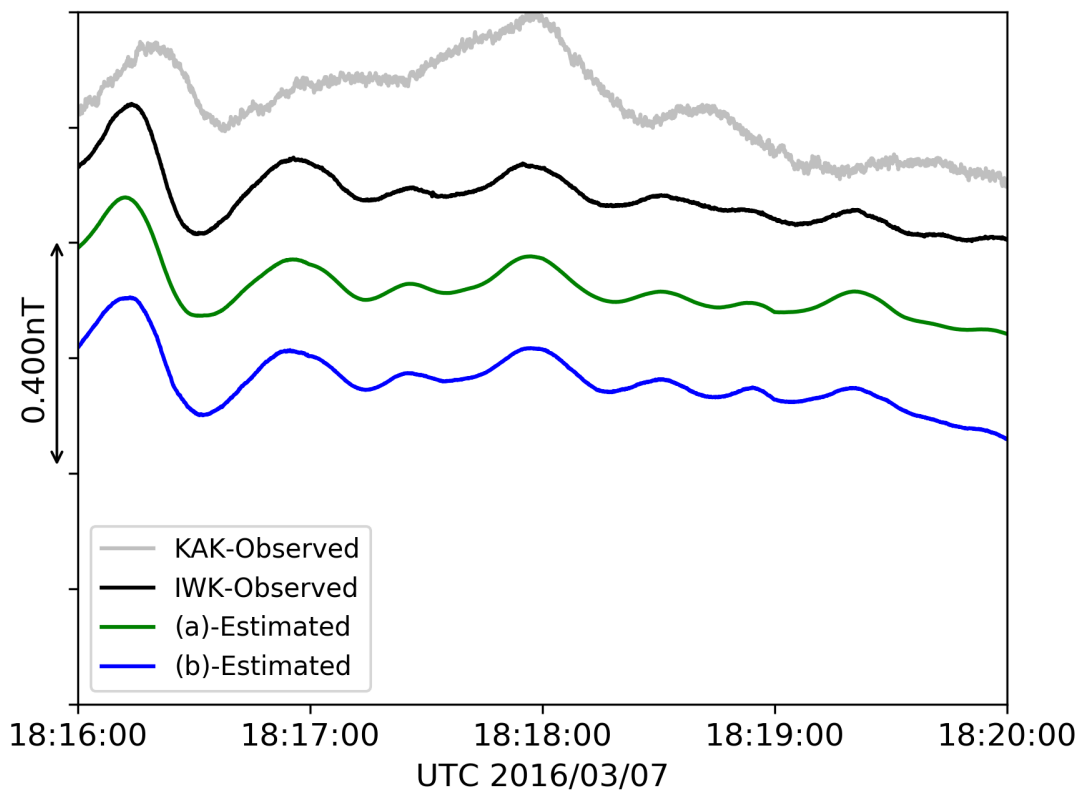


図 4.24 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:a,b)

(c)-Estimated

3観測点  $x, y$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(d)-Estimated

3観測点  $x, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.25 に示す。

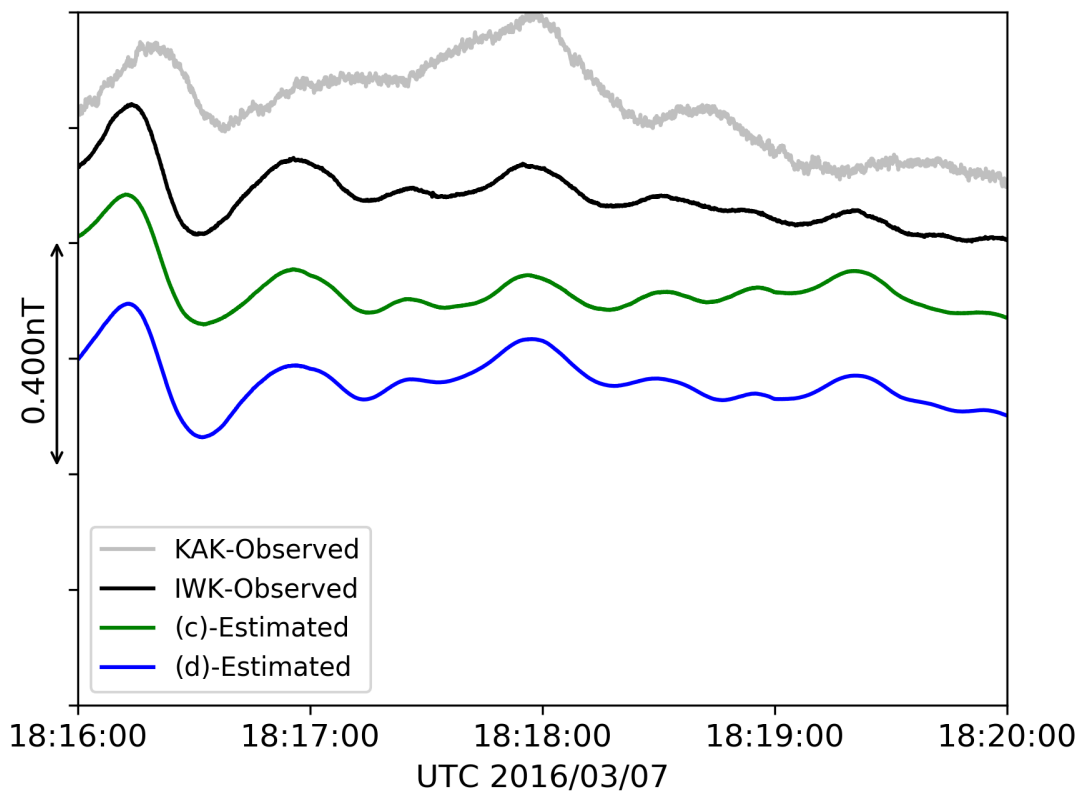


図 4.25 地磁気推定結果 (2016年3月7日4分間の範囲:c,d)

(e)-Estimated

3 観測点  $y, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(f)-Estimated

3 観測点  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.26 に示す。

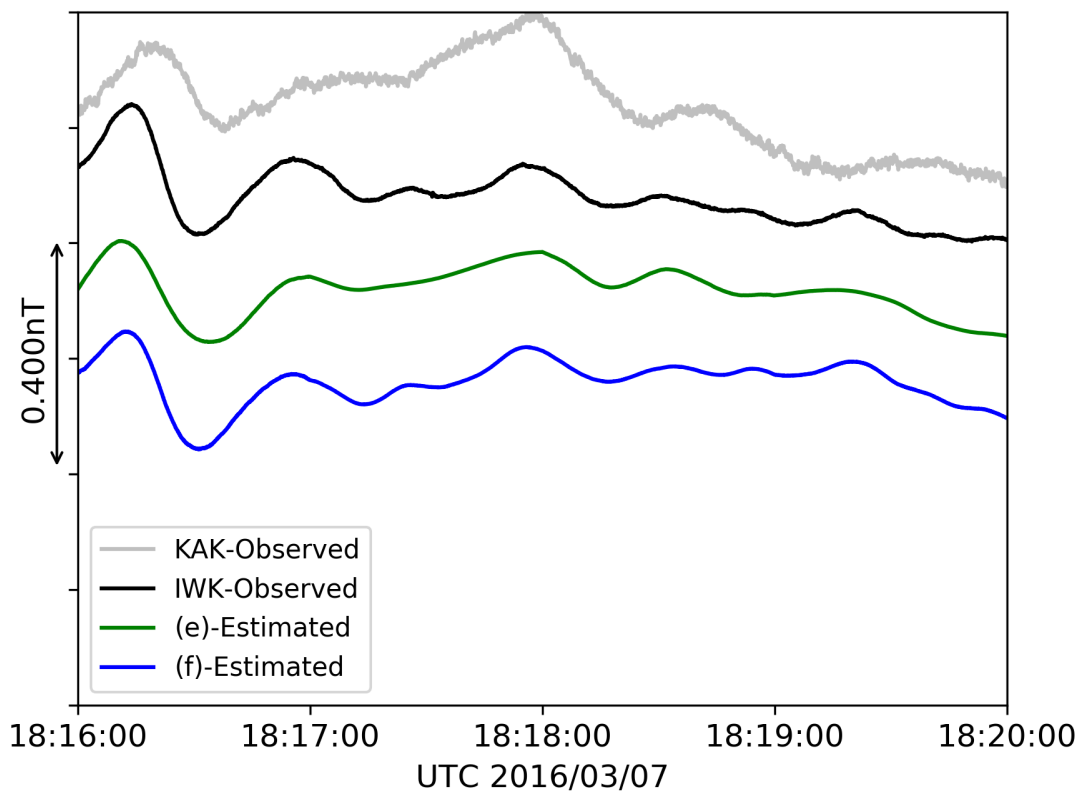


図 4.26 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:e,f)

(g)-Estimated

3観測点  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(h)-Estimated

3観測点  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.27 に示す。

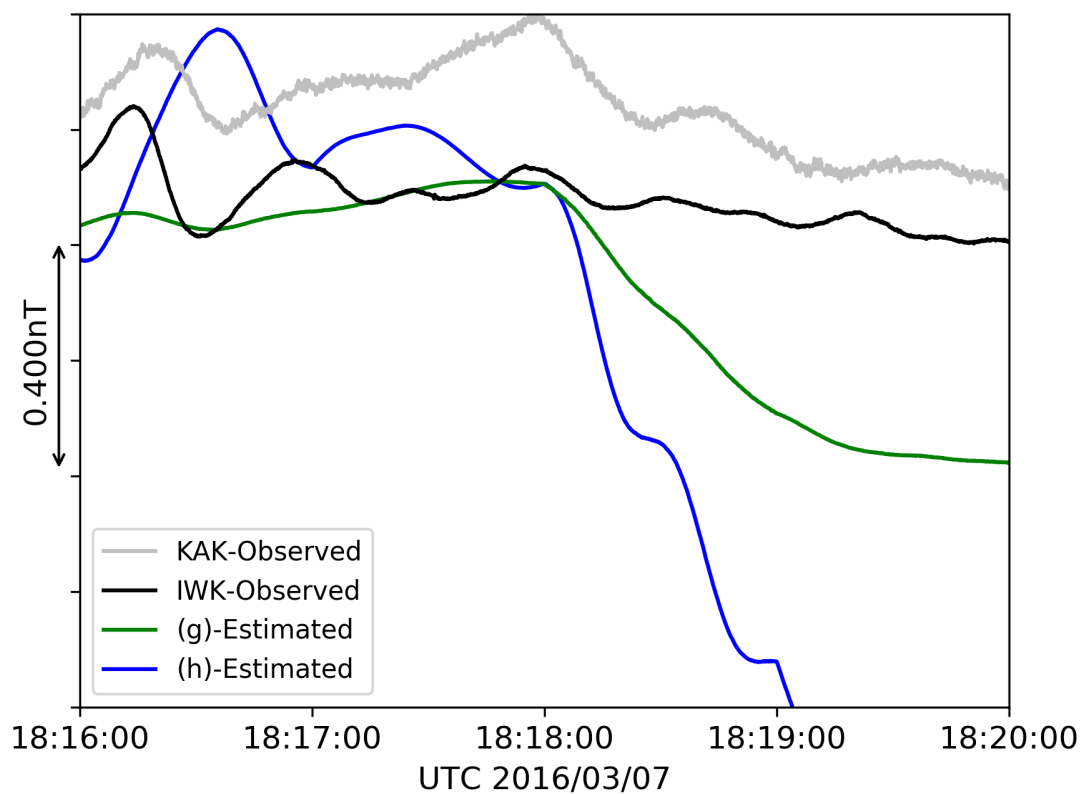


図 4.27 地磁気推定結果 (2016年3月7日4分間の範囲:g,h)



(i)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK) 3 軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(j)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

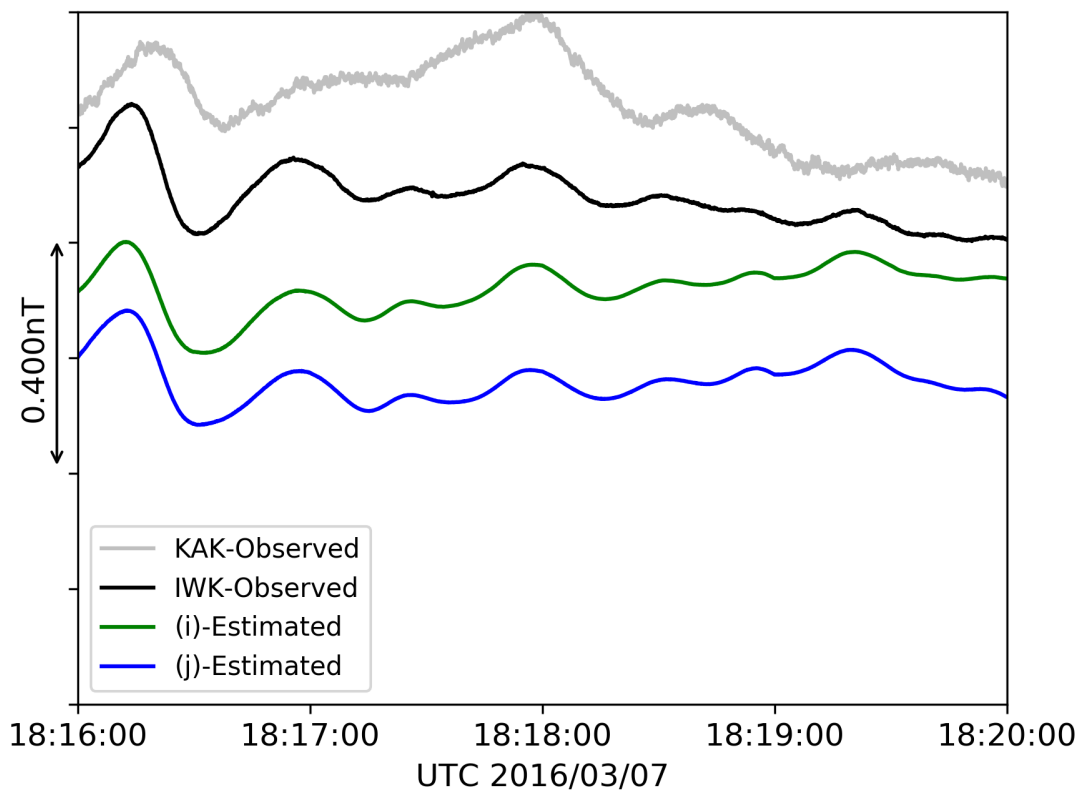


図 4.28 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:i,j)

(k)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(l)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.29 に示す。

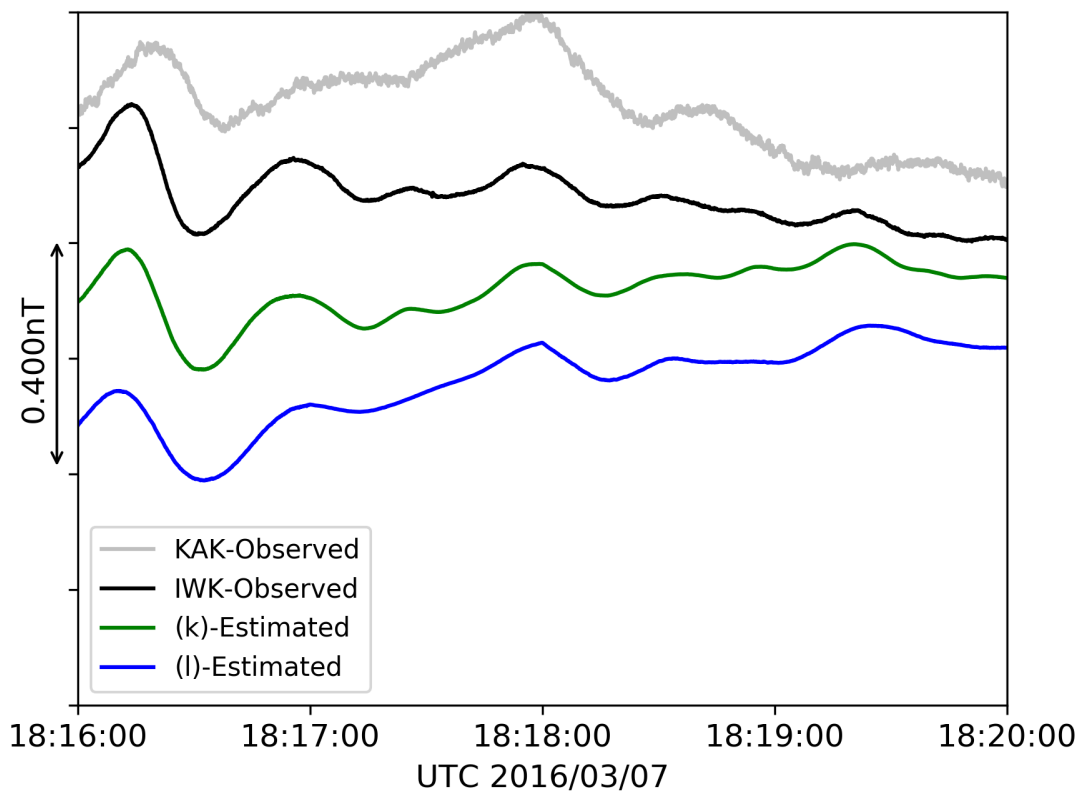


図 4.29 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:k,l)

(m)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(n)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.30 に示す。

