

雨量に応じた翌日の自流式水力発電の出力予測

大藤 建太

雨量に応じた翌日の自流式水力発電の集成的な出力予測を行うため、従来からあるタンクモデルが降雨-流出の物理的関係をよく表現する部分を活かしつつ、これに逐次状態遷移と観測誤差を考慮するカルマンフィルタを適用した。これにより、誤差水準を悪化させることなく四季を通じて安定した予測を可能とした。すなわち、年を通じた予測業務ではその間に季節変動などで流水特性が変化するので、タンクモデルのパラメータ見直しが必要となるところ、カルマンフィルタを用いた逐次状態修正によってこうした流出特性変化を吸収し、自由度と安定性の高い予測が可能となった。

キーワード：水力発電，出力予測，タンクモデル，状態空間法，カルマンフィルタ

1. はじめに

1.1 水力発電の種類と自流式水力

水力発電は、身近で歴史が長い発電技術である。最近では、CO₂を発生しないクリーンな発電技術としても注目を集めている。

水力発電には、本稿で注目する自流式のほかに、調整池式、貯水池式、揚水式の各方式がある。調整池式は河川の流量を調整池で調整して発電するもので、短期的な発電量調整に活用される。貯水池式は河川の流量をダムでせき止め、その水で発電するもので、調整池式よりやや長期の発電量調整に活用される。最後に揚水式は、発電所の上部と下部に大きな調整池をつくり、電力供給に余裕のある夜間帯に水を汲み上げ、昼間帯にその水を利用して発電するものである [1]。

本稿で注目する自流式水力発電は、川の水をそのまま発電所に引き込んで発電する方法なので、豊水期や渇水期などの水量変化に伴い、発電できる電気の量（発電量）も変わる。また、短期的な降雨・降雪・融雪といった気象条件によっても発電量が変わる。そのため通常は、河川流域の降水データや積雪データ、さらに融雪季ならば気温データといった気象データ群をうまく活用し、発電出力を予測する必要がある。

1.2 自流式水力予測の困難さ

電気事業連合会の電力統計情報 [2] における、全国の一般電気事業者の自流式水力発電の発電電力量は約 50 TWh（2011 年度）であって、自社発電電力量約 777 TWh の 6%あまりに相当する。その出力をできる

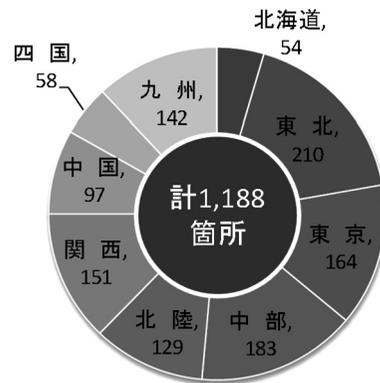


図1 一般電気事業者の水力発電所数
(2013年3月, 経済産業省電力調査統計 [3])

だけ精緻に予測することは重要なことと思われる。

ところが、自流式発電所は箇所数が多く、分散して存在するため、入力として必要な気象データの収集・管理に手間がかかることが多い。2012年度末の一般電気事業者の水力発電所数（自流式以外も含む）は計1,188箇所である（図1）が、例えばこのうち箇所数最大の東北電力の場合、青森県から新潟県までの各地に発電所が点在する。当然、太平洋側と日本海側、また北部と南部とで、気象条件はかなり異なることがある。また、それらデータの収集や管理を漏れなく行うことは労力を伴う。

さらに、各発電所は維持作業などのための設備停止（作業停止）などがおのおののタイミングで発生する（このような理由で発電に使われない水量を溢水と呼ぶことがある）。こうした人為的理由によっても、発電量は変化する。このように、自流式発電自体は古くからある技術であるが、その集成的な出力予測は意外に難

