

海底水圧データを用いた津波高予測手法の比較

Comparison between Tsunami Height Prediction Methods Using Ocean-Bottom Pressure Values

柏原 健之朗^{*1} 吉川 真史^{*1} 五十嵐 康彦^{*1*2} 馬場 俊孝^{*3} 堀 高峰^{*4}
 Kenjiro Kashiwabara Masashi Yoshikawa Yasuhiko Igarashi Toshitaka Baba Takane Hori
 岡田 真人^{*1}
 Masato Okada

^{*1}東京大学大学院新領域創成科学研究科 ^{*2}科学技術振興機構 さきがけ
 Graduate School of Frontier Sciences, The University of Tokyo Japan Science and Technology Agency PRESTO

^{*3}徳島大学大学院ソシオテクノサイエンス研究部
 Institute of Technology and Science, The University of Tokushima

^{*4}海洋研究開発機構地球津波海域観測研究開発センター
 Research and Development Center for Earthquake and Tsunami, Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology

There are two frameworks to predict the tsunami height from the change of the ocean-bottom pressure. One is the 2-step approach which estimates the earthquake scenario from the ocean-bottom pressure and then forecasts the tsunami height from the estimated earthquake scenario. The other is the direct approach which directly forecast the tsunami height from the ocean-bottom pressure. When constructing the prediction system, it is necessary to select which of these prediction frameworks adopted. We carried out the verification to forecast the tsunami height from the pressure gauge data of Dense Ocean-floor Network for Earthquakes Tsunamis (DONET) with the two prediction frameworks. We found that the direct approach has lower prediction error and higher immediacy than the 2-step approach.

1. はじめに

大規模な地震に伴う津波による被害を抑えるためには津波高即時予測システムが必要である。東北地方太平洋沖に展開されている日本海溝海底地震津波観測網 (S-net) や和歌山県沖合で運用されている地震・津波観測監視システム (DONET) では、沖合の海底に水圧センサーが設置され、水圧データをリアルタイムで取得することができる。また、地震が発生した際、海底水圧センサーで観測される水圧データと沿岸部に到達する津波高が取得できるシミュレーション手法も開発された。

シミュレーションにより構築された水圧センサー値と沿岸津波高のデータベースを利用して、海底水圧変化から沿岸部に到達する津波高を予測する手法が提案されている。その手法は二つの枠組みに分けることができる。一つは、観測した水圧センサー値から地震のシナリオを推定し、そのシナリオに基づいて津波高を予測する二段階のアプローチである。この枠組みでは、Multi-index 法 [Yamamoto et al., 2016] が提案されている。もう一つの枠組みは、水圧センサー値から直接津波高を予測するアプローチである。この枠組みでは、線形回帰による予測 [Baba et al., 2014] やガウス過程回帰による予測 [Igarashi et al., 2016]、非線形パラメトリックモデル [Yoshikawa et al., 2017] が提案されている。実際に予測システムを構築する際、これらの予測の枠組みのうち、どちらを採用すべきか選定する必要がある。

本研究では、二段階予測のアプローチと直接予測のアプローチを予測誤差の観点で比較する。南海トラフ地震を想定し、Multi-index 法とガウス過程回帰、非線形パラメトリックモデルを用いて、DONET の水圧センサー値から三重県尾鷲市に

到達する津波高の予測性能を検証する。

2. データセット

本研究では、スーパーコンピュータによる津波シミュレーションから取得されたデータを用いる。津波シミュレーションは津波計算コード JAGURS [Baba et al., 2016] を用いて、断層の位置やマグニチュードなど 10 個のパラメータを持つ地震シナリオ θ をさまざまな値に設定して 1506 通りのシミュレーションを行う。図 1 のように、津波シミュレーションにより DONET の i 番目 ($i = 1, 2, \dots, 20$) の水圧センサーで観測された水圧値と尾鷲検潮所に到達する津波高が 1 秒ごと 180 分間の時系列データとして記録される。

全時間予測の検証では、180 分間の水圧データが全て手元にあると仮定し、説明変数は水圧センサー値 $p_i(t)$ の最大絶対値 $s_i = \max_t |p_i(t)|$ とする。また、リアルタイム予測の検証では、時刻 $\tau \leq 180$ 分までの水圧センサー値が観測された状況を想定し、 $p_i(t)$ の時刻 τ までの最大絶対値 $s_{i,\tau} = \max_{t \leq \tau} |p_i(t)|$ を説明変数とする。目的変数はいずれの検証も尾鷲検潮所での津波高時系列データの最大値 d として検証を行う。