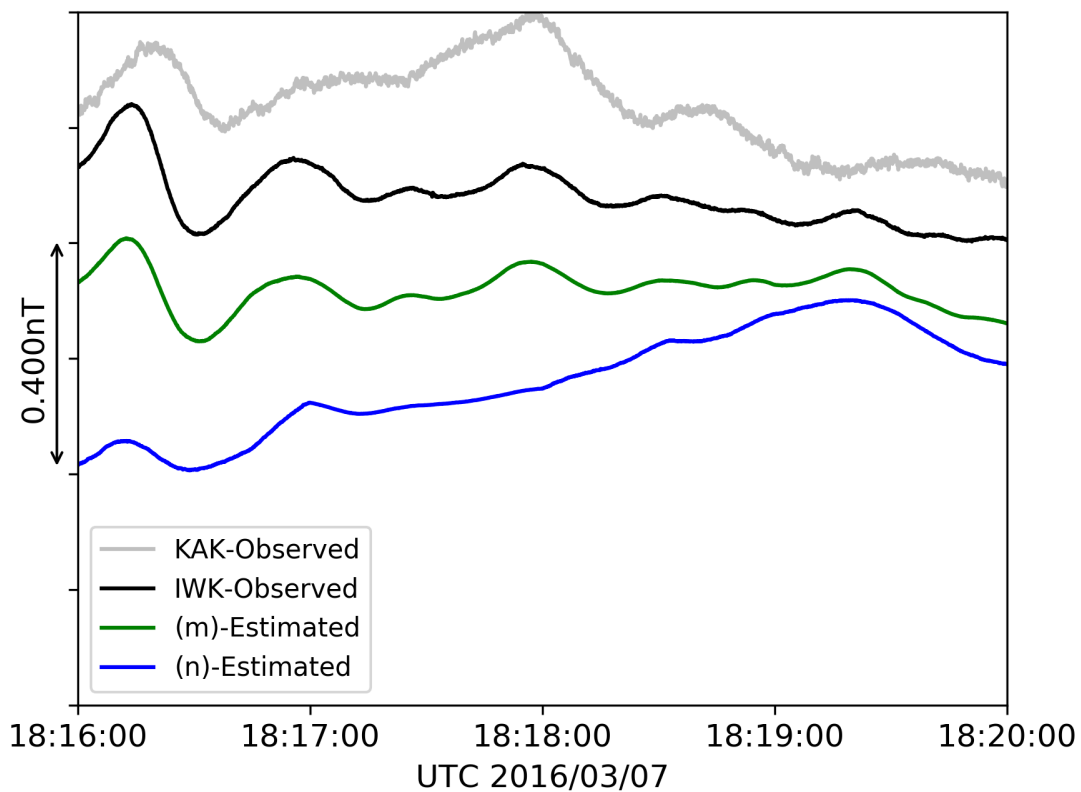


図 4.30 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:m,n)

(o)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(p)-Estimated

1 観測点 (KAK) 3 軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.31 に示す。

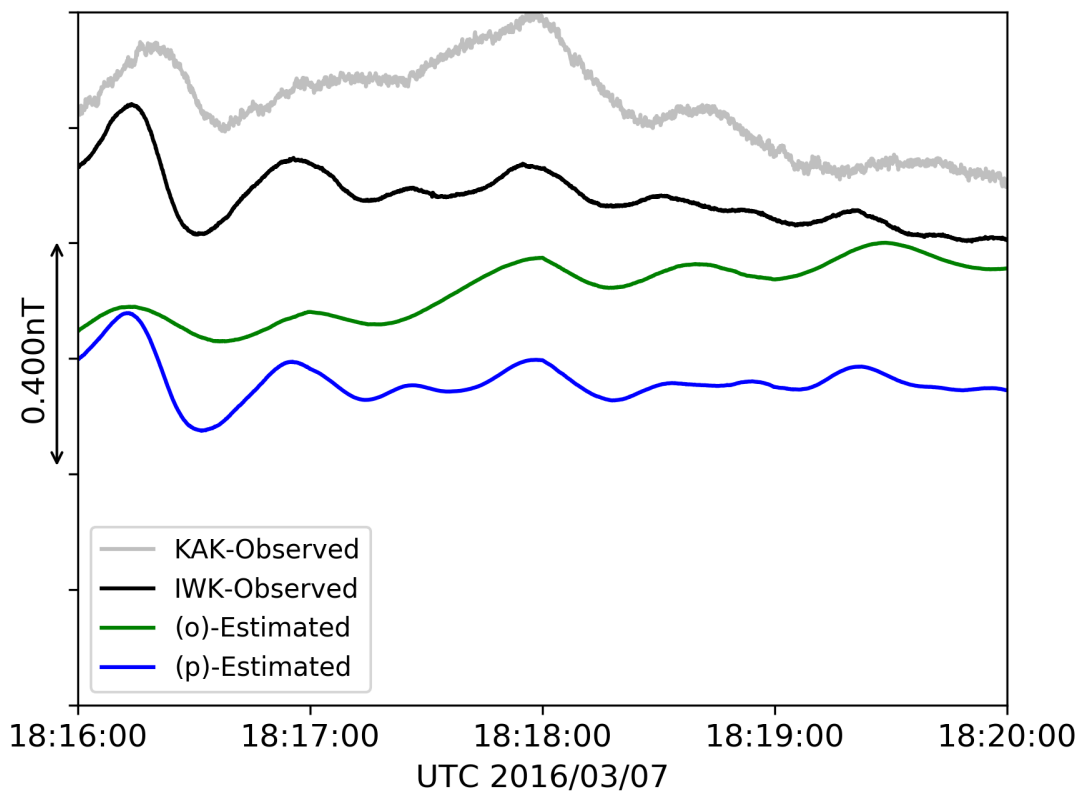


図 4.31 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:o,p)

(q)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(r)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる、地磁気推定結果を以下図 4.32 に示す。

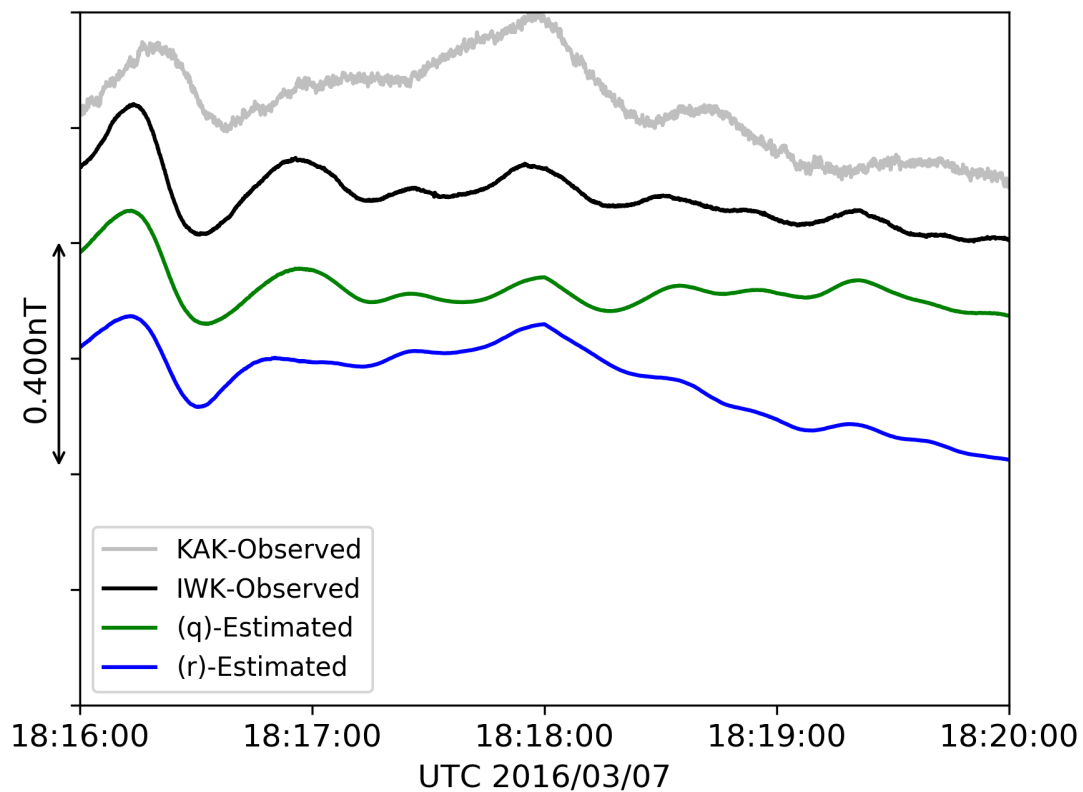


図 4.32 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:q,r)

(s)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(t)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.33 に示す。

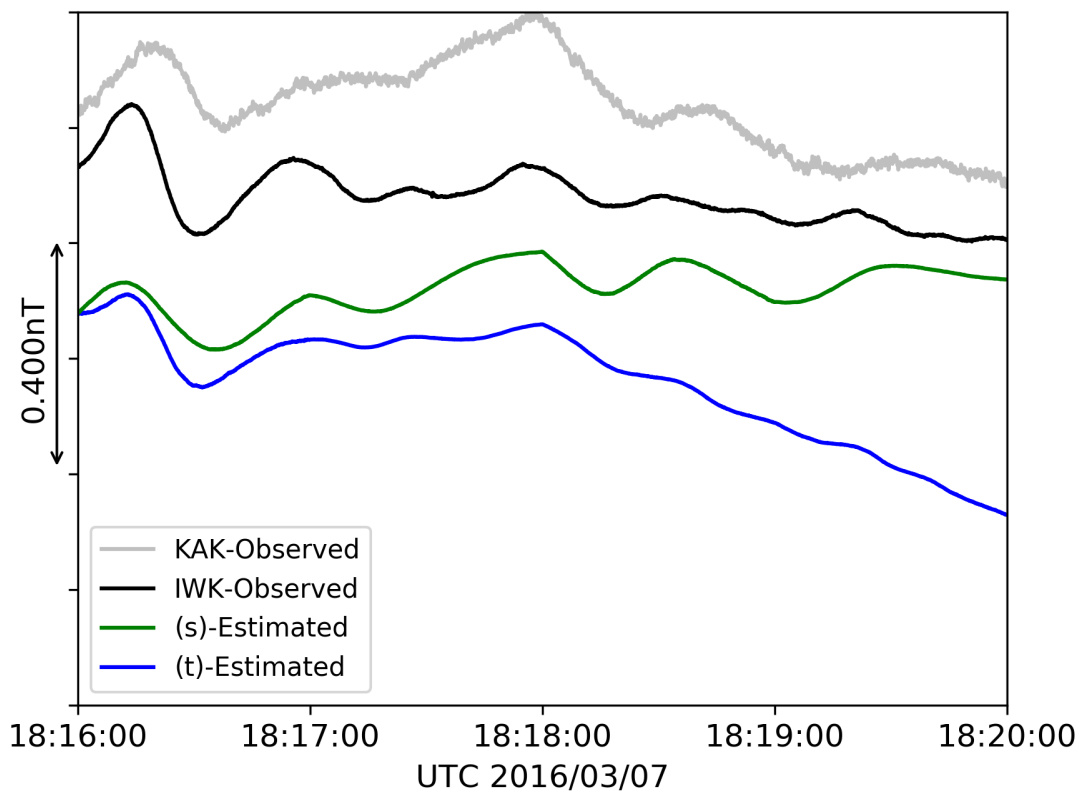


図 4.33 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:s,t)

(u)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(v)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.34 に示す。

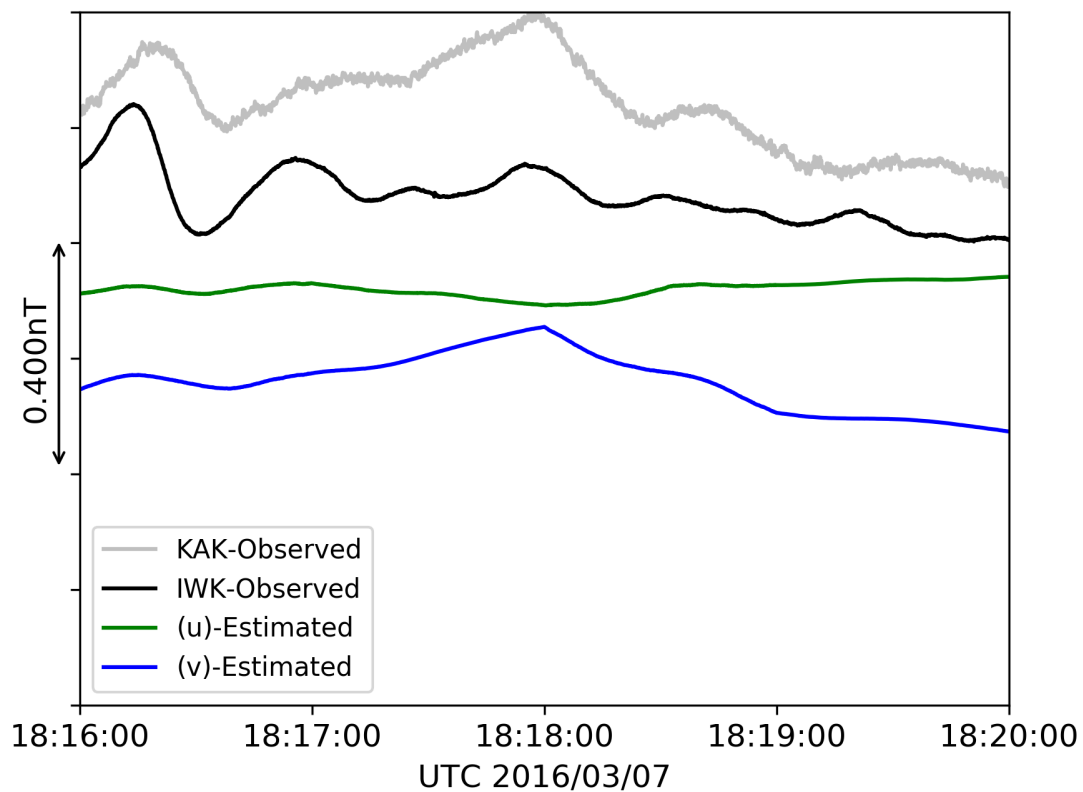


図 4.34 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:u,v)

(w)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(x)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.35 に示す。

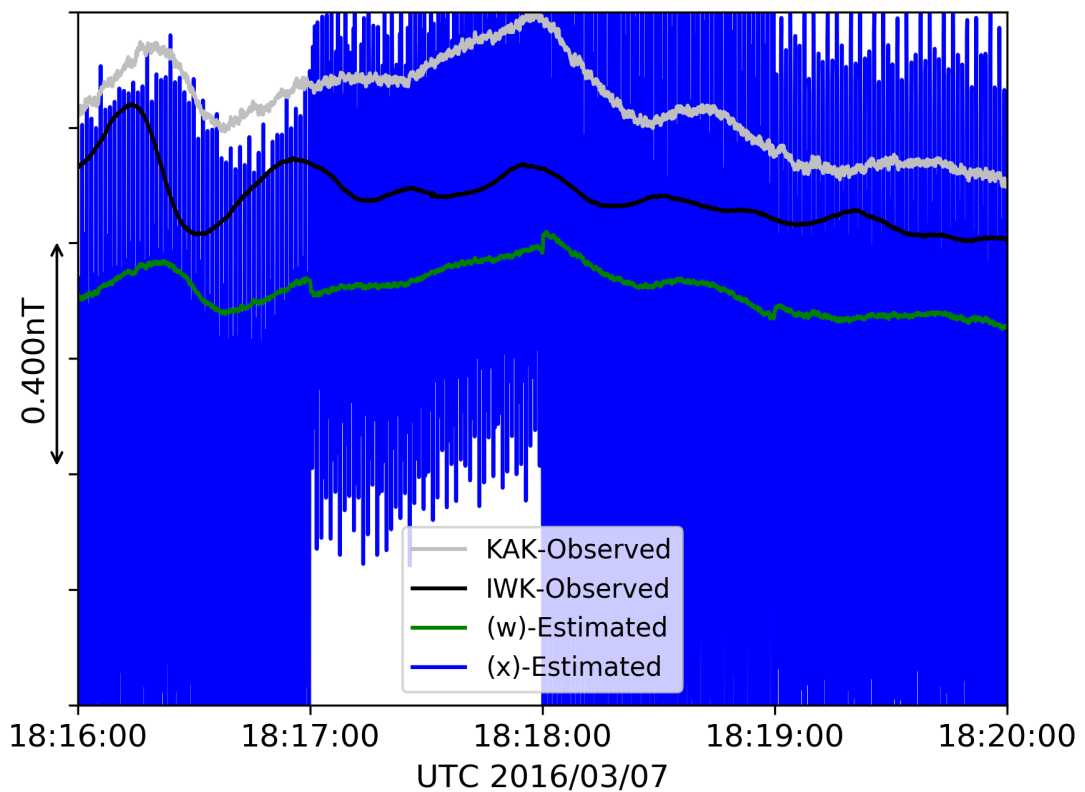


図 4.35 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:w,x)



#### 4.6.4 K-index が 1 の時の地磁気推定結果

推定した期間の K-index が 1 であると発表された 2016 年 3 月 26 日における，地磁気推定結果を示すにあたり，推定する地磁気の期間として，同様に日本時間で深夜から早朝に相当する 18:00-19:00 を選択した。推定結果を検証するにあたり，提案モデルの学習に用いた期間のデータ外，実際の利用を想定するならば，学習に利用したデータの期間からみて未来に当たるデータで検証すべきであるが，今回学習に用いたデータセットのおよそ 3 ヶ月後のものを検証データとして利用している。参考値として同様に，柿岡地磁気観測所の地磁気観測値 (KAK-Observed)，およびいわき観測点 (IWK-Observed) の実際の観測値も同時に示している。また，入力するベクトルの数を変化させ，同様に推定を行った結果，および前述の比較推定方法の中央値を用いた伝達関数における推定結果も次のように表示している。