おおふじ けんた
会津大学コンピュータ理工学部
〒965-8580 福島県会津若松市一箕町鶴賀上居合90

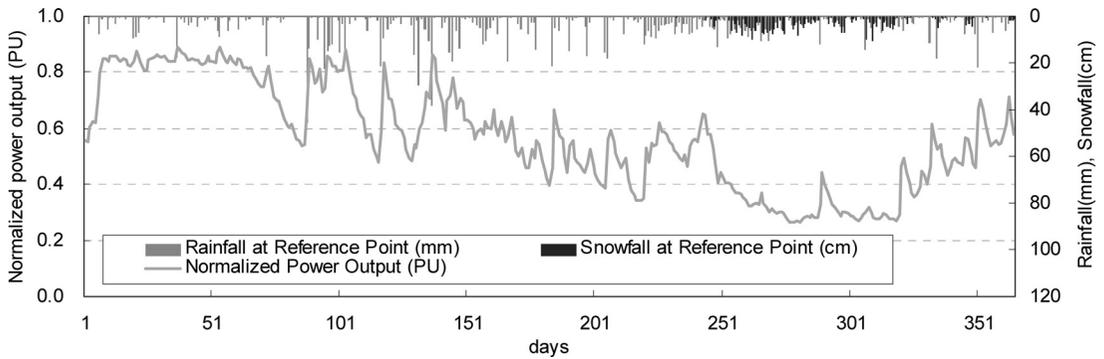


図2 基準地点の降雨降雪量と分析対象の発電所群規格化出力時系列 (1年分)

しい。

もちろん、複雑で精密なモデルは多数研究され、それぞれに実績を上げている[4~6]。実際、治水や土木の分野で降雨に対する河川流出量のモデリングはいわゆる流出解析論として古くから研究が行われてきた。これには貯留関数法、タンクモデル、成分分離AR(auto-regressive)法などがあり、いずれも長い歴史をもつ優れたモデルとして、実務を含めて幅広い応用がある[7]。

このようななか、本稿では、公開値の気象データを利用して、できるだけ簡便に自流式水力の出力予測を行うモデルを検討した例を、東北電力(株)との研究において試みた筆者らの文献[8, 9]をもとに紹介する。

2. 水力出力予測の方法

筆者らは菅原のタンクモデル[10]を基礎とし、それを季節をまたいで安定に利用できる方法を検討した。従来、タンクモデルを用いた予測においては、季節や年による流出環境変化を、流出率など地質学的パラメータの逐次的な見直しにより模擬することが多かった。

しかしここでは、年間を通じた翌日供給力の計画業務を念頭にした自流式水力出力の日量予測を考える。東北地域のある地理的範囲Gにおける複数の自流式水力電源の集成的出力 P [per unit(PU)¹/日]を日電力量として予測する。

同年の供給力計画に供するため、従来型のタンクモデル応用と比べ、季節を通じた安定性が課題となる。図2に、今回対象とした東北地域の水力電源の集成的出力 $P(n)$ の一部を、春季を起点として示した。データはすべて日電力量である。

図から、出力値が高く安定する春の融雪・出水期を経

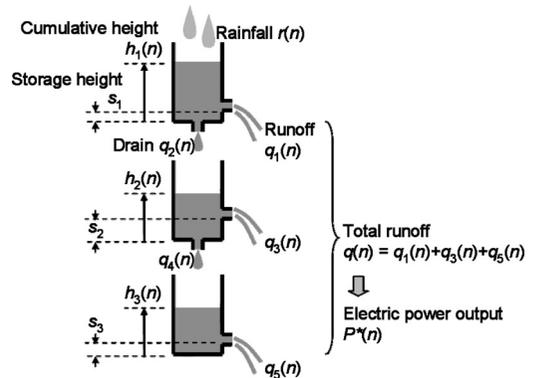


図3 タンクモデルの構成の概略 (3段の場合)

て、夏~秋の多雨期には降雨に応じてそのつど激しく変動し、冬の積雪期には雪の影響で実効的な流出が低下することがわかる。水力出力予測に用いるには、こうした季節変動に堪えるモデルでなければならない。本研究では、タンクモデルを基本としつつ、この点に対応するためカルマンフィルタとの組み合わせを行った。