3. 手法

3.1 Multi-index 法

Multi-index 法 [Yamamoto et al., 2016] は、観測された水圧センサー値 $\mathbf{s}(n)$ から地震シナリオを推定し、推定された地震シナリオ $\hat{\theta}$ から津波高 d を予測する手法である。データベースから観測値 $\mathbf{s}(n)$ に最も近い水圧センサー値 $\mathbf{s}(m)$ を検索し、それに対応する地震シナリオ $\theta(m)$ を推定値とする。このとき、データベースから一つの距離尺度で観測値に最も近い $\mathbf{s}(m)$ を検索するのではなく、(1) 式で示される相関係数、(2) 式、(3)

連絡先: 岡田真人, 東京大学大学院新領域創成科学研究科,
 okada@k.u-tokyo.ac.jp

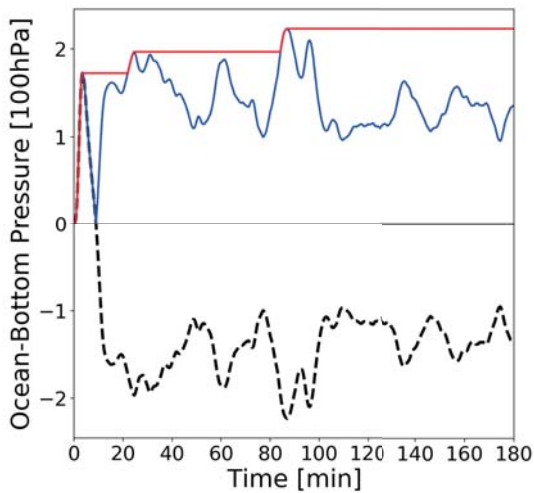


図 1: 水圧センサー値. 黒色の破線は水圧センサーで観測された値. 青色の実線は絶対値. 赤色の実線は時刻 τ までの最大絶対値. 予測誤差の検証では青線の最大値, 即時性の検証ではある時刻における赤線の値を用いる.

式で示される分散低減の三つの指標を用いてシナリオを検索する.

$$R(m) = \frac{\sum_{i=1}^{20} s_i(n)s_i(m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{20} s_i(n)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{20} s_i(m)^2}} \quad (1)$$

$$VRO(m) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{20} (s_i(n) - s_i(m))^2}{\sum_{i=1}^{20} s_i(n)^2} \quad (2)$$

$$VRC(m) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{20} (s_i(n) - s_i(m))^2}{\sum_{i=1}^{20} s_i(m)^2} \quad (3)$$

ただし, $s_i(n)$ は i 番目の水圧センサーで観測される水圧データの最大絶対値, $s_i(m)$ はデータベースに登録されている m 番目 ($m = 1, 2, \dots, N_T$) の水圧データの最大絶対値である. $R(m)$ は水圧センサー値の空間分布の近さを意味し, 1 に近いほど津波発生源の場所が近いと言える. $VRO(m)$ と $VRC(m)$ の値域は $-\infty < VRO(m) \leq 1, -\infty < VRC(m) \leq 1$ である. $|s(m)|$ が $|s(n)|$ より大きいとき $VRO(m)$ は小さい値となり, 過大評価に敏感である. また, $|s(m)|$ が $|s(n)|$ より小さいとき $VRC(m)$ は小さい値となり, 過小評価に敏感である. $VRO(m)$ と $VRC(m)$ が両方ともある閾値を超えた $s(m)$ のうち, $R(m)$ が最大となる $\hat{m} = \operatorname{argmax}_m R(m)$ を選ぶことにより, 過大評価と過小評価を防ぎつつ津波発生源の近いシナリオを検索することができる. 本研究ではこの閾値を 0.9 と設定する. 図 2 に観測された水圧センサー値に対するデータベース中水圧センサー値の R と VRO , VRC を計算した結果の一例を示す. VRO と VRC が閾値 0.9 を超えているシナリオの中で R が最も大きいシナリオ (図中の赤点) が選ばれる. このようにして選ばれた地震シナリオ $\theta(\hat{m})$ に対応する津波高 $d(\hat{m})$ を予測津波高 \hat{d}_{MI} とする.