(a)-Estimated

3観測点3軸方向の地磁気信号を入力提案ニューラルネットワークモデル

(b)-Estimated

3観測点3軸方向の地磁気信号を入力3層ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.36 に示す。

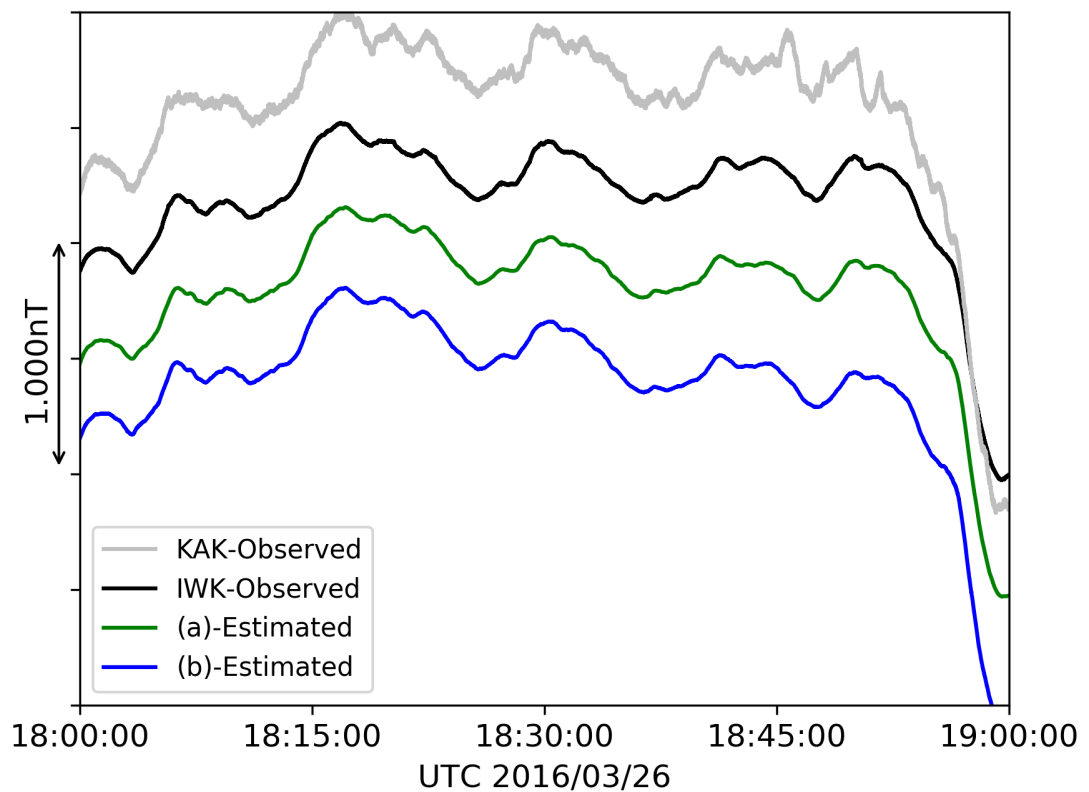


図 4.36 地磁気推定結果 (2016年3月7日1時間の範囲:a,b)

(c)-Estimated

3 観測点  $x, y$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(d)-Estimated

3 観測点  $x, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.37 に示す。

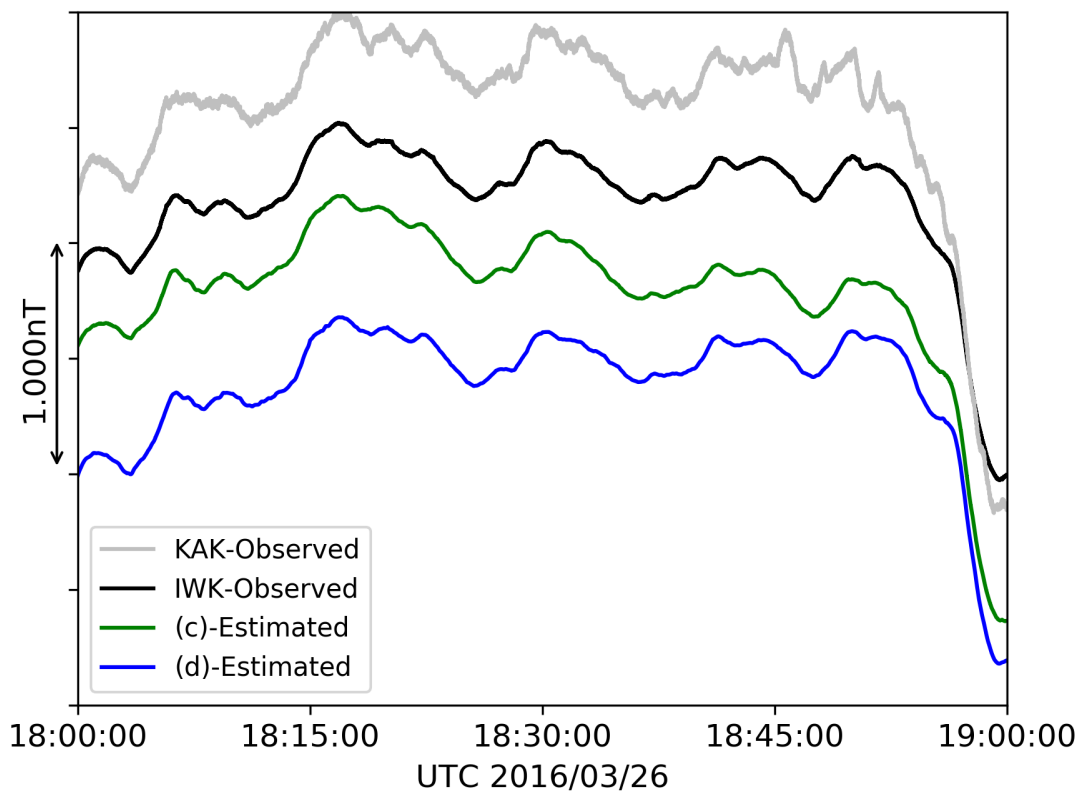


図 4.37 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:c,d)

(e)-Estimated

3観測点  $y, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(f)-Estimated

3観測点  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.38 に示す。

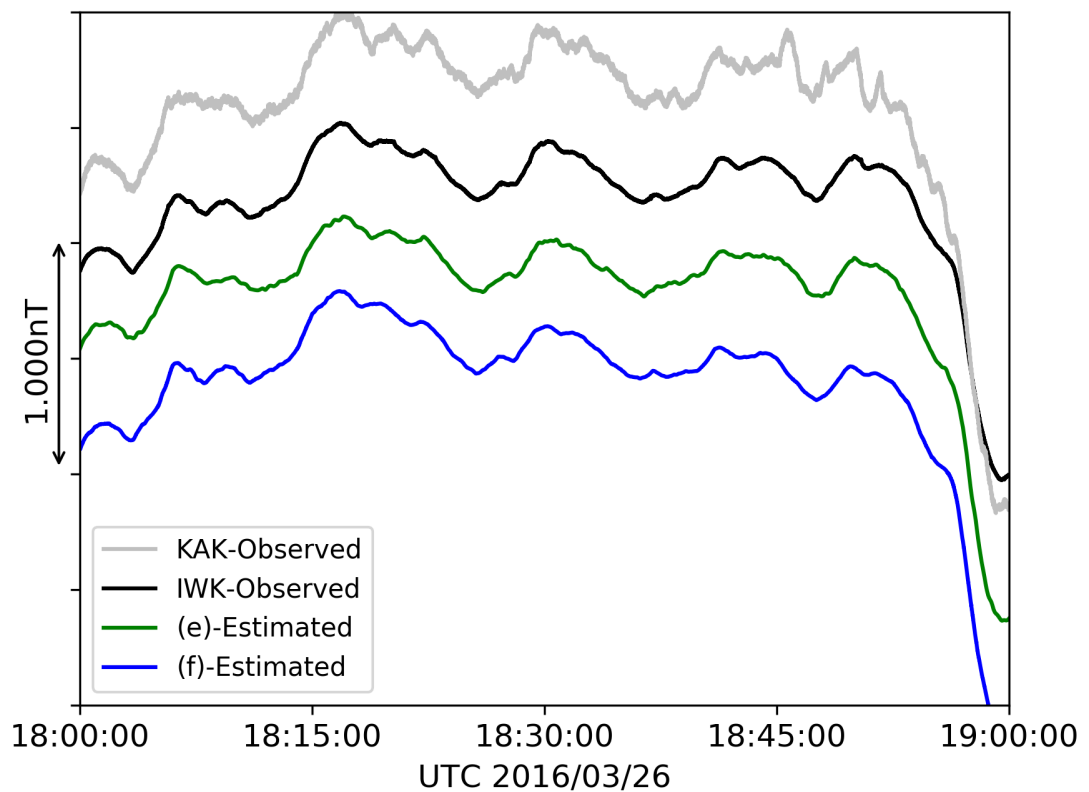


図 4.38 地磁気推定結果 (2016年3月7日1時間の範囲:e,f)

(g)-Estimated

3 観測点  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(h)-Estimated

3 観測点  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.39 に示す。

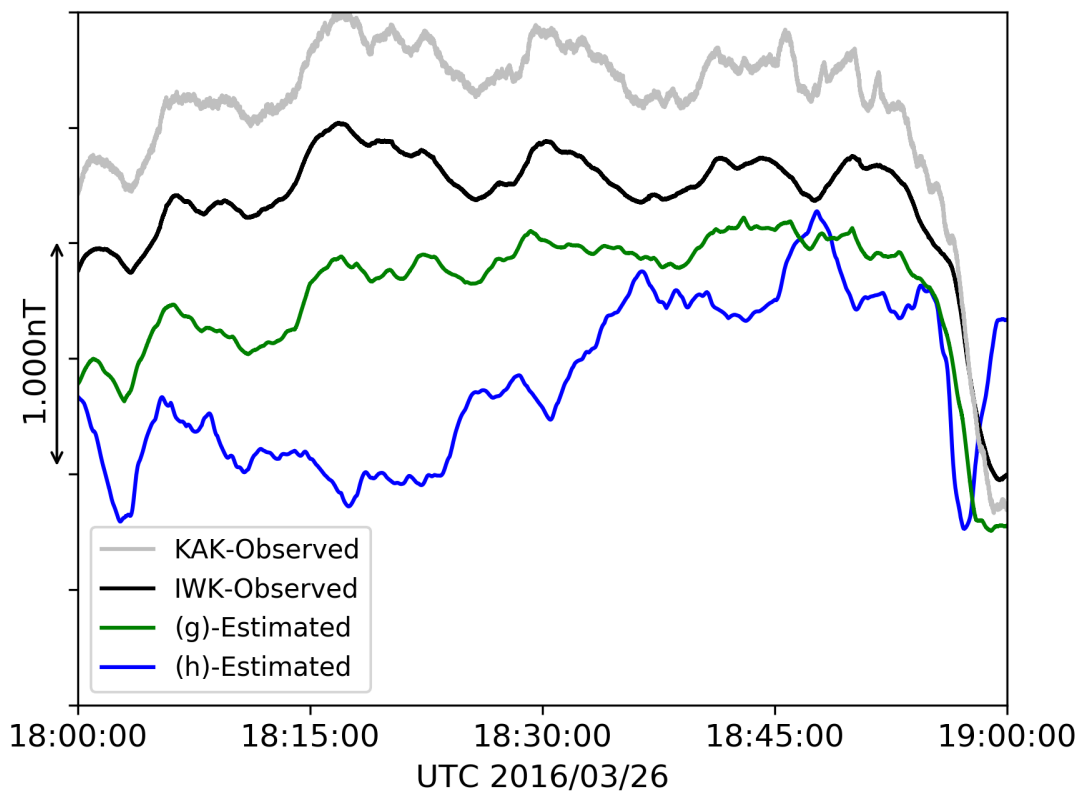


図 4.39 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:g,h)

(i)-Estimated

2観測点(MMB,KAK) 3軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(j)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

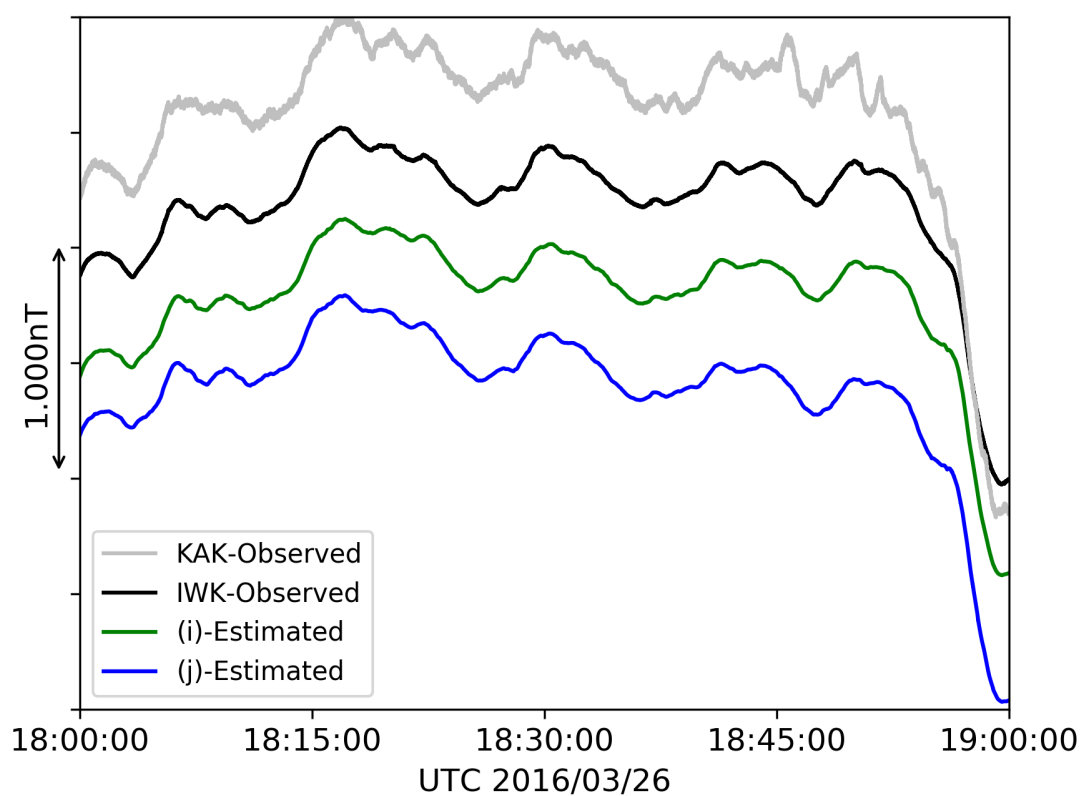


図 4.40 地磁気推定結果 (2016年3月7日1時間の範囲:i,j)

(k)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(l)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.41 に示す。

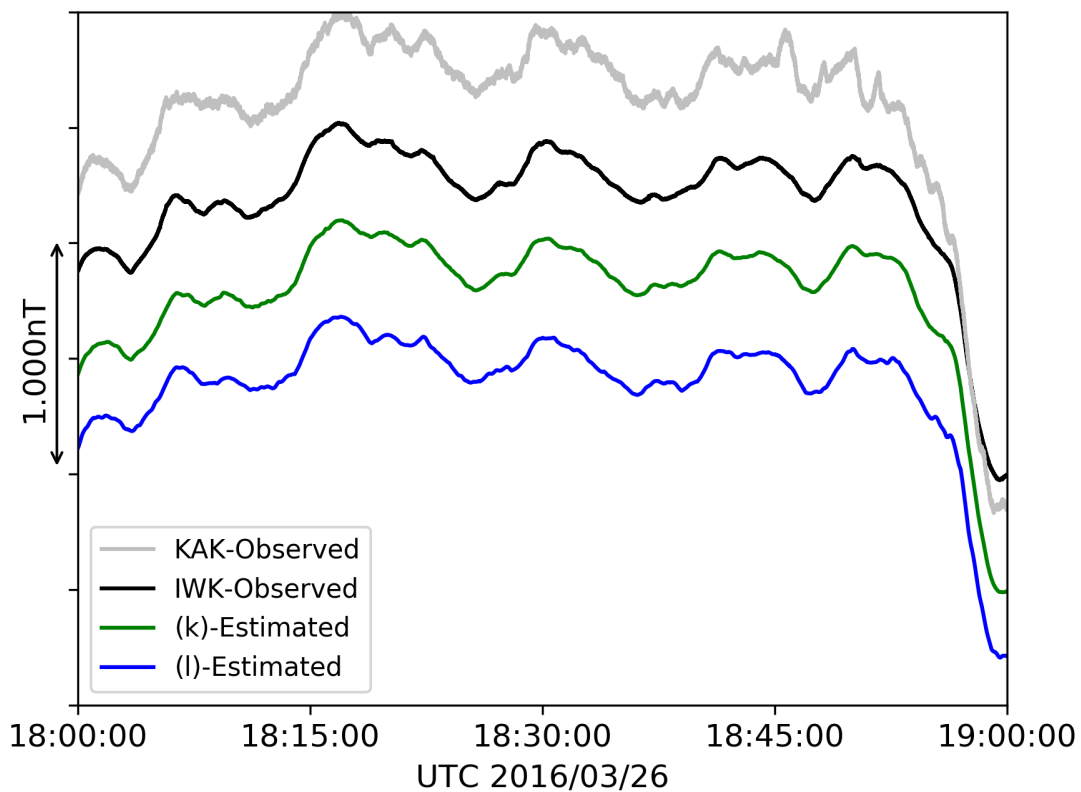


図 4.41 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:k,l)

(m)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(n)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.42 に示す。