3. カルマンフィルタタンクモデル

まず3.1項でカルマンフィルタを用いないタンクモデルによる予測結果について述べ、続いて3.2項でカルマンフィルタを適用した場合の結果について述べる。

3.1 タンクモデルによる予測

3.1.1 モデルの構成

P をシミュレートするため、図3に示すようなタンクモデルを考える。離散時刻 n における降雨入力 $r(n)$ に対し、各流出成分 $q_i(n)$ [mm³/日] ($i = 1, \dots, 5$)を媒介として累積高 $\mathbf{h}(n) = [h_1(n), h_2(n), h_3(n)]^T$ [mm]、貯留高 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, s_3]^T$ [mm]の間に成り立つ関係は次のように書ける。

¹ 電気工学における単位法(per unit)表示。ある基準出力量[MWh/日]に対する比。0~1の値をとる。

$$\begin{aligned}
q_1(n) &= A \cdot k_1(\max[h_1(n) - s_1, 0]) \\
q_2(n) &= A \cdot k_2(\max[h_1(n), 0]) \\
q_3(n) &= A \cdot k_3(\max[h_2(n) - s_2, 0]) \\
q_4(n) &= A \cdot k_4(\max[h_2(n), 0]) \\
q_5(n) &= A \cdot k_5(\max[h_3(n) - s_3, 0]) \\
A \cdot [h_1(n+1) - h_1(n)] &= A \cdot r(n) - q_1(n) - q_2(n) \\
A \cdot [h_2(n+1) - h_2(n)] &= q_2(n) - q_3(n) - q_4(n) \\
A \cdot [h_3(n+1) - h_3(n)] &= q_4(n) - q_5(n)
\end{aligned} \tag{1}$$

ここに、 A は各タンク断面積 [mm^2] であるが一般性を失わずに $A = 1$ とする。 $\mathbf{k} = [k_1, \dots, k_5]^T$ [1/日] はそれぞれの孔につけたバルブの開度に相当し、これは各流出時定数（各流出高が $1/e$ になる時間）の逆数でもある（ e は自然対数の底 ≈ 2.718 ）。

タンクモデルの出力は総流出 $q(n) = q_1(n) + q_3(n) + q_5(n)$ [$\text{mm}^3/\text{日}$] であるが、発電所の理論出力は流量 q 、落差 H に対して動定数 9.8 を乗じた $9.8qH$ と q に比例することから、 $q(n)$ に下式の線形変換をおこなって発電量 $P^*(n)$ を入手する。

$$P^*(n) = \alpha q(n) + P_0 [\text{PU}/\text{日}] \tag{2}$$

なおモデル全体の予測誤差の目標値を、実務的要求を元に平均 0.05[PU] と設定した。

3.1.2 入力データとモデルの決定

入力降雨量は、気象庁ホームページ [11] において日雨量データがある地理的範囲内で良好に整備されている地点のデータを用いた。以降では、東北 6 県および新潟の各県庁所在地 7 都市のデータの平均値を入力として用いた結果を紹介する。

モデルの決定は、 $r(n)$ および $P(n)$ に対し (1) 式中のパラメータ \mathbf{k} , \mathbf{s} 、累積高初期値 $\mathbf{h}_0 = [h_1(0), h_2(0), h_3(0)]^T$ および α, P_0 を最適化することによって行える。ここでは、 $n = 1, \dots, N$ [日] での観測値 $P(n)$ に対するモデル出力 $P^*(n)$ の誤差指標として

$$Err(\boldsymbol{\theta}) = \{(1/N) \cdot \sum_n (P(n) - P^*(n))^2\}^{1/2} [\text{PU}] \tag{3}$$

なる量を考え、これを最小化するタンクパラメータ $\boldsymbol{\theta} = \{\mathbf{k}, \mathbf{s}, \mathbf{h}_0, \alpha, P_0\}$ を求めることで、モデルを決定した。

このときの予測誤差を図 4 に示す。ある基準年 (Year 1) の 6~10 月多雨期についての予測では、9 割程度のケース (図中の濃い部分) で誤差 0.06[PU] 以下を実現できていることがわかる。しかし、このモデルを多雨期だけでなく、春の融雪・出水期、また冬の