3.2 ガウス過程回帰

水圧センサー値と沿岸津波高の間の相関を利用した線形回帰による予測 [Baba et al., 2014] を発展させた手法として, 非線

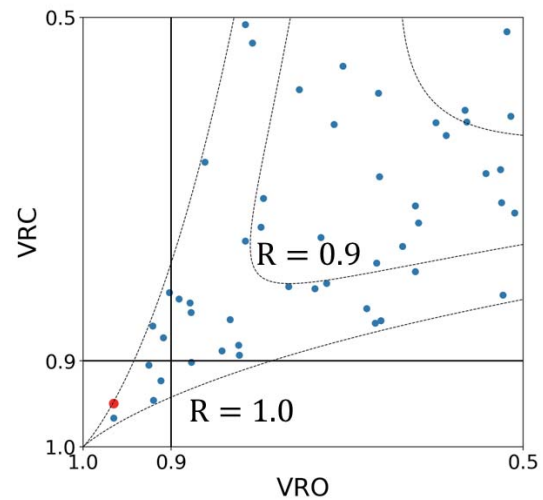


図 2: R と VRO , VRC の関係. 横軸が VRO , 縦軸が VRC , 破線が R を表す. 青色の点は観測された水圧センサー値に対するデータベース中の水圧センサー値のシナリオ. 赤色の点は閾値を満たした中で最も R が大きいデータベース中の水圧センサー値のシナリオ.

形な関数を近似できるノンパラメトリック手法であるガウス過程 (Gaussian Process, GP) [Rasmussen and Williams 2006] による予測が提案されている [Igarashi et al., 2016]. ガウス過程を用いて複雑な応答関数を近似することによって, 水圧センサー値 \mathbf{s} から尾鷲検潮所における波形の高さ d を回帰し, 高精度の津波高即時予測ができる.

ガウス過程は, 多変量ガウス分布を一般化した確率過程であり, ある水圧センサー値 $\mathbf{s}(n)$ が与えられた時, 津波高の予測分布がガウス分布として得られる. 予測分布の確率が最大となる予測値 \hat{d}_{GP} は, (4) 式の共分散関数と事前分布に σ^2 の分散を持つガウス分布を設定することによって (5) 式のように記述される.

$$k(\mathbf{s}(m), \mathbf{s}(n)) = \exp(-\beta|\mathbf{s}(m) - \mathbf{s}(n)|^2) \quad (4)$$

$$\hat{d}_{GP} = \mathbf{k}(n)^T (\mathbf{K} + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{d} \quad (5)$$

このとき, パラメータ β はガウス関数の幅の逆数を表す. また, $\mathbf{k}(n) = [k(\mathbf{s}(1), \mathbf{s}(n)), \dots, k(\mathbf{s}(N_T), \mathbf{s}(n))]^T$ は $\mathbf{s}(n)$ と訓練データの共分散ベクトルを表し, \mathbf{K} は $\mathbf{s}(1), \mathbf{s}(2), \dots, \mathbf{s}(N_T)$ の共分散関数を用いた共分散行列, \mathbf{I} は $N_T \times N_T$ の単位行列を表す.

ガウス過程による津波高の予測モデル構築において重要なのは, N_T ケースの訓練データを回帰することではなく, 予測誤差の小さい予測モデルを構築することである. そこで, N_T ケースの訓練データに対する過学習を避けつつ, 予測モデルを構築するために, ガウス過程におけるパラメータ β, σ を交差検証 (Cross Validation, CV) を行い, 汎化誤差が最小になるように設定する.