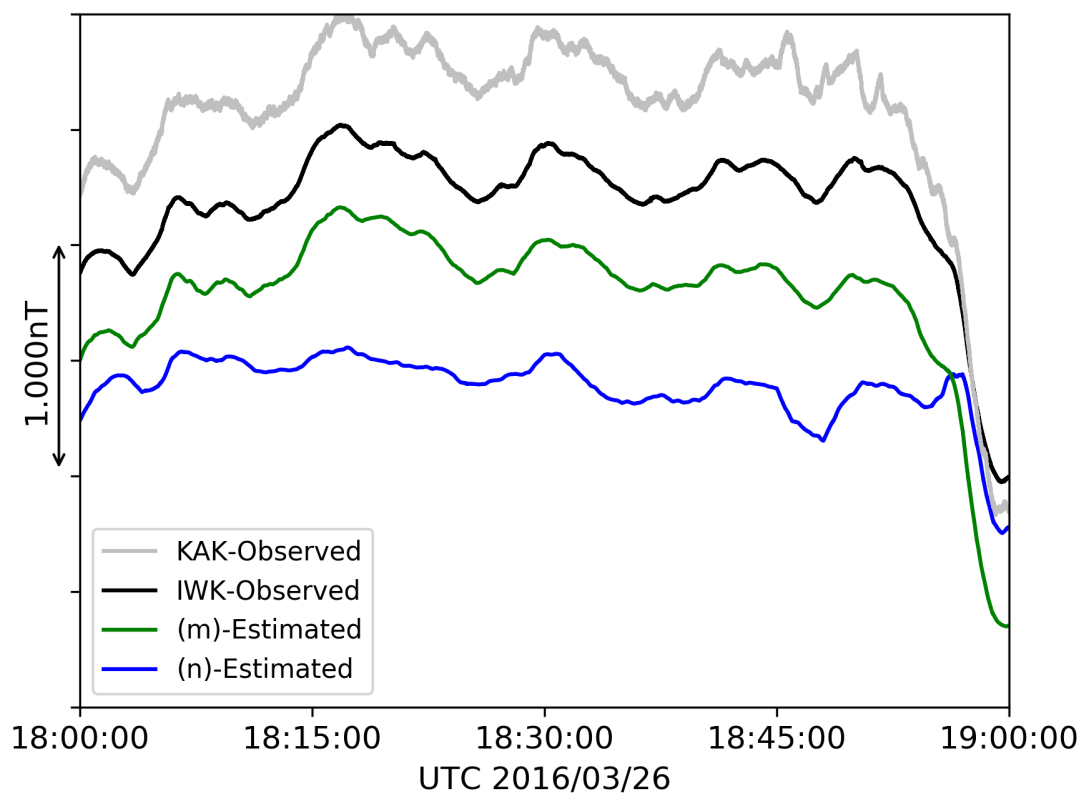


図 4.42 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:m,n)



(o)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK) の軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(p)-Estimated

1 観測点 (KAK) 3 軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.43 に示す。

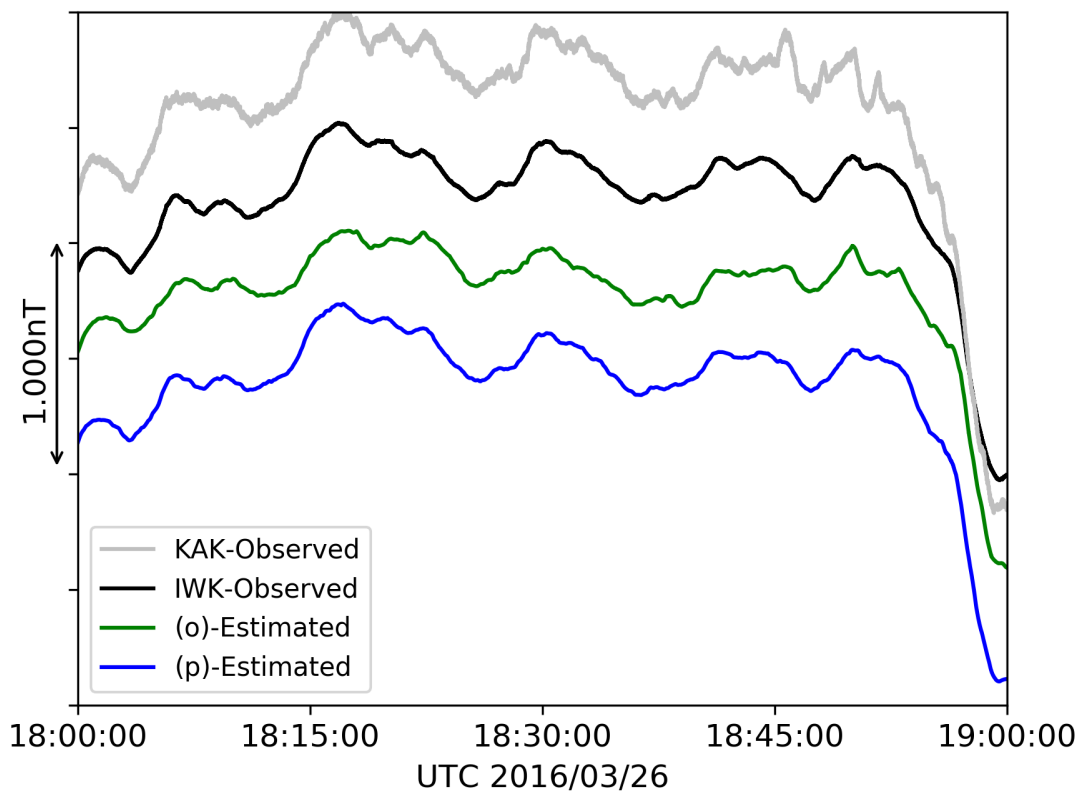


図 4.43 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:o,p)

(q)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(r)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.44 に示す。

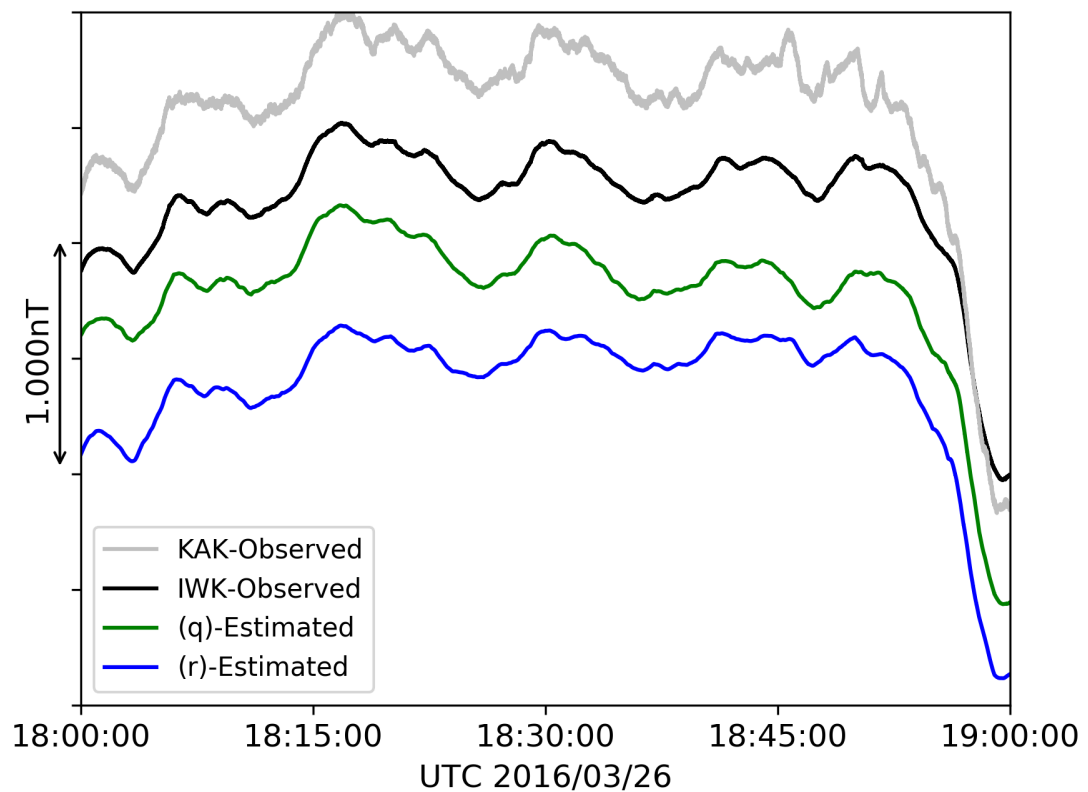


図 4.44 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:q,r)

(s)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(t)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.45 に示す。

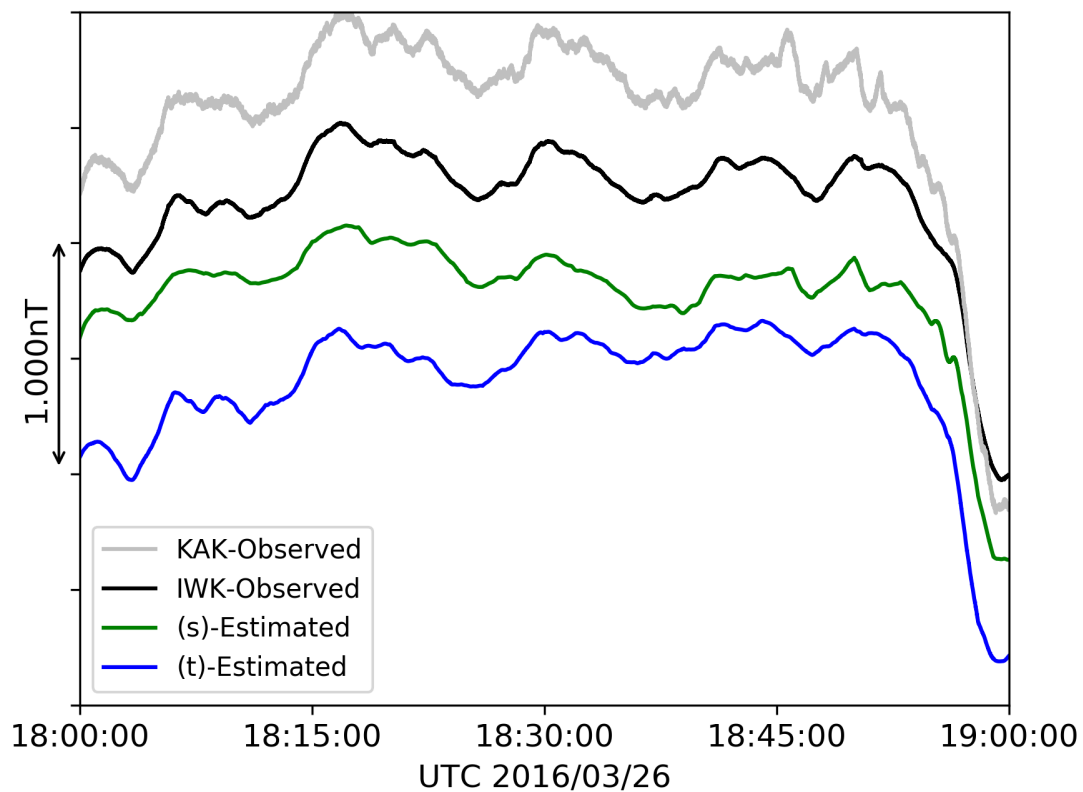


図 4.45 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:s,t)

(u)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(v)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.46 に示す。

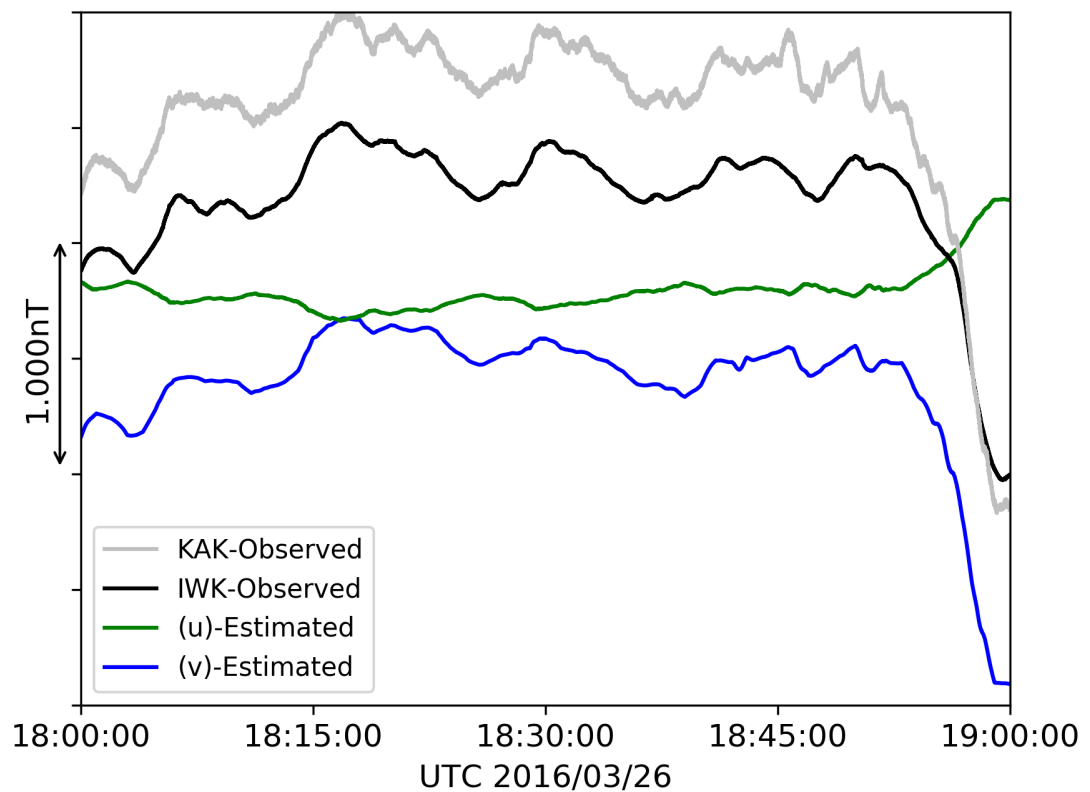


図 4.46 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:u,v)

(w)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした伝達関数モデル  
(伝達関数決定に中央値を採用)

(x)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした伝達関数モデル  
(伝達関数決定に平均値を採用)

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.47 に示す。

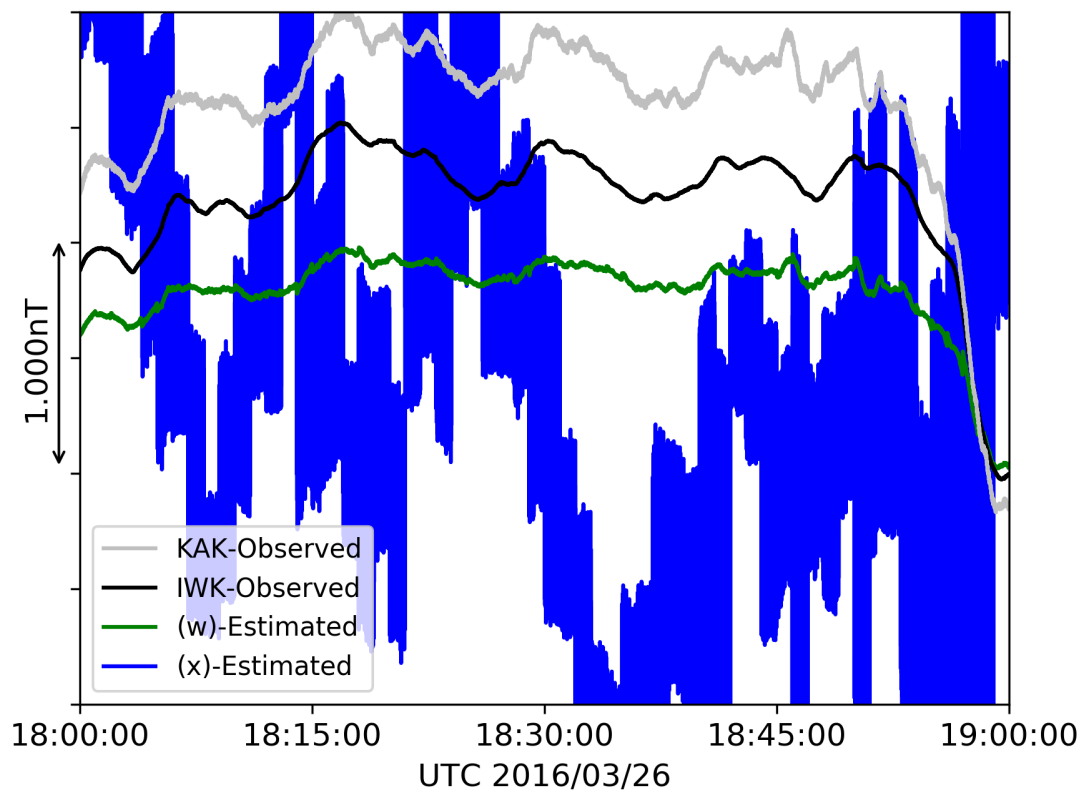


図 4.47 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 1 時間の範囲:w,x)

また、より詳細な推定結果を示すために4分間に時間軸方向を拡大したものを次に示す。同様に実際の地磁気信号と各種推定方法による推定結果を示している。

(a)-Estimated

3観測点3軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(b)-Estimated

3観測点3軸方向の地磁気信号を入力した3層ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる、地磁気推定結果を以下図4.48に示す。

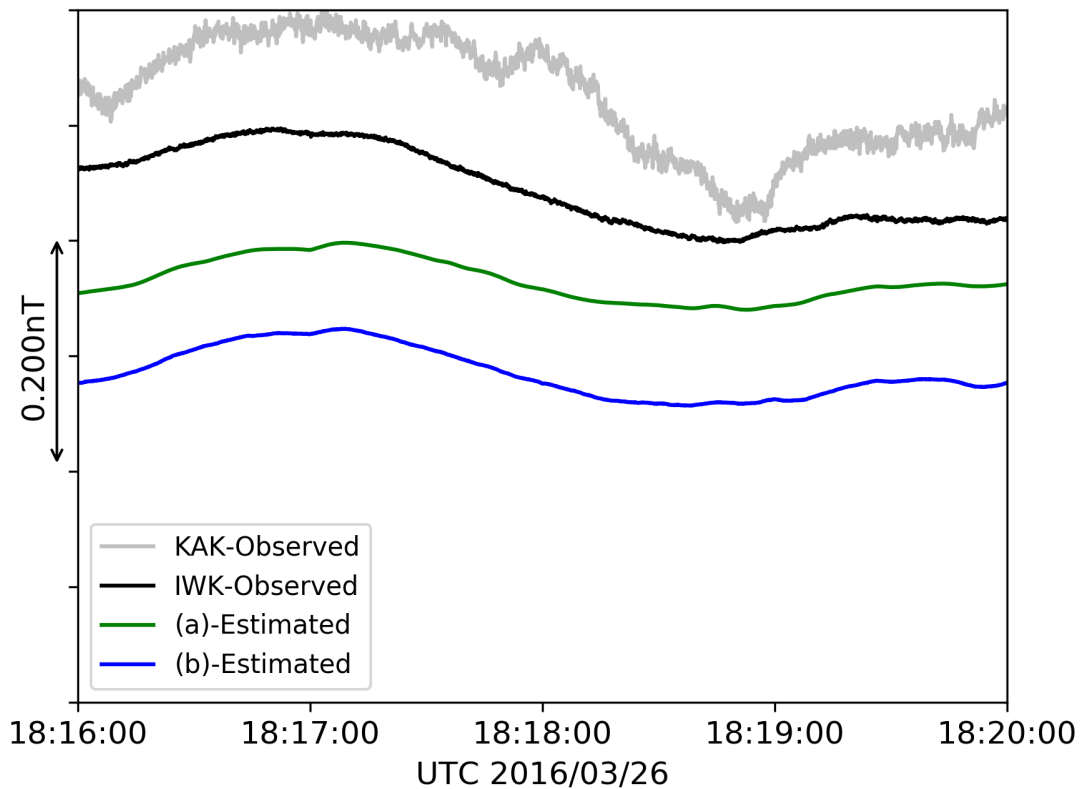


図 4.48 地磁気推定結果 (2016年3月7日4分間の範囲:a,b)