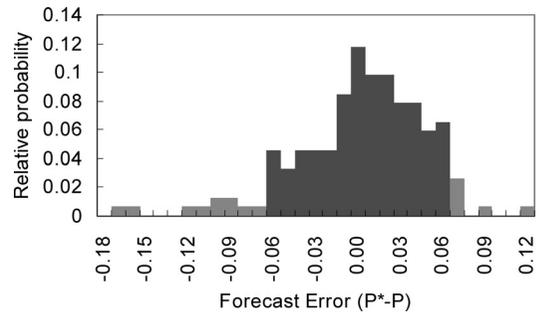


図 4 ある基準年 (Year 1) の 6~10 月多雨期におけるタンクモデル予測誤差ヒストグラム (横軸: 予測誤差 (右が過大予測), 縦軸: 相対度数)

積雪期にも適用して予測を行おうとすると、図 2 で見たような流出特性変化のせいで、モデルパラメータの大幅な見直しが必要となった。

3.2 カルマンフィルタタンクモデルの導入

そこで、このタンクモデルに下記のようにカルマンフィルタ [12] を適用し、季節安定性の改善を試みた。

3.2.1 モデルの構成

まず、タンクモデルの状態空間表現を作成する。図 3 のタンクモデルに対し、状態ベクトルを各タンク累積高 $\mathbf{h}(n) = [h_1(n), h_2(n), h_3(n)]^T$ に選び、流出ベクトルを $\mathbf{Q}(\mathbf{h}(n)) = [q_1(n), q_3(n), q_5(n)]^T$ と書くと、各タンクの流入流出と累積高の関係からシステム方程式は次の形に書ける。

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{A} \cdot \mathbf{h}(n) + \mathbf{B} \cdot \{\mathbf{Q}(\mathbf{h}(n)) - \mathbf{C} \cdot r(n)\} + \mathbf{u}(n) \tag{4}$$

ここに $\mathbf{u}(n) = [u_1(n), u_2(n), u_3(n)]^T$ はシステム雑音である。各係数行列 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}$ は

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 - k_2 & 0 & 0 \\ k_2(1 - k_2) & 1 - k_4 & 0 \\ k_2k_4(1 - k_2) & k_4(1 - k_4) & 1 \end{bmatrix} \tag{5}$$

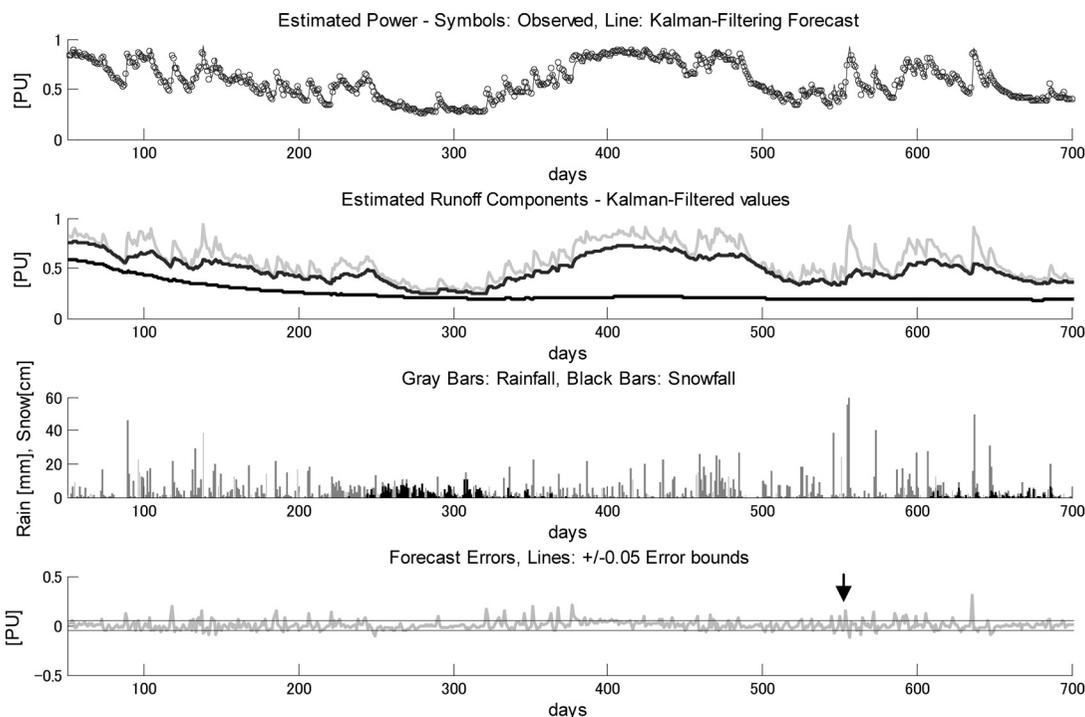
$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ -k_2 & -1 & 0 \\ -k_2k_4 & -k_4 & -1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