3.3 非線形パラメトリックモデル

水圧センサー値と津波高の間にべき法則を見いだすことにより, (6) 式で表現される非線形パラメトリックモデルが提案

された [Yoshikawa et al., 2017].

$$\hat{d}_{\text{NP}} = \sum_{i=1}^{20} a_i s_i(n)^{b_i} \quad (6)$$

ガウス過程回帰には外挿が難しいという問題があったが、非線形パラメトリックモデルは外挿でも高い予測精度を持つ。

パラメータ a_i, b_i は、平均二乗誤差 $E(a_i, b_i) = \frac{1}{N_T} \sum_n |d_{\text{NP}}(n) - d(n)|^2$ が最小になるように最適化する。パラメータの更新は (7) 式のように最急降下法を用いる。

$$a_i \leftarrow a_i - \varepsilon \frac{\partial}{\partial a_i} E(a_i, b_i), \quad b_i \leftarrow b_i - \varepsilon \frac{\partial}{\partial b_i} E(a_i, b_i) \quad (7)$$

ただし、学習率は $\varepsilon = 0.01$ 、パラメータの初期値は $a_i = 0, b_i = 1 (i = 1, 2, \dots, 20)$ とする。

4. 検証結果

4.1 全時間予測

シミュレーションにより生成された全 180 分間の水圧センサー値の最大絶対値 $\mathbf{s} = \{s_i\}_{i=1}^{20}$ を説明変数として、最大津波高 d を予測する検証を行なった。予測誤差は、(6) 式で表される平方根平均二乗誤差 (Root Mean Square Error, RMSE) を用いる。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [d(n) - \hat{d}(n)]^2} \quad (8)$$

全 1506 個のデータのうちランダムに選出した 1004 個のデータを訓練データとし津波高予測モデルの生成に使い、残りの 502 個のデータをテストデータとして津波高予測性能の検証に用いた。実際の津波高 d に対するテストデータで予測した津波高 \hat{d} のプロットを図 3 に示す。直線 $\hat{d} = d$ に近いほど誤差が小さいことを表す。Multi-index 法に比べて非線形パラメトリックモデル、ガウス過程回帰の予測値は直線 $\hat{d} = d$ に近く、より正確に予測できていることが見て取れる。特に、津波高が大きい範囲 ($d \geq 12[\text{m}]$) では Multi-index 法の予測結果は真値から大きく外れているが、ガウス過程回帰や非線形パラメトリックモデルでは津波高が小さい範囲と同程度に正確な予測ができています。

また、データの分け方をランダムに変えながら 100 回試行した平均予測誤差を図 4 に示す。Multi-index 法の予測誤差は 1.05[m]、ガウス過程回帰の予測誤差は 0.75[m]、非線形パラメトリックモデルの予測誤差は 0.85[m] となった。この結果から、水圧センサー値と津波高の相関を利用した直接予測のアプローチの予測誤差は、地震シナリオの推定を経由する二段階予測のアプローチに比べて 28.6% 小さいということが分かった。さらに、予測誤差の標準偏差は、Multi-index 法では $9.88 \times 10^{-2}[\text{m}]$ 、ガウス過程回帰では $4.29 \times 10^{-2}[\text{m}]$ 、非線形パラメトリックモデルでは $4.28 \times 10^{-2}[\text{m}]$ となった。予測誤差のばらつきも直接予測のアプローチは二段階予測のアプローチに比べて 56.7% 小さいということが分かった。

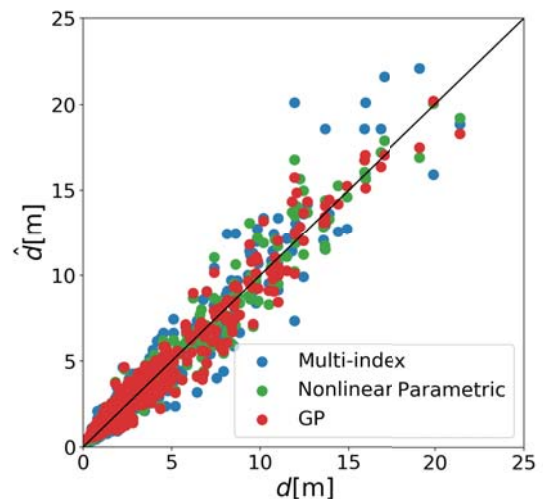


図 3: 真の津波高 d に対する各予測手法によって予測した津波高 \hat{d} . 青色は Multi-index 法, 赤色はガウス過程回帰, 緑色は非線形パラメトリックモデル。