(c)-Estimated

3 観測点  $x, y$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(d)-Estimated

3 観測点  $x, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.49 に示す。

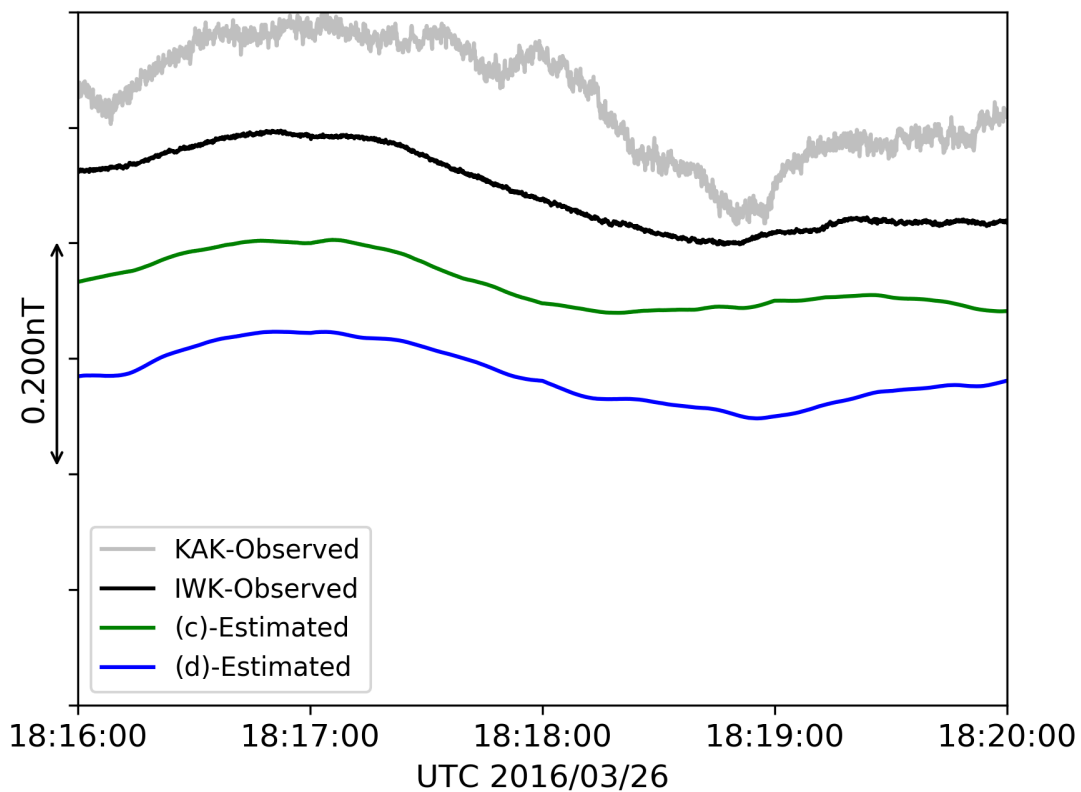


図 4.49 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:c,d)

(e)-Estimated

3観測点  $y, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(f)-Estimated

3観測点  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.50 に示す。

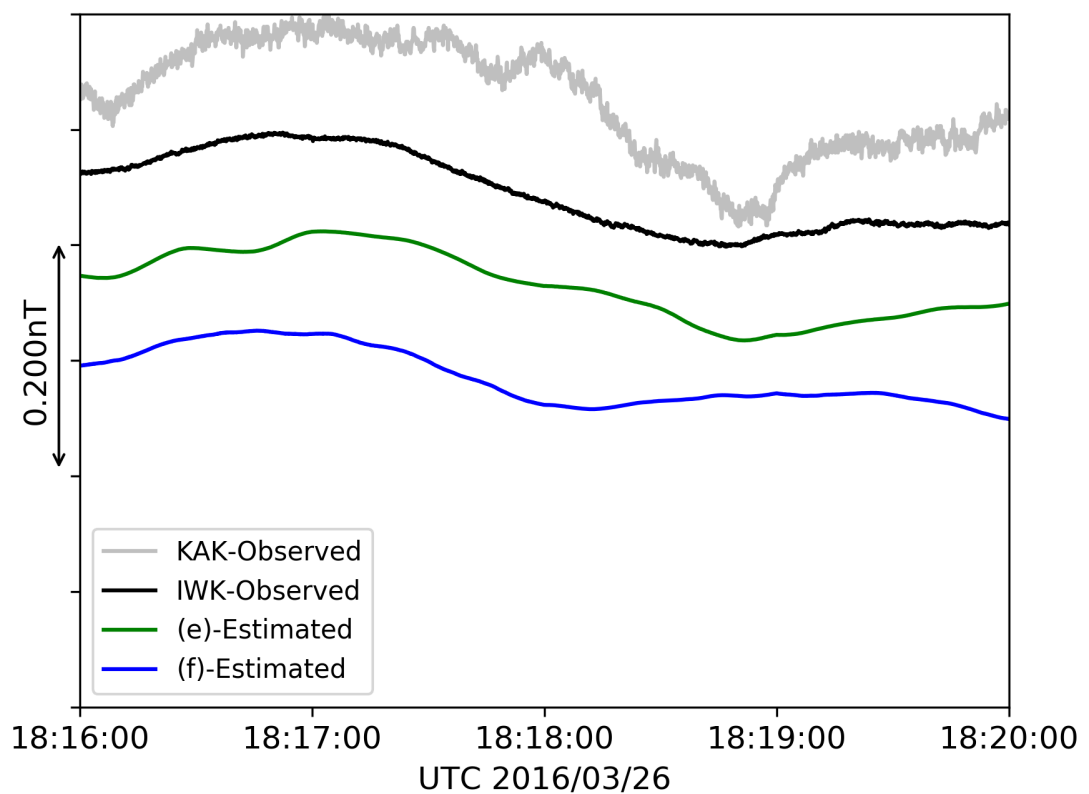


図 4.50 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:e,f)



(g)-Estimated

3 観測点  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(h)-Estimated

3 観測点  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.51 に示す。

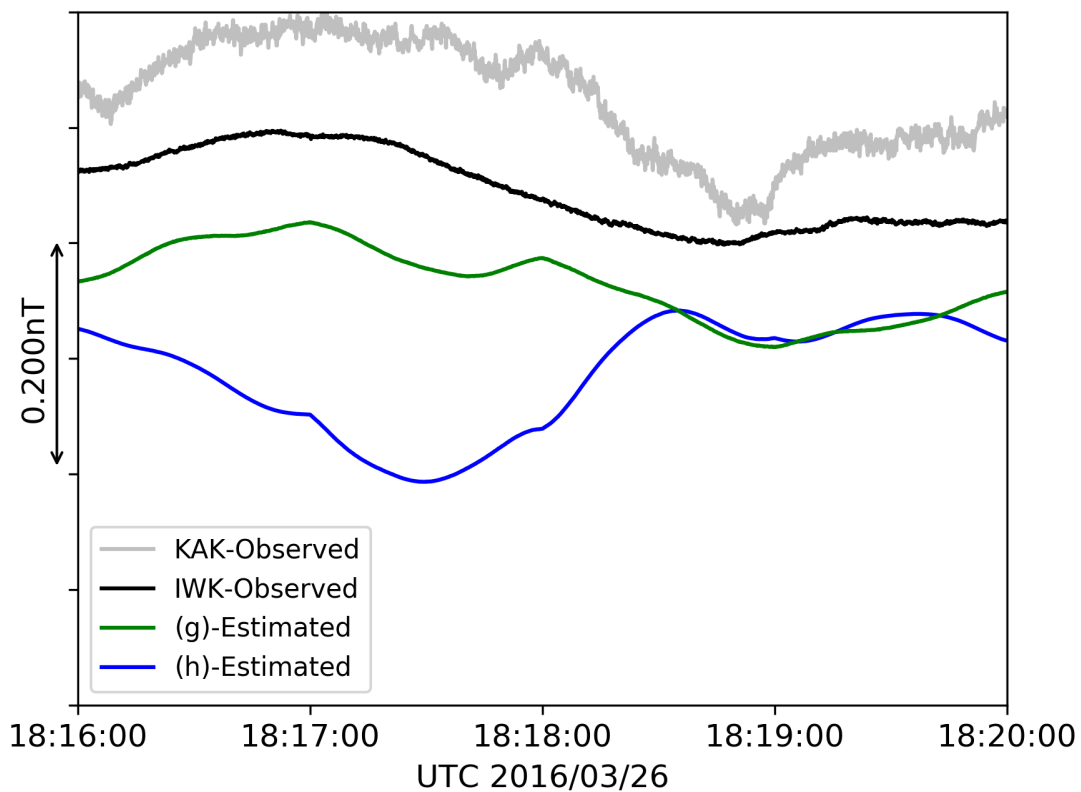


図 4.51 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:g,h)

(i)-Estimated

2観測点(MMB,KAK) 3軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(j)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

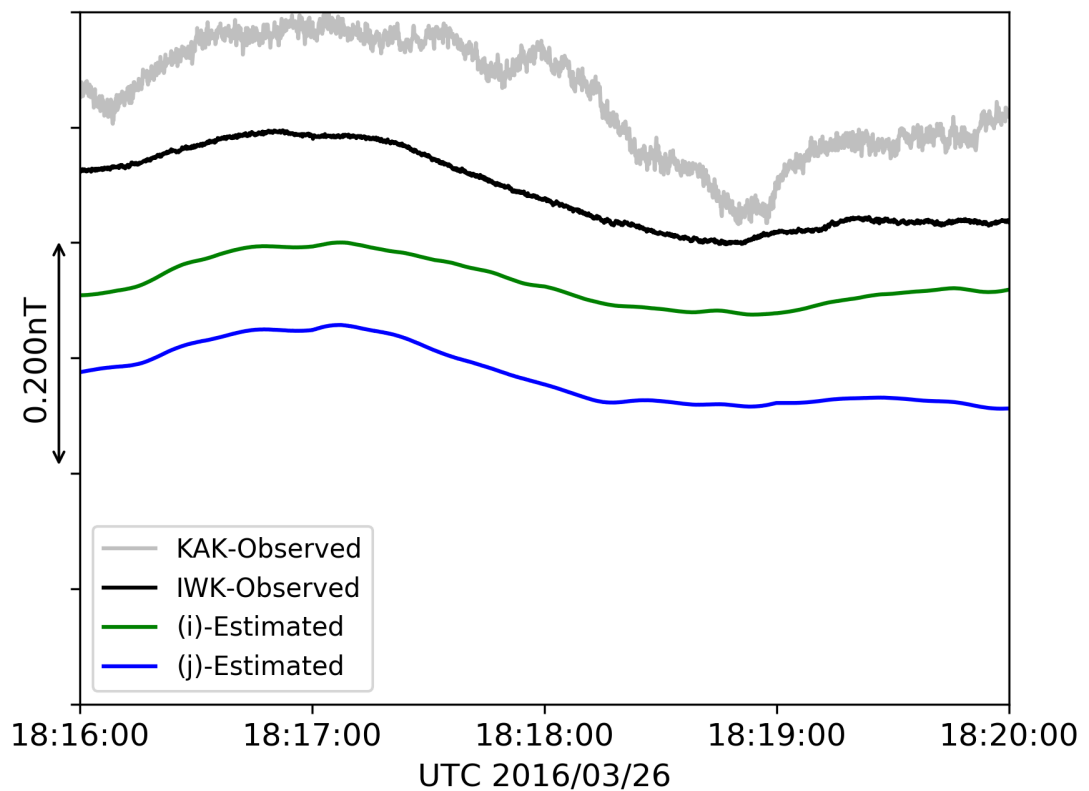


図 4.52 地磁気推定結果 (2016年3月7日4分間の範囲:i,j)

(k)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(l)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.53 に示す。

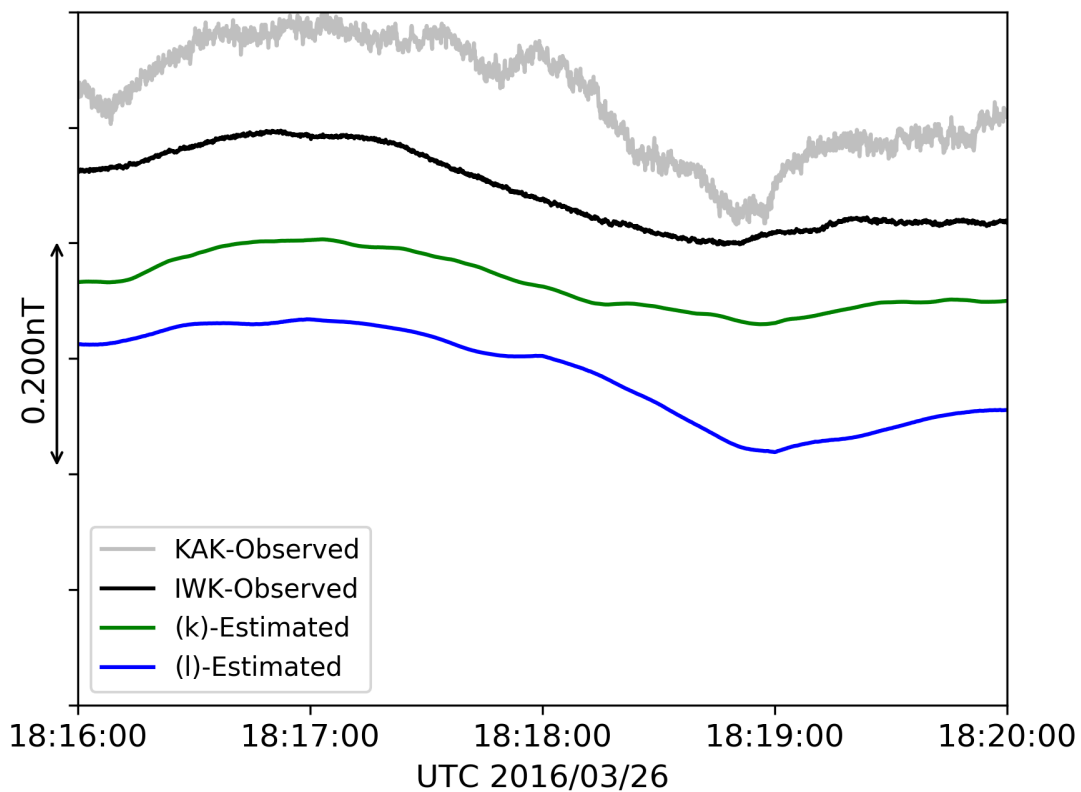


図 4.53 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:k,l)

(m)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(n)-Estimated

2観測点(MMB,KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.54 に示す。

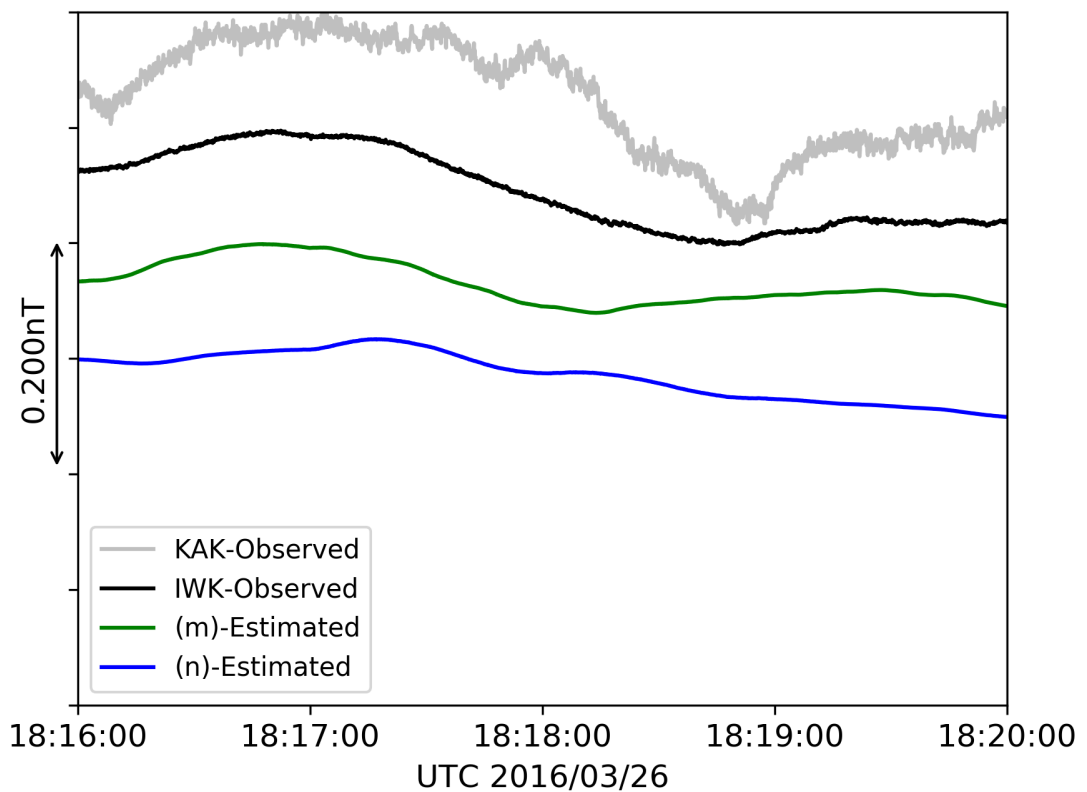


図 4.54 地磁気推定結果 (2016年3月7日4分間の範囲:m,n)