である。対応する観測方程式は

$$q(n) = \mathbf{H} \cdot \mathbf{Q}(\mathbf{h}(n)) + u_y(n) \tag{6}$$

で、観測行列 \mathbf{H} は $\mathbf{H} = [1, 1, 1]$ である。最後に $q(n)$ に (2) 式の変換を行って $P^*(n)$ を得る。

$\mathbf{u}(n)$ はそれぞれ独立な平均ゼロ、標準偏差 $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3]^T$ の正規分布、観測雑音 $u_y(n)$ は $\mathbf{u}(n)$ と独立な平均ゼロ、標準偏差 σ_y の正規分布にそれぞれ



上から、(a)真値 $P(n)$ (シンボル)および翌日予測値 $P^*(n)$ (実線)、(b)各タンク累積高の翌日予測値 $h(n|n-1)$ 、(c)降雨量(mm, 薄色)および降雪量(cm, 濃色)、(d)翌日予測誤差 $P(n) - P^*(n)$ の時系列

図5 カルマンフィルタタンクモデルによる翌日予測・フィルタリングの結果(部分)

従うという線形カルマンフィルタの標準的仮定を置く。

3.2.2 カルマンフィルタによる逐次的推定

システム方程式(4)は、右辺第2項 $Q(h(n))$ を(1)式の関係を用いて書き換え、結局次の形にすることができる。

$$h(n+1) = F(n) \cdot h(n) + U(n) \cdot r(n) + u(n) \quad (7)$$

ここに、 $F(n)$ は遷移行列、 $U(n)$ は降雨の係数行列を表す。モデルの推定は、各流出速度 k における A, B を求め、次にデータ全区間 N に対して(3)式の誤差指標 $Err(\theta)$ を最小とするようなモデルパラメータ $\theta = \{s, h_0, \sigma, \sigma_y, \alpha, P_0\}$ を選ぶことにより行える。

この状態空間モデル(6)(7)に対し、次のカルマンフィルタアルゴリズム[翌日予測]と[フィルタリング]を繰り返すことにより、状態ベクトルの翌日予測値 $h(n|n-1)$ とそこから求まる $q(n)$ 予測値、そして誤差を表す分散共分散行列 $V(n|n-1)$ が逐次的に得られる。

[翌日予測]

$$h(n|n-1) = F(n)h(n-1|n-1) \quad (8)$$

$$V(n|n-1) = F(n)V(n-1|n-1)F^T(n) + W$$

[フィルタリング]

$$K(n) = V(n|n-1)H^T(n) \times (H(n)V(n|n-1)H^T(n) + R)^{-1} \quad (9)$$

$$h(n|n) = h(n|n-1) + K(n)$$

$$\times (q(n) - H(n)h(n|n-1))$$

$$V(n|n) = (I - K(n)H(n)) \cdot V(n|n-1)$$

I は単位行列、 $W = \text{diag}[\sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2]$ 、 $R = \sigma_y^2$ をそれぞれ表す。初期値 $V(1|0)$ には十分大きな値を要素に持つ対角行列を選ぶ。 $K(n)$ はカルマンゲインと呼ばれる量である。

[翌日予測]により、 $q(n)$ を経て翌日予測時系列 $P^*(n)$ が逐次的に得られる。[フィルタリング]は翌日予測で得た状態 $h(n|n-1)$ を $h(n|n)$ に事後修正し、次の翌日予測 $h(n+1|n)$ に備えるためのステップである。