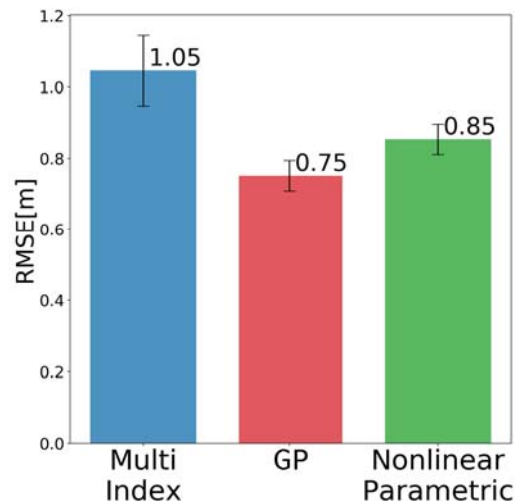


図 4: 各予測手法の予測誤差 RMSE. エラーバーは標準偏差を表す。青色は Multi-index 法, 赤色はガウス過程回帰, 緑色は非線形パラメトリックモデル。

4.2 リアルタイム予測

実際の予測システムでは、地震発生後 180 分間の水圧データを収集するのではなく、より短時間での正確な予測を行うことが求められる。そこで、時刻 $\tau \leq 180$ 分までの水圧センサー値の最大絶対値 $\mathbf{s}_\tau = \{s_{i,\tau}\}_{i=1}^{20}$ を説明変数として、最大津波高 d を予測する検証を行なった。時刻 $\tau = 1, 2, \dots, 180$ 分において訓練データをテストデータの分け方をランダムに変えながら予測を行い、時刻 τ における平均予測誤差を算出した。

地震発生後の時刻に対する各予測手法での予測誤差の変化を図 5 に示す。いずれの手法も地震発生後 10 分程度で予測誤差は急激に小さくなり、50 分以降でほぼ一定となった。また、予測誤差が 1.00[m] を下回るのに要した時間は、Multi-index 法は 20 分であった一方で、ガウス過程回帰では 9 分、非線形パラメトリックモデルでは 13 分となった。この結果から、直

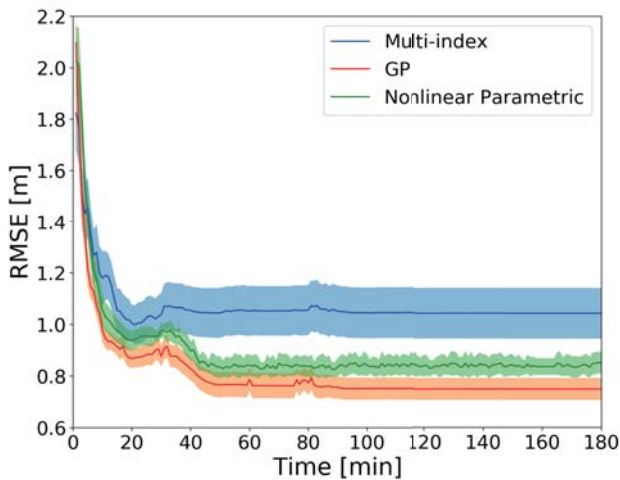


図 5: 地震発生後の時刻に対する各予測手法の予測誤差 RMSE. 青色の線は Multi-index 法, 赤色の線はガウス過程回帰, 緑色の線は非線形パラメトリックモデル. 区間は標準偏差を表す.

接予測のアプローチは二段階予測のアプローチが必要とする 45.0% の時間で正確な予測を行うことができると分かった.

また, 地震発生後 10 分のガウス過程回帰, 非線形パラメトリックモデルの予測誤差はそれぞれ Multi-index 法より 17.2%, 10.6% 低いことが分かった, さらに, 地震発生後 10 分の予測誤差の標準偏差もガウス過程回帰, 非線形パラメトリックモデルはそれぞれ Multi-index 法より 55.2%, 39.8% 低いことが分かった,

また, 図 6 に, $\tau = 10, 20, 30, 40$ 分での, テストデータで予測した津波高 \hat{d} を実際の津波高 d に対してプロットした図を示す. 地震発生から短時間の予測でもガウス過程回帰と非線形パラメトリックモデルは Multi-index 法よりも真値に近い予測値を取っていることが分かる.