(o)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK) の軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(p)-Estimated

1 観測点 (KAK) 3 軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる、地磁気推定結果を以下図 4.55 に示す。

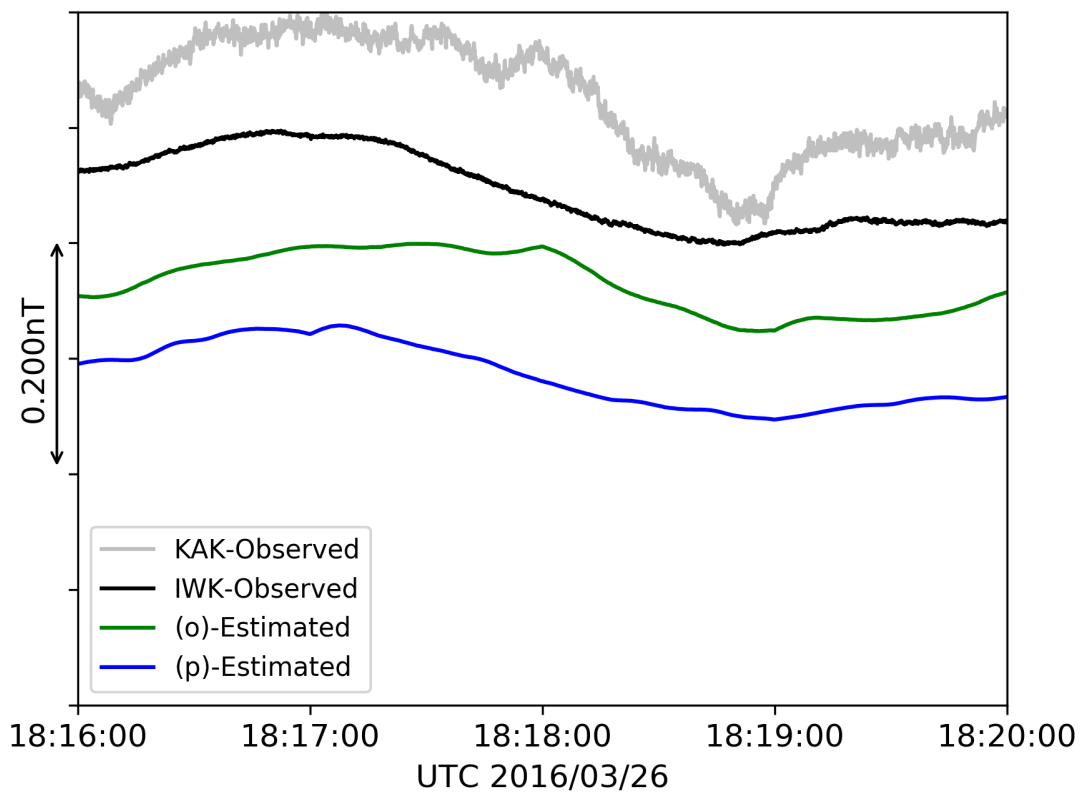


図 4.55 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:o,p)

(q)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(r)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.56 に示す。

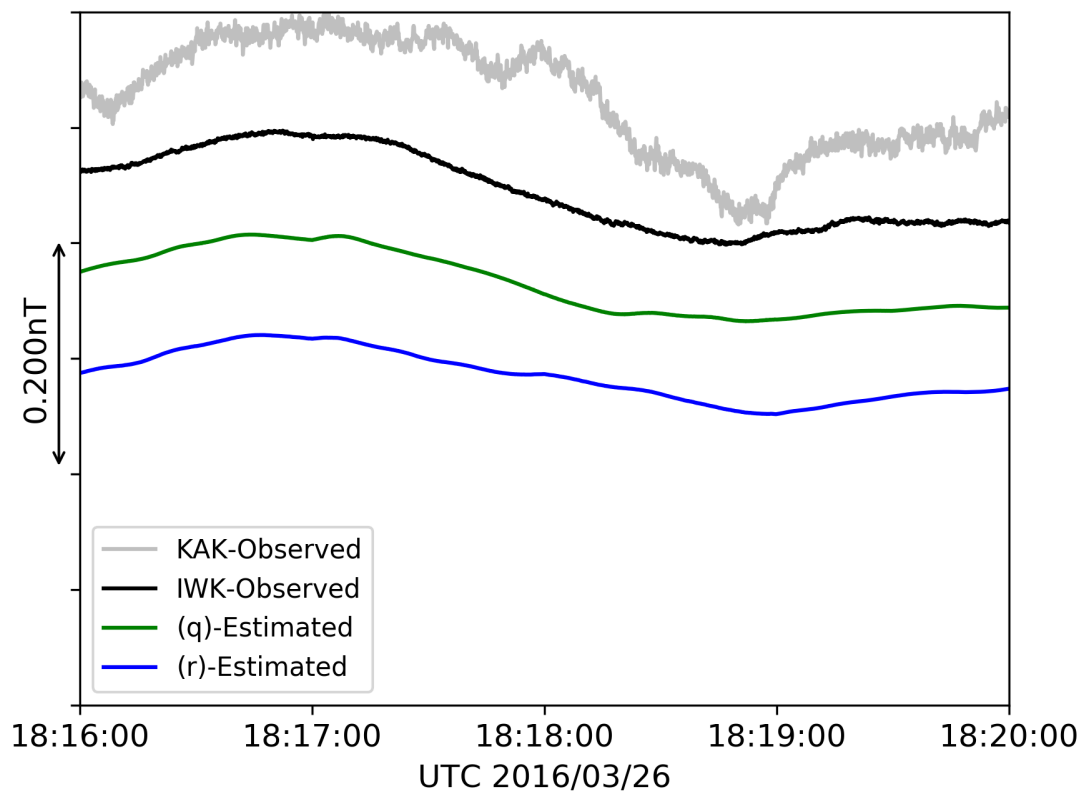


図 4.56 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:q,r)

(s)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(t)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる、地磁気推定結果を以下図 4.57 に示す。

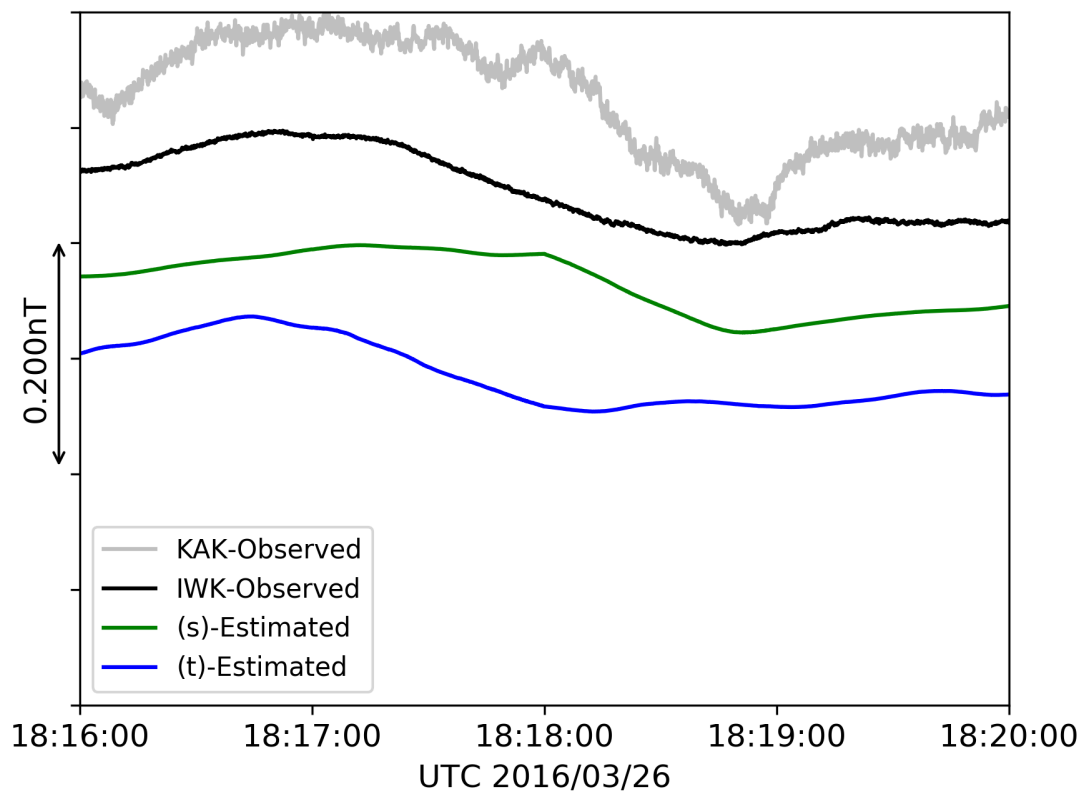


図 4.57 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:s,t)

(u)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(v)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.58 に示す。

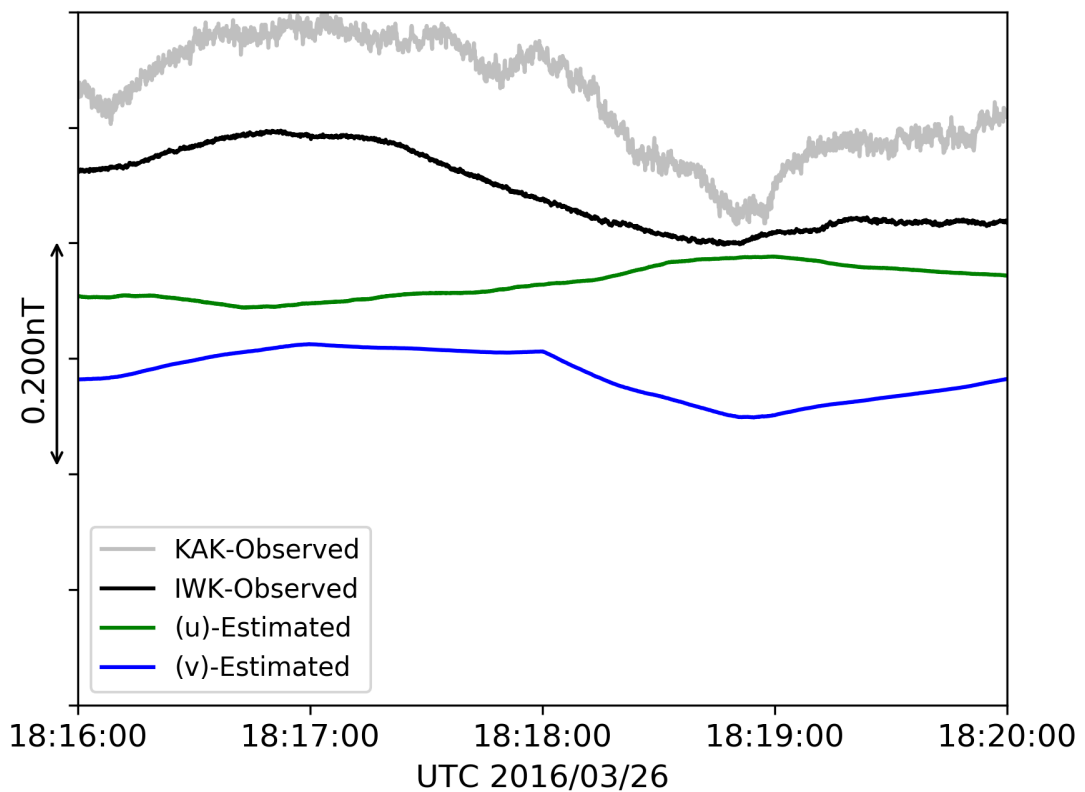


図 4.58 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:u,v)



(w)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした伝達関数モデル  
(伝達関数決定に中央値を採用)

(x)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした伝達関数モデル  
(伝達関数決定に平均値を採用)

上記二つのモデルによる，地磁気推定結果を以下図 4.59 に示す。

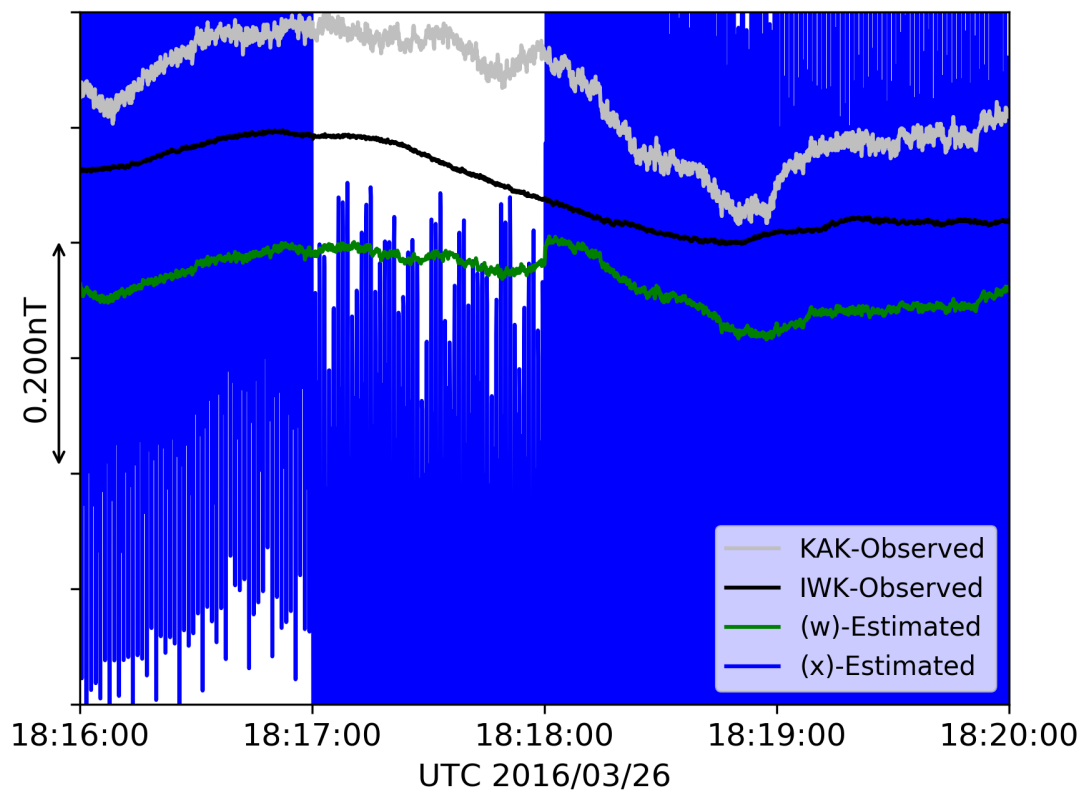


図 4.59 地磁気推定結果 (2016 年 3 月 7 日 4 分間の範囲:w,x)

### 4.6.5 定量評価方法

本章における定量的な評価手段として式 4.30 に示す平均絶対誤差 (MAE) を用いる。

$$MAE = \frac{1}{n\Delta t} \sum_{i=0}^{n-1} |H_i - H'_i| \Delta t \quad (4.30)$$

評価関数として、学習時に用いられた評価値である。観測値  $H_i$  に対して推定値  $H'_i$  のそれぞれの差をとった絶対値の総和を取り、さらに平均値としたもので、単位を維持しつつ、どれだけ誤差が生じているか判断するための指標である。今回のモデルとしては  $H_i$  がいわき観測点の実際の観測結果、 $H'_i$  が推定結果に該当し、平均絶対誤差の計算を行なった。

#### 4.6.6 地磁気推定結果に関する定量的評価

前述で推定結果を示したモデルに加えていくつかのモデルにおいて、定量的な評価を行った。提案手法および、評価手法に加え、提案手法のモデルにおいて、入力ベクトルを観測点および観測軸単位で削減した、モデルに関しても同一な評価を行った。

(a)-Estimated

3 観測点 3 軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(b)-Estimated

3 観測点 3 軸方向の地磁気信号を入力した 3 層ニューラルネットワークモデル

(c)-Estimated

3 観測点  $x, y$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(d)-Estimated

3 観測点  $x, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(e)-Estimated

3 観測点  $y, z$  軸方向の地磁気信号を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(f)-Estimated

3 観測点  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(g)-Estimated

3 観測点  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(h)-Estimated

3 観測点  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(i)-Estimated

2 観測点 (MMB, KAK) 3 軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(j)-Estimated

2 観測点 (MMB, KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(k)-Estimated

2 観測点 (MMB, KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(l)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(m)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(n)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(o)-Estimated

2 観測点 (MMB,KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(p)-Estimated

1 観測点 (KAK) 3 軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(q)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(r)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(s)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y, z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(t)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $x$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(u)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $y$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(v)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした提案ニューラルネットワークモデル

(w)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした伝達関数モデル  
(伝達関数決定に中央値を採用)

(x)-Estimated

1 観測点 (KAK)  $z$  軸方向を入力とした伝達関数モデル  
(伝達関数決定に平均値を採用)