3.2.3 予測結果と季節安定性の向上

結果を図5に示す。図は基準年 Year 1、およびその

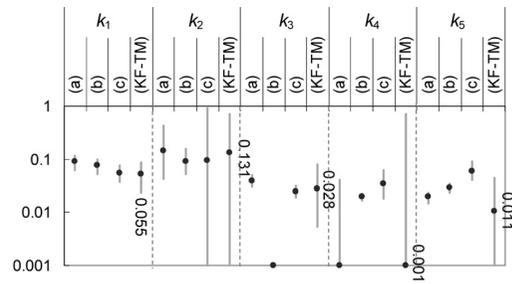
翌年 (Year 2) までの 2 年間にわたる結果で、図の横軸 1 が 1 日に対応する。同図は上から (a) 真値 $P(n)$ (シンボル) および 1 期先予測時系列 $P^*(n)$ (実線), (b) 各タンク累積高の 1 期先予測状態 $h(n|n-1)$, (c) 降雨及び降雪時系列, そして (d) 1 期先予測誤差時系列 $P(n) - P^*(n)$ である。 n が十分大となり、予測分散 $V(n|n-1)$ のオーダが安定して以降の範囲を表示している。なお、いったん安定してしまえば新しくデータが追加されても安定した動きを続ける。グラフ (d) 中の 2 本の水平直線は、今回目標とした許容予測誤差 $\pm 0.05[\text{PU}]$ を示している。カルマンフィルタタンクモデルは、季節に応じた流出特性変化にパラメータが追従するため、3.1 項のタンクモデルのように季節ごとにパラメータを見直すことなく、このような長期一括の予測が可能となる。

同図 (a), (b) で翌日予測・フィルタリングの結果を見てみると、期間のほぼ全体にわたり良好な予測となっている。カルマンフィルタの逐次状態更新により、季節によるゆっくりとした流出特性の変化に追従し、誤差を吸収するためと考えられる。

(b) では、3 段のタンクにそれぞれ対応して、速い流出成分から遅い流出成分まで 3 種類の流出成分への分離が行われていることもわかる。このように、流出速度に応じた成分分離が視覚的に与えられることは、タンクモデルの大きな特色の 1 つである。

次に同図 (d) より予測誤差をみでみる。このときの誤差 $Err(\theta^k)$ は $0.0452[\text{PU}]$ となり、目標誤差範囲 ($\pm 0.05\text{PU}$) 内に収まった。図中横軸 560 程度の点でかなり大量の降雨があり、グラフ (d) 上でも過大予測となっている (矢印箇所) ことがわかるが、当時の発電所運転記録によると、これは通常に比べ著しい量の降雨があったため、人為的に発電をやめた日であった。モデルでは入力として雨量しか考慮していないために、こうしたモデル外要因は予測誤差の形で捉えられる。カルマンフィルタは観測雑音を考慮することによって推定の確からしさを向上させる手法であるが、このように人為的措置などの外乱要因も、観測雑音の異常値という形で捕捉することができる。

最後に、カルマンフィルタタンクモデルの季節安定性をモデルパラメータの柔軟性の面から検討するため、最適点に比べて誤差悪化が 10% 以内にとどまる各 k の許容範囲を求めた (図 6)。(a)~(c) は 3.1 項で述べた通常のタンクモデルのパラメータを季節ごとにそれぞれ最適設定した条件下でのもの、そして (KF-TM) は 3.2 項で述べたカルマンフィルタタンクモデルでの



(a) 基準年 Year 1 6~10月多雨期, (b) 同年 4~5月融雪期, (c) 翌年 Year 2 6~10月多雨期, (KF-TM)カルマンフィルタタンクモデル

図 6 カルマンフィルタタンクパラメータ最適値 (シンボル) および誤差悪化 10% 以内にとどまる各 k の許容変動幅 (棒)