5. 結論

海底水圧計のデータから沿岸津波高を予測する手法には, 観測した水圧センサー値から地震のシナリオを推定し, そのシナリオに基づいて津波高を予測する二段階のアプローチと, 水圧センサー値から直接津波高を予測するアプローチがあった. 本研究では, これらのアプローチを全時間予測とリアルタイム予測の検証を行うことで比較を行なった. 二段階アプローチの代表的手法として Multi-index 法, 直接予測の代表的手法としてガウス過程回帰と非線形パラメトリックモデルを取り上げた. これらの手法を用いて DONET の水圧センサー値から津波高を予測する検証を行なった結果, 直接予測の手法であるガウス過程回帰は, 二段階アプローチの Multi-index 法と比べて, 予測誤差は 28.6% 低く, 予測誤差が十分小さくなるまでに要する地震発生後からの時間も 55.0% 短かった. さらに, 地震発生 10 分以降での予測誤差の標準偏差も, ガウス過程回帰と非線形パラメトリックモデルは Multi-index 法に比べて約 50.0% 小さいということが分かった. 以上から, 水圧センサー値から沿岸津波高を予測する際は, 直接予測のアプローチが有効であると分かった.

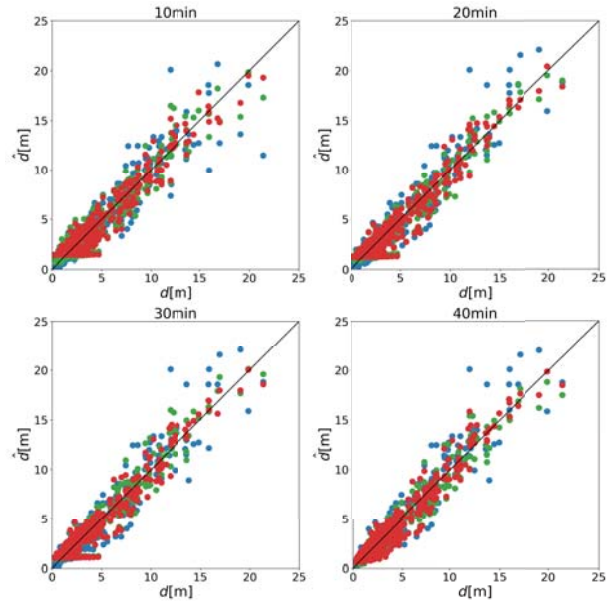


図 6: 真の津波高 d に対する各予測手法によって予測した津波高 \hat{d} . 左上は地震発生後 10 分, 右上は 20 分, 左下は 30 分, 右下は 40 分の予測結果. 青色は Multi-index 法, 赤色はガウス過程回帰, 緑色は非線形パラメトリックモデル.

参考文献

- [Yamamoto et al., 2016] Yamamoto N, Aoi S, Hirata K, Suzuki W, Kunugi T, and Nakamura H: Multi-index method using offshore ocean-bottom pressure data for real-time tsunami forecast. *Earth, Planets and Space*, 68(1), 128(2016).
- [Baba et al., 2014] Baba T, Takahashi N, Kaneda Y: Near-field tsunami amplification factors in the kii peninsula, japan for dense oceanfloor network for earthquakes and tsunamis (donet). *Marine Geophysical Research* 35(3):319325(2014).
- [Igarashi et al., 2016] Igarashi Y, Hori T, Murata S, Sato K, Baba T, Okada M: Maximum tsunami height prediction using pressure gauge data by a gaussian process at owase in the kii peninsula, japan. *Marine Geophysical Research* 37(4):361370(2016).
- [Yoshikawa et al., 2017] 吉川 真史, 五十嵐 康彦, 村田 伸, 馬場 俊孝, 堀 高峰, 岡田 真人: べき乗則をもとにした津波高予測のための非線形パラメトリックモデル, 第 20 回情報論的学習理論ワークショップ, 東京 (2017).
- [Baba et al., 2016] Baba T, Ando K, Matsuoka D, Hyodo M, Hori T, Takahashi N, Obayashi R, Imato Y, Kitamura D, Uehara H, et al. : Large-scale, high-speed tsunami prediction for the great nankai trough earthquake on the k computer. *The International Journal of High Performance Computing Applications* 30(1):7184(2016).
- [Rasmussen and Williams 2006] C.E. Rasmussen and C.K.I. Williams: *Gaussian Processes for Machine Learning*. the MIT Press(2006)