以上の 24 の地磁気推定モデルに関して MAE 評価を行なった。結果を表 4.1, 4.2, 4.3 に示す。MAE における精度評価を行う上で、入力値としては、学習に用いた観測データではなく、実際の利用を想定するならば、学習に利用したデータの期間からみて未来に当たるデータで検証すべきであるので、今回学習に用いたデータセットの範囲の端点からおよそ 3 ヶ月後の 3 月 1 日から 3 月 31 日の期間でさらに、学習時と同様、16:00–19:00(UTC) の日本時間において深夜から早朝に相当する時間帯の観測値によって、MAE による計算を行い、さらにそれら MAE 値におけるそれぞれの平均値の計算を行なった。また、示した結果を棒グラフとして同様に評価結果を図 4.60, 4.61, 4.62 に示す。

subsection3 観測点の入力を用いた推定

表 4.1 平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 3 観測点の入力を用いた推定地磁気推定モデル

	MAE (pT)
(a) 3 観測点 3 軸方向の地磁気信号を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	<b>6.420</b>
(b) 3 観測点 3 軸方向の地磁気信号を入力した 全結合な 3 層ニューラルネットワークモデル	6.596
(c) 3 観測点 $x, y$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	7.755
(d) 3 観測点 $x, z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	7.588
(e) 3 観測点 $y, z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	9.985
(f) 3 観測点 $x$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	9.818
(g) 3 観測点 $y$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	24.481
(h) 3 観測点 $z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	11.958

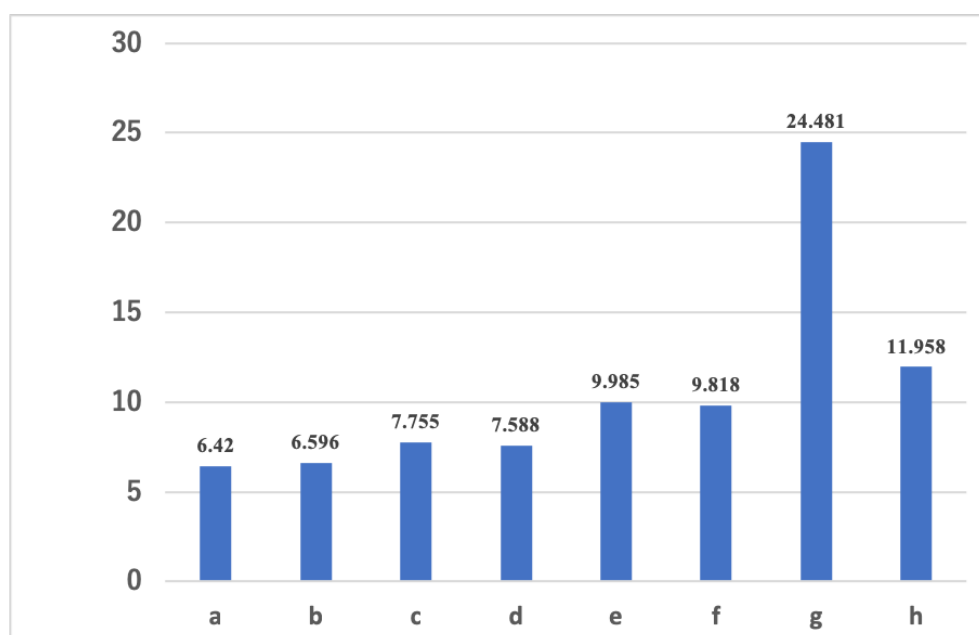


図 4.60 平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 3 観測点の入力を用いた推定

## 2 観測点の入力を用いた推定

表 4.2 平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 2 観測点の入力を用いた推定地磁気推定モデル

地磁気推定モデル	MAE (pT)
(i) 2 観測点 (KAK, MMB) 3 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	7.461
(j) 2 観測点 (KAK, MMB) $x, y$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	8.432
(k) 2 観測点 (KAK, MMB) $x, z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	8.340
(l) 2 観測点 (KAK, MMB) $y, z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	12.448
(m) 2 観測点 (KAK, MMB) $x$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	10.469
(n) 2 観測点 (KAK, MMB) $y$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	26.141
(o) 2 観測点 (KAK, MMB) $z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	15.829

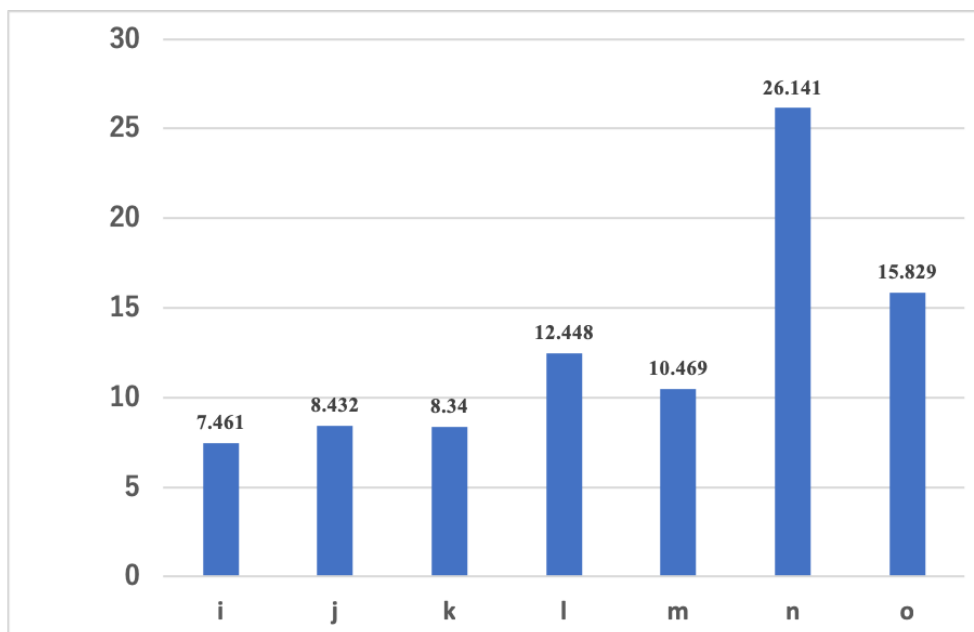


図 4.61 平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 2 観測点を入力とした推定

## 1 観測点の入力を用いた推定

表 4.3 平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 1 観測点の入力を用いた推定地磁気推定モデル

地磁気推定モデル	MAE (pT)
(p) 1 観測点 (KAK) 3 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	8.456
(q) 1 観測点 (KAK) $x, y$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	9.926
(r) 1 観測点 (KAK) $x, z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	13.207
(s) 1 観測点 (KAK) $y, z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	16.726
(t) 1 観測点 (KAK) $x$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	15.878
(u) 1 観測点 (KAK) $y$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	35.252
(v) 1 観測点 (KAK) $z$ 軸方向を入力とした 提案手法のニューラルネットワークモデル	18.546
(w) 1 観測点 (KAK) $z$ 軸方向を入力とした 伝達関数モデル (伝達関数決定に中央値を採用)	22.231
(x) 1 観測点 (KAK) $z$ 軸方向を入力とした 伝達関数モデル (伝達関数決定に平均値を採用)	44.7584

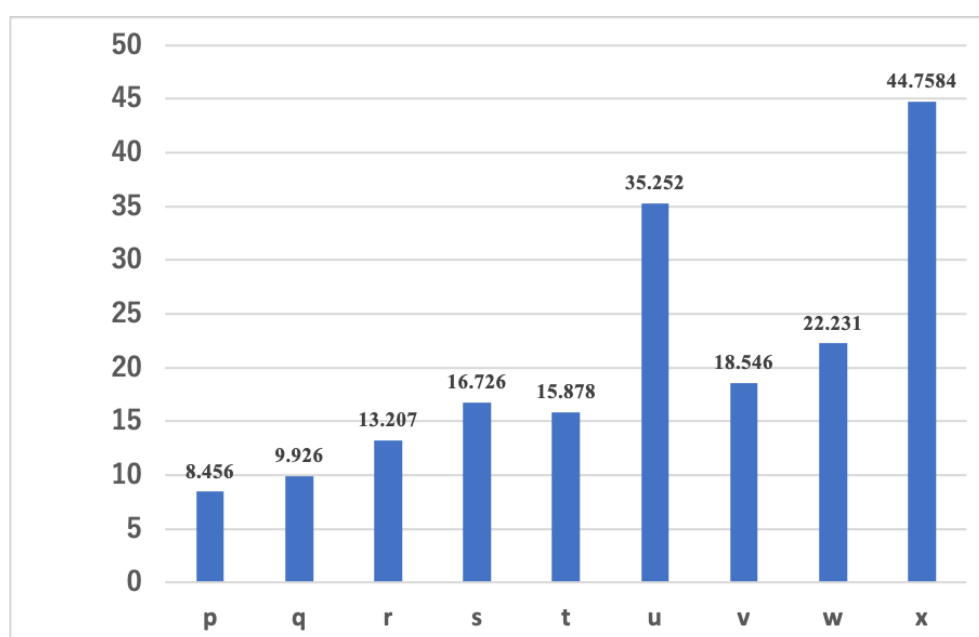


図 4.62 平均絶対誤差を用いた各推定結果評価結果 1 観測点を入力とした推定



## 4.7 結言

本章では、地磁気推定方法の提案、および提案手法による地磁気推定結果とその評価結果を示した。表 4.1, 4.2, 4.3 に示した評価結果からは、提案モデルにおいて、特に特徴的な MAE の変化を見せた。(a) - (x) の順に、入力ベクトルとの次元を削減している。削減する方法として、時系列方向に削減するのではなく、各観測点、および観測軸単位で削減を行なっている。例えば、本論文で紹介した観測点を全て用いている (a) から  $y$  軸方向の観測軸の入力ベクトルを削減したものが (d) であり、 $z$  軸方向の観測軸の入力ベクトルを削減したものが (c) である。

よりハイレベルな推定精度を必要とする場合、地磁気推定の分野ではどの観測軸に関しても重要であるが、今回の結果から、特に (f), (g), (h) に着目すると  $x$  軸を利用した  $z$  軸方向の推定に関しては最も高い推定精度を出すことができ、対して  $y$  軸を利用した  $z$  軸方向の推定精度は最も悪い推定精度となった。一方、観測点単位で、入力ベクトルを削減した場合においても、結果から、観測点が多ければ多いほど、精度の向上につながる事が予想でき、観測点ごとの位置によって依存の程度は異なるものの、それぞれ依存することが確認できた。

しかしながら、各推定モデルごとに結果を考察すると、提案手法に対して匹敵する方法として (b) の 3 層のニューラルネットワークの比較対象モデルがあげられる。精度としてはわずかに (a) の提案手法の方が良い結果であるが、大きく差が開いたとは言えず、推定精度としてのアドバンテージは大きなものではない。一方、精度ではなく推定の計算量に着目する。今回のモデルにおいて、(a) および (b) の乗算・加算における計算回数を  $N_a$ ,  $N_b$  として、とくに提案手法 (a) に関してモデル図 4.9 において 1 層ずつ順に計算回数を示すと、式 4.31, 式 4.32, 式 4.33, 式 4.34, 式 4.35, 式 4.36, 式 4.37, 式 4.38 のようになる。

$$N_{a,encode0} = (600 \cdot 200 + 599 \cdot 200 + 200) \cdot 9 = 2,160,000 \quad (4.31)$$

$$N_{a,encode1} = (200 \cdot 100 + 199 \cdot 100 + 100) \cdot 9 = 360,000 \quad (4.32)$$

$$N_{a,encode2} = 100 \cdot 45 + 99 \cdot 45 + (100 \cdot 30 + 99 \cdot 30) \cdot 4 + (100 \cdot 15 + 99 \cdot 15) \cdot 4 = 44,745 \quad (4.33)$$

$$N_{a,center0} = (45 + 30 \cdot 4 + 15 \cdot 4) \cdot 1200 + (45 + 30 \cdot 4 + 15 \cdot 4 - 1) \cdot 1200 + 1200 = 540,000 \quad (4.34)$$

$$N_{center1} = 1200 \cdot 45 + 1199 \cdot 45 + 45 = 108,000 \quad (4.35)$$

$$N_{decoder0} = 45 \cdot 100 + 44 \cdot 100 + 100 = 9,000 \quad (4.36)$$

$$N_{decoder1} = 100 \cdot 200 + 99 \cdot 200 + 200 = 40,000 \quad (4.37)$$

$$N_{decoder2} = 200 \cdot 600 + 199 \cdot 600 + 600 = 240,000 \quad (4.38)$$

したがって、1度の推定に発生する演算回数  $N_a$  は式 4.39 となる。

$$\begin{aligned} N_a &= N_{encoder0} + N_{encoder1} + N_{encoder2} + N_{center0} + N_{center1} + N_{decoder0} + N_{decoder1} + N_{decoder2} \\ &= 3,501,745 \end{aligned} \quad (4.39)$$

一方、シンプルな3層のニューラルネットワークである (b) の比較手法では1層ずつ計算すると式 4.40、式 4.41 となる。

$$N_{ffnet0} = 5400 \cdot 450 + 5399 \cdot 450 + 450 = 4,860,000 \quad (4.40)$$

$$N_{ffnet1} = 1200 \cdot 450 + 1199 \cdot 450 + 450 = 1,080,000 \quad (4.41)$$

したがって、1度の推定に発生する演算回数  $N_b$  は式 4.42 となる。

$$N_{ffnet0} = N_{ffnet0} + N_{ffnet1} = 5,940,000 \quad (4.42)$$

推定時の計算量として提案モデルよりも比較手法のシンプルな3層のニューラルネットワークにおける計算量は1.7倍程度大きい。したがって、提案手法では、計算量を抑えつつ、精度を保つ方法としてアドバンテージがあることがわかった。

## 第5章 結論

### 5.1 HTS-SQUID 磁力計を用いた高解像度観測

本研究では地磁気観測目的で HTS-SQUID 磁力計を採用した。地磁気観測を高解像度に行うほど詳細な地磁気観測はこれまで必要とされていなかった背景から、HTS-SQUID 磁力計を用いた高解像度連続地磁気観測を行なった例はこれまで、他になく、磁力計を含めた地磁気観測システムの評価を必要とした。我々の研究グループで保有するいわき地磁気観測点において HTS-SQUID 磁力計は以下の2基が存在する。

- HTS-SQUID 磁力計 1 号機 (HTS-SQUID Unit No.1)
- HTS-SQUID 磁力計 2 号機 (HTS-SQUID Unit No.2)

いわき地磁気観測点では HTS-SQUID 磁力計 1 号機における地磁気観測が開始された後、HTS-SQUID 磁力計 2 号機の稼働が開始された。このとき、HTS-SQUID 磁力計 1 号機における地磁気観測対象軸が  $x, y, z$  軸であるのに対して、2 号機における地磁気観測対象軸が  $z$  軸方向のみであるものの、HTS-SQUID 磁力計 2 号機で採用されている、磁力計のコアに当たる超電導素子の質が良いとされていた。本論文では上記 2 基の磁力計を中心としたシステム評価を行なった。

#### HTS-SQUID 磁力計 1 号機

評価方法として実際の地磁気観測結果を利用して平均絶対偏差 (MAD) を用いた評価を行い、観測値のばらつき具合を、比較することにより観測値の変化がどれだけの大きさであれば、地磁気信号とすることができるのか、という検討材料となりうる。評価結果として、HTS-SQUID 磁力計 1 号機に関しては、比較対象としたフラックスゲート磁力計におけるばらつきの半分程度のばらつき具合であった。従来、比較的高解像度で地磁気観測を行う目的で利用されていたフラックスゲート磁力計よりも高い縦軸方向の分解能があるだけでなく、フラックスゲート磁力計の 5 倍のサンプリング周波数で観測することができる、高性能な磁力計であることを示すことができた。

## HTS-SQUID 磁力計 2 号機

HTS-SQUID 磁力計 2 号機は  $z$  軸方向のみの観測である。HTS-SQUID 磁力計 2 号機稼働時には、フラックスゲート磁力計，および HTS-SQUID 磁力計も同時に稼働しているの  
で，これら 3 種の磁力計間での  $z$  軸方向における地磁気観測システムの評価を行なった。  
評価方法は HTS-SQUID 磁力計 1 号機と同様，実際の地磁気観測値を用いた *MAD* の計算  
を行なった上で，縦軸方向のばらつき具合を比較することを通して，分解能における比較  
を行なった。HTS-SQUID 磁力計 1 号機はフラックスゲートに対して半分程度のばらつき  
であったが，HTS-SQUID 磁力計 2 号機はさらに HTS-SQUID 磁力計 1 号機の  $1/6$  程度の  
小さなばらつきを示したので，HTS-SQUID 磁力計 2 号機は HTS-SQUID 磁力計 1 号機よ  
りも高い縦軸分解能を持ち  $z$  軸方向に関してはより高解像度な地磁気観測が可能な磁力計  
であることを示した。

## HTS-SQUID 磁力計における地震発生時の地磁気変動

HTS-SQUID 磁力計を用いたいわき地磁気観測点によって，地震発生時の地磁気信号を  
観測することに成功した。日本時間で 2012 年 9 月 20 日に発生した M5.9 の地震の時，気  
象庁が発表する地震発生時刻から地震波が到達して加速度計の値が動くまでのわずか数  
秒の間，地磁気信号としてローカルな異常変化を示した。 $z$  軸方向の HTS-SQUID 磁力計  
1 号機の観測値が正の方向に少しずつ 3 秒程度あつた間に最大で 50 pT 程度の変化をし続け  
た結果を得た。この結果は前述の HTS-SQUID 磁力計 1 号機の評価結果から素子の精度を  
含めたシステムノイズのばらつきとして 4.22 pT の結果から比較しても十分に信用できる  
観測結果であり，重大な観測結果を残すことができた。

## 5.2 Autoencoder を応用した高精度地磁気推定

本論文では Autoencoder を応用したニューラルネットワークモデルにおける地磁気推定方法の提案と推定結果を示した。Autoencoder は情報次元を非線形に圧縮を行い、情報の特徴量とも言えるベクトルを抽出するための学習方法も含んだモデルを指す。今回、Autoencoder の事前学習フェーズで情報の圧縮を行う Encoder に該当するパラメータだけではなく Decoder に該当するパラメータを用いる地磁気推定モデルを提案した。提案モデルでは、