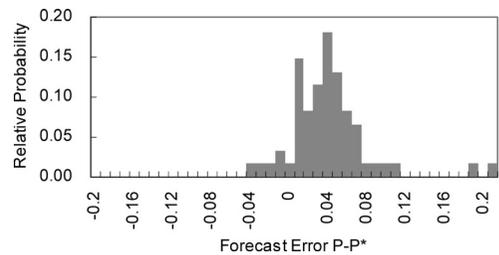


図 7 Year 2 の 4~5 月融雪期における、カルマンフィルタタンクモデル翌日予測の誤差ヒストグラム (横軸: 予測誤差 (右が過大予測), 縦軸: 相対度数)

ものを表す。先述したように、(KF-TM) は Year 1~Year 2 の 2 年間の全季節を通じた値である。

図 6 をみると、ほとんどのパラメータについて、(KF-TM) では (a)~(c) よりも許容範囲が広がっていて、モデルの安定度が高まる。通常のタンクモデルに比べて、季節安定性を大幅に向上させることができる。

4. まとめ

以上述べたように、カルマンフィルタタンクモデルは、調整自由度の高いモデルでありながら、季節変動に伴うゆっくりとした変化に追従することで、予測誤差を犠牲にすることなく通年にわたって安定した翌日予測と流出成分分離を行える。入力する気象データにはさまざまなものがあるが、本稿のように県庁所在地の 7 都市平均といった比較的単純なデータでも相応の予測精度が得られ、簡便なデータとモデルで一定水準の予測が行えた。

ただ、このモデルにも課題が残されている。特に積雪や融雪があって明らかに流出特性が変化するとき、予測結果にバイアスがかかることがわかっている。図 7

は Year 2 の融雪期における翌日予測誤差のヒストグラムであるが、予測誤差の中央値が 0 よりも右にずれている (0.033[PU] 程度) ことがわかる。これは、融雪によって、図 3 で想定したタンクモデルでは十分表現できない流出が発生していることを示している。今後の課題として、こうした融雪や積雪現象を組み込んだ形のタンクモデルへと改良していくことが考えられる。

参考文献

- [1] 電気事業連合会ホームページ, 発電のしくみ 水力発電, <http://www.fepc.or.jp/enterprise/hatsuden/water/> (アクセス: 2013 年 6 月 21 日)
- [2] 電気事業連合会ホームページ, 電力統計情報, <http://www.fepc.or.jp/library/data/tokei/index.html> (アクセス: 2013 年 6 月 21 日)
- [3] 経済産業省資源エネルギー庁ホームページ, 電力調査統計, <http://www.enecho.meti.go.jp/info/statistics/denryoku/index.htm> (アクセス: 2013 年 6 月 21 日)
- [4] 豊田康嗣, 小林卓也, 下垣 久, 「森林域における蒸発散過程を考慮した流出解析モデルの開発」, 電力中央研究所報告 N05003, 1-58, 2006.
- [5] 長友春一郎, 四宮喜久, 岡元 洋, 宮原誠一, 遠山 洋, 「降雨・出水予測システムの開発」, 電気学会電力技術研究会資料 PE-88-143, 111-120, 1988.
- [6] 一柳勝宏, 水野勝教, 中島幸一, 山田 浩, 雪田和人, 後藤泰之, 松村年郎, 川島靖弘, 「レーダデータ活用による発電用ダム上流域における河川流出率推定」, 電気学会電力・エネルギー部門誌, **124**, 229-236, 2004.
- [7] 池淵周一, 椎葉充晴, 宝 馨, 立川康人, 『エース水文学』, 朝倉書店, 2006.
- [8] 大藤建太, 山口順之, 星野和巳, 坂本雅昭, 「カルマンフィルタタンクモデルによる自流水力出力予測」, 電気学会電力・エネルギー部門誌, **128**, 1091-1098, 2008.
- [9] K. Ofuji, N. Yamaguchi, K. Hoshino and M. Sakamoto, “Hydropower output forecast with tank models combined with Kalman filter estimation”, *Electrical Engineering in Japan*, **173**, 33-41, 2010.
- [10] 菅原正巳, 『流出解析法』, 共立出版, 1972.
- [11] 気象庁ホームページ, <http://www.jma.go.jp/> (アクセス: 2013 年 6 月 21 日)
- [12] 北川源四郎, 『時系列解析入門』, 岩波書店, 2003.