- 観測点、および観測軸ごとに事前学習された Autoencoder の Encoder 部分を積層したモデルによって情報を圧縮する
- 情報次元の圧縮を行ったベクトルを入力として推定対象の観測点の特徴量に変換する機能を持つニューラルネットワークによって特徴量間の変換を行う
- 推定対象の観測点のデータを用いて事前学習された Autoencoder の Decoder 部分を積層したモデルを通して情報次元を復元する

と言った順序でニューラルネットワークの計算を行う。提案モデルでは、観測点、および観測軸ごとに情報次元圧縮を行なっているため、観測点、および観測軸単位で、入力ベクトルの数を変更して、推定精度の推移も示した。また、比較手法として主に精度が競合した3層のシンプルなニューラルネットワークモデルでも同様な推定を行い、それぞれの精度比較を行なった。結果として、

- 観測点、および観測軸単位で入力ベクトルを減少させると、推定精度としても低くなる傾向があった
- 3層のニューラルネットワークと提案モデルに関して推定精度としては大きな違いは見られなかった。

ということがわかった。しかしながら、一見提案モデルの方が計算が複雑で、計算コストが高いように感じられるが、3層のニューラルネットワークよりも、提案モデルに関する計算コストの方が低いというアドバンテージがあった。加算および乗算にあたる計算回数を計算コストとして、1.7倍程度の差が生じていた。また、今回、計算コストの比較として3観測点3観測軸の、本論文で最も多い入力ベクトルにおける計算コストの比較を行なったが、今後、さらに多い入力ベクトルにおいて地磁気推定を行うことがあれば、より計算コストとしておおきな差が出るのが期待できる。

### 5.3 高解像度磁力計と高精度地磁気推定

本論文では高解像度磁力計を用いた地磁気観測システム、高精度地磁気推定方法の提案、および、推定結果を示した。これまでの、様々な観測結果によって、自然災害発生時に地磁気信号として異常な信号が発生することがわかっている中、これらの地磁気信号を高い精度で、高いサンプリング周波数の観測、つまり高解像度な地磁気観測を行うことは非常に重要である。本論文で示した、HTS-SQUID 磁力計による地震発生時の地磁気信号変化としても HTS-SQUID 磁力計であるから明確に観測することができた信号であり、HTS-SQUID 磁力計による高解像度な地磁気観測は有用であり、重要な観測結果を得ることができるデバイスであるということを示すことができた。また、HTS-SQUID 磁力計の観測値を教師データとして用いて学習したニューラルネットワークモデルは収束が早まる効果に期待できるだけでなく、将来的に高解像度観測が可能な地磁気観測点がいわき地磁気観測点以外にも稼働した時、入力値として観測精度の高い信号を入力することで、より高い精度の地磁気推定に期待できる。

## 謝辞

本研究を遂行するにあたり、首都大学東京システムデザイン研究科の大久保寛准教授には、終始熱心な御指導をいただきましたことを深く感謝致します。

首都大学東京システムデザイン研究科の田川憲男教授には、議論を通じた御指導、御助言を頂きましたことを深く感謝いたします。

首都大学東京システムデザイン研究科の西川清史准教授には、議論を通じた御指導、御助言を頂きましたことを深く感謝いたします。

東京大学地震研究所の上嶋誠教授には、議論を通じた御指導、御助言を頂きましたことを深く感謝いたします。

秋田県立大学の竹内伸直名誉教授には、本研究に関して細部にわたる御指導、御助言を頂きましたことを厚く御礼申し上げます。

公益財団法人超電導センシング技術研究組合（SUSTERA）の皆様には、観測素子の開発、及び提供にご協力いただきましたことを深く感謝いたします。

有限会社テラテクニカの皆様には、観測システムの保守、管理、設計、開発にご協力いただきましたことを深く感謝いたします。

物質・材料研究機構 磁性・スピントロニクス材料研究拠点スピン物性グループ磯上慎二主任研究員には、観測システムの保守、管理いただきましたことを深く感謝いたします。

## 参考文献

- [1] Frank D. Stacey, “The seismomagnetic effect”, *Pure and Applied Geophysics*, vol. 58, Issue 1, pp. 5–22, January 1964.
- [2] Frank D. Stacey, Malcolm J. S. Johnston, “Theory of the Piezomagnetic Effect in Titanomagnetite-Bearing Rocks”, *Pure and Applied Geophysics*, vol. 97, issue 1, pp. 146–155, December 1972.
- [3] Y.Sasai, Y.Ishikawa, “Seismomagnetic models for earthquakes in the eastern part of Izu Peninsula, Central Japan”, *Annals of geophysics*, vol. 40, no. 2, pp. 463–478, June 1997.
- [4] D. A. Lockner, M. J. S. Johnston, J. D. Byerlee, “A mechanism to explain the generation of earthquake lights”, *Nature*, vol. 302, no. 5903, pp. 28–33, March 1983.
- [5] M.J.S. Johnston, R.J. Mueller, “Seismomagnetic Observation During the 8 July 1986 Magnitude 5.9 North Palm Springs Earthquake”, *Science*, vol. 237, no. 4819, pp. 1201–1203, October 1987.
- [6] M. J. S. Johnston, R. J. Mueller, Y. Sasai, “Magnetic field observations in the near-field the 28 June 1992 Mw 7.3 Landers, California, earthquake.”, *Bulletin of the Seismological Society of America*, vol. 84 no. 3, pp. 792–798, June, 1994.
- [7] M. J. S. Johnston, “Review of Electric and Magnetic Fields Accompanying Seismic and Volcanic Activity”, *Surveys in Geophysics*, vol. 18, issue 5, pp. 441–476, September 1997.
- [8] M.J.S. Johnston, Y. Sasai, G.D. Egbert, R.J. Mueller, “Seismomagnetic effects from the long-awaited 28 September 2004 M 6.0 Parkfield earthquake”, *Bulletin of the Seismological Society of America*, vol. 96, issue 4 B, pp. 206–220, September 2006.



- [9] M.J.S. Johnston, K. Kappler, “Dynamic Seismo-Electromagnetic Effects”, *IUGG XXIV General Assembly Perugia, Italy*, Abstract JSS008-1982, July 2007.
- [10] Makoto Uyeshima, “EM Monitoring of Crustal Processes Including the Use of the Network-MT Observations”, *Surveys in Geophysics*, vol. 28, issue 2-3, pp. 199-237, May 2007.
- [11] Matsushima Masaki, Honkura Yoshimori, OSHIMAN N, Baris S., Tuncer, Mustafa, Tank Sabri, Celik Cengiz, TAKAHASHI F., NAKANISHI M., YOSHIMURA R., Pektas Riza, Komut Tolga, Tolak ifti Elif, Ito Akihiko, LIO Y, ISIKARA AM. “Seismoelectromagnetic Effect Associated with the Izmit Earthquake and Its After-shocks”, *Bulletin of the Seismological Society of America*, vol. 92, issue 1, pp. 350-360, February 2002.
- [12] Kan Okubo, Nobunao Takeuchi, Mitsuru Utsugi, Kiyohumi Yumoto, Yoichi Sasai, “Direct magnetic signals from earthquake rupturing: Iwate-Miyagi Earthquake of M7.2, Japan”, *Earth and Planetary Science Letters*, vol. 305, no. 1, pp. 65–72, May, 2011
- [13] Kan Okubo, Nobunao Takeuchi, Mitsuru Utsugi, Kiyofumi Yumoto, Yoichi SASAI, “Direct magnetic signals from earthquake faulting: Iwate-Miyagi earthquake of M 7.2, Japan”, *IAGA Sopron Assembly*, Aug., 2009
- [14] K. Okubo, Y. Suyama, A. Takeuchi, T. Murai, T. Nagao, Y. Sasai, N. Takeuchi, “Observation signals of Earth’s magnetic field: The 2011 off the Pacific coast of Tohoku Earthquake of M 9.0, Japan”, *American Geophysical Union, Fall Meeting*, NH23A-1544, Dec. 2011.
- [15] Paul Wessel, Walter. H. F. Smith “Free software helps map and display data”, *Eos, Transactions, American Geophysical Union*, vol. 72, Issue 41, pp. 441–446, October, 1991
- [16] Paul Wessel, Walter. H. F. Smith “New version of the generic mapping tools”, *Eos, Transactions, American Geophysical Union*,
- [17] Paul Wessel, Walter. H. F. Smith “New, improved version of generic mapping tools released”, *Eos, Transactions, American Geophysical Union*, vol. 79 (47), pp. 579, 1998

- [18] Paul Wessel, Walter H. F. Smith, Remko Scharroo, Joaquim Luis and Florian Wobbe, “Generic Mapping Tools: Improved Version Released”, *Eos, Transactions, American Geophysical Union*, vol. 94, no. 45, pp. 409–410, November, 2013 vol. 76, Issue 33, pp. 329, August, 1995
- [19] 国土交通省 気象庁, “1「平成 23 年 (2011 年) 東北地方太平洋沖地震」について ～7 年間の地震活動～”, 気象庁 *Japan Meteorological Agency*, <https://www.jma.go.jp/jma/press/1803/08d/1802offtohokueq.pdf>, March 2018.
- [20] 気象庁地磁気観測所, “観測資料”, 地磁気観測所 *Kakioka Magnetic Observatory*, <http://www.kakioka-jma.go.jp/obsdata/obsdata.html>
- [21] 国土交通省国土地理院, “基盤地図情報サイト”, *GSI HOME PAGE - 国土地理院*, <http://www.gsi.go.jp/kiban/>, 基盤地図情報のダウンロード, 10m メッシュ
- [22] 国土交通省気象庁, “震度データベース”, 気象庁 *Japan Meteorological Agency*, <http://www.jma.go.jp/jma/menu/menureport.html>
- [23] 気象庁地磁気観測所, “デジタルデータサービス”, 地磁気観測所 *Kakioka Magnetic Observatory*, <http://www.kakioka-jma.go.jp/obsdata/metadata/ja>, February 28, 2017.
- [24] 国土交通省国土地理院, “測量計算サイト”, *GSI HOME PAGE - 国土地理院*, <http://vldb.gsi.go.jp/sokuchi/surveycalc/main.html>, 距離と方角の計算
- [25] Geoffrey E. Hinton, R. R. Salakhutdinov, “Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks”, *Science*, vol. 313, no. 5786, pp. 504–507, July 2006.
- [26] Geoffrey Hinton, Li Deng, Dong Yu, George Dahl, Abdel-rahman Mohamed, Navdeep Jaitly, Andrew Senior, Vincent Vanhoucke, Patrick Nguyen, Tara Sainath, Brian Kingsbury, “Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups.”, *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 29, issue 6, pp. 82-97, April 2012.
- [27] Kyunghyun Cho, Bart van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, Yoshua Bengio, “Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation”, *CoRR*, abs/1406.1078, June 2014

- [28] Li Deng, Mike Seltzer, Dong Yu, Alex Acero, Abdel-rahman Mohamed, Geoffrey Hinton, “Binary Coding of Speech Spectrograms Using a Deep Auto-encoder”, *INTER-SPEECH 2010, 11th Annual Conference of the International Speech Communication Association*, pp. 1692–1695, September 2010.
- [29] Diederik P. Kingma, Jimmy Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization”, *CoRR*, *abs/1412.6980*, December 2014.
- [30] Duchi, John, Hazan, Elad, Singer, Yoram. “Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization.”, *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2121-2159, July 2011.
- [31] Matthew D. Zeiler, “ADADELTA: An Adaptive Learning Rate Method”, *CoRR*, *abs/1212.5701*, December 2012.
- [32] Tieleman, T. and Hinton, G. “Lecture 6.5 - RMSProp, COURSERA: Neural Networks for Machine Learning.”, *Technical report*, 2012.
- [33] A. D. Chave, D. J. Thomson, M. E. Ander, “On the robust estimation of power spectra, coherences, and transfer functions,” *Journal of Geophysical Research*, vol. 92, no. B1, pp. 633–647, January 1987.
- [34] G. D. Egbert, J. R. Booker, “Robust estimation of geomagnetic transfer functions,” *Geophysical Journal of the Royal Astronomical Society*, vol. 87, issue 2, pp. 173–194, October 1986.

## 本研究に関する研究業績

\*は発表者

### 論文発表

- Yuta Katori, Shinji Isogami, Tsunehiro Hato, Akira Tsukamoto, Keiichi Tanabe, Nobuhito Ohnishi, Chikara Furukawa, Kan Okubo, “High-Resolution Geomagnetic Observation System Using HTS-SQUID”, IEICE Communications Express, Vol. 7 (2018), No. 3 pp. 71-76)
- Yuta Katori, Kan Okubo, “Neural Network based Geomagnetic Estimation for Multi-Site Observation System”, IEICE Communications Express, Vol.7 (2018), No. 10 pp. 352-357)

### 研究会発表

- \*香取勇太, 大久保寛, 波頭経裕, 塚本晃, 田辺圭一, 大西信人, 古川克, 磯上慎二, 竹内伸直, “福島県いわき観測点における高感度 HTS-SQUID 磁力計による地磁気観測システム,” 平成 24 年度 CA 研究会, 2013 年 1 月
- \*大久保寛, 香取勇太, 波頭経裕, 塚本晃, 田辺圭一, 大西信人, 古川克, 磯上慎二, 竹内伸直, “HTS-SQUID 磁力計を用いた地震発生時の地球磁場変化の高感度観測,” 平成 24 年度 CA 研究会, 2013 年 1 月
- \*村井 太一, 大久保 寛, 香取 勇太, 伊藤 貴, 波頭 経裕, 塚本 晃, 田辺 圭一, 大西 信人, 古川 克, 竹内 伸直, “いわき観測点における高感度観測によって得られた磁場信号の解橋 平成 25 年度 CA 研究会, 2014 年 1 月
- \*香取勇太, 大久保寛, 竹内伸直, “地磁気変動検出に向けたディープラーニング技術の利用方法の検討, Conductivity Anomaly 研究会, 2016/01/06

## 学会発表

- \*大久保 寛, 香取 勇太, 波頭 経裕, 塚本 晃, 田辺 圭一, 大西 信人, 古川 克, 磯上 慎二, 竹内 伸直, “高温超電導 SQUID 磁力計による地球磁場観測, 地球電磁気・地球惑星圏学会 第 132 回講演会, 2012/10
- \*大久保寛, 香取勇太, 波頭経裕, 塚本晃, 田辺圭一, 大西信人, 古川克, 磯上慎二, 竹内伸直, “(招待講演)高温超電導 SQUID 磁力計による高感度地球磁場観測とその応用, 応用物理学会春季学術講演会, 2013/03
- \*Yuta Katori, Kan Okubo, Tsunehiro Hato, Akira Tsukamoto, Keiichi Tanabe, Nobuhito Onishi, Chikara Furukawa, Shinji Isogami, and Nobunao Takeuchi, “(Solicited paper)Development of High Temperature Superconductor Based SQUID (HTS-SQUID) Magnetometer System for Super-sensitive Observation of Geomagnetic Field Change,” , EGU General Assembly 2013 EGU2013-8632, April 2013
- 香取勇太, \*大久保寛, 波頭経裕, 塚本晃, 田辺圭一, 大西信人, 古川克, 磯上慎二, 竹内伸直, “福島県浜通り地域の内陸地震発生時における地磁気変化の観測”, 日本地震学会 2013 年度秋季大会, 2013/10
- \*大久保寛, 香取勇太, 波頭経裕, 塚本晃, 田辺圭一, 大西信人, 古川克, 磯上慎二, 竹内伸直, “いわき観測点における高温超電導 SQUID 磁力計による高感度地磁気観測, 地球電磁気・地球惑星圏学会 第 134 回講演会, 2013/11
- \*香取 勇太, 大久保 寛, 波頭 経裕, 田辺 圭一, 塚本 晃, 大西 信人, 古川 克, 磯上 慎二, 竹内 伸直, “いわき観測点における高感度観測によって得られた磁場信号の解析, SGEPPSS2014 秋学会, 2014/11
- \*Yuta Katori, Kan Okubo, Tsunehiro Hato, Akira Tsukamoto, Keiichi Tanabe, Nobuhito Onishi, Chikara Furukawa, Shinji Isogami, and Nobunao Takeuchi, “Evaluation of High-resolution Geomagnetic Field Observation System Using HTS-SQUID Magnetometer and its Application” , AGU Fall Meeting 2014, December 2014
- \*香取勇太, 大久保寛, 波頭経裕, 田辺圭一, 塚本晃, 大西信人, 古川克, 磯上慎二, 竹内伸直, “いわき観測点における地磁気観測用 HTS-SQUID 磁力計の比較評価”, 日本地球惑星科学連合 2015 年大会 S-EM33-12, 2015/05/26

- \*Yuta Katori, Kan Okubo, Tsunehiro Hato, Akira Tsukamoto, Keiichi Tanabe, Nobuhito Onishi, Chikara Furukawa, Shinji Isogami, and Nobunao Takeuchi, “A Comparison Study of High Resolution Geomagnetic Observation Systems Using HTS-SQUID Magnetometer for Earthquake Detection”, AOGS 2015 (SE07-15-A009), 2015/08/07, Suntec Singapore Convention & Exhibition Centre(Singapore)
- \*Yuta Katori, Kan Okubo, Tsunehiro Hato, Akira Tsukamoto, Keiichi Tanabe, Nobuhito Onishi, Chikara Furukawa, Shinji Isogami, and Nobunao Takeuchi, “Observation of Magnetic Signals from Earthquake Faulting Using High-resolution HTS-SQUID Magnetometer: Feasibility of Super-early Warning of Earthquakes”, AGU Fall Meeting 2015(S33B-2770), 2015/12/16, Moscone Center(San Francisco,USA)
- \*香取勇太, 大久保寛, 竹内伸直, “深層学習技術を用いた地磁気変動推定の検討”, 日本地球惑星科学連合 2016 年大会 SEM35-P03, 2016 年 5 月 25 日
- \*香取勇太, 大久保寛, 竹内伸直, “ディープラーニングを利用した複数地点間の高精度地磁気推定方法の比較”, SGEPPS, 2016 年 11 月 21 日