

18.ニューラルネットワークを利用した日本の小流域における流量特性マップの作製

新井 涼允^{1,2*}・豊田 康嗣¹・風間 聡²

¹正会員 (一財)電力中央研究所 サステナブルシステム研究本部 (〒270-1194 千葉県我孫子市我孫子1646)

²正会員 東北大学 大学院工学研究科 (〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)

* E-mail: arai@criepi.denken.co.jp

本研究は日本の小流域における流量特性マップを作製するために、ニューラルネットワーク(ANN)を利用した推定手法の構築と精度検証を実施した。ANNの出力値を年平均流出高(Q_{MEAN})と9種類の日流出高のパーセンタイルとし、入力値を気象、土地利用、地質、土壌および地形に関する176の流域特性指標とした。ANNの汎化性能は Q_{MEAN} において $R^2 = 0.74$ を示し、9種類の日流出高のパーセンタイルにおいて $R^2 = 0.21\sim 0.79$ の範囲を示した。本研究は日本の小流域を対象とした流量特性マップを作成し、それらは日本の降雨および降雪特性を反映していることを確認した。流量特性マップの結果に基づき、流れ込み式水力発電所の開発ポテンシャルを評価した結果、既設の水力発電所の位置や発電出力によく対応した。

Key Words : run-of-river hydropower, data-driven approach, cross validation

1. はじめに

我が国では 30,000 kW 未満の出力の水力発電に対して、2012 年より固定価格買取制度が導入されたことから、比較的小規模な流れ込み式水力発電の開発に注目が集まっている。流れ込み式水力発電の開発には、発電出力や維持流量を決定するために流況曲線が必須となる。しかしながら、流況曲線を観測に基づいて算定することは多大なコストと時間を要する。

Beck ら¹⁾と Barbarossa ら²⁾はニューラルネットワーク(Artificial Neural Network: ANN)を利用して世界全域の流量特性マップを作成した。これらの研究は、ANN の出力値を流量観測データに基づく流量特性指標、入力値をその流域における気象や地形、土地利用等の流域特性指標とし、世界全域の膨大な流量観測データを利用して ANN の学習を実施した。すなわち、この ANN を利用することで、流域特性指標から流量特性指標を推定することができる。

本研究の目的は ANN を利用して日本の小流域(i.e., 10 km²)における流量特性マップを作成することである。まず、利水や治水の影響を受けていない流域における多数の流量観測地点を選定した。次に、選定された地点にお

ける流量特性指標と流域特性指標をそれぞれ整備した。次に、流域特性指標から流量特性指標を推定するための ANN を構築し、その精度を検証した。次に、この ANN を利用して日本の最上流域における流量特性マップを作成した。最後にケーススタディーとして、流れ込み式水力発電所の開発ポテンシャルを評価した。

2. データセット

(1) 流量観測地点の選定

国土交通省が公開しているダム諸量データベース(<http://mudam.nilim.go.jp>)と水文水質データベース(<http://www1.river.go.jp>)において、日流量が入手可能な流量観測地点の中から、学習用の流量観測地点を選定した。両データベースの公開状況と流域特性指標の整備状況を考慮して、対象観測期間を 1981~2014 年までとした。また、本研究では利水や治水の影響を受けていない未開発流域の流量推定を想定しているため、流量観測地点より上流にダムがないことと、発電取水によって流量観測地点が減水区間に該当しないことをダム年鑑³⁾と国土地理院地図(<https://maps.gsi.go.jp>)を活用することで判断した。

また、年間の日流量データが 10 日以上欠損している場合はその年のデータを除外し、かつ残った流量観測期間が 5 年未満の場合はその流量観測地点を除外した。以上より、両データベースから計 419 地点を学習用の流量観測地点として選定した。選定された流量観測地点の内訳を表-1 にまとめた。

(2) 流量特性指標

本研究では年平均流出高(Q_{MEAN})と、全観測期間を対象とした日流出高の超過確率に対応するパーセンタイル($Q_1, Q_5, Q_{10}, Q_{20}, Q_{50}, Q_{80}, Q_{90}, Q_{95}, Q_{99}$)を流量特性指標として設定した。このパーセンタイルの数値は日流出高の超過確率を意味しており、流況曲線の時間軸を観測期間長で無次元化し、超過確率で表現することで算定した。例えば、 Q_1 は超過確率 1 パーセンタイルの日流出高のため、 $Q_1 \sim Q_{99}$ の中で最も高い値となる。なお、融雪成分に起因した年間水収支の不整合を防ぐため、流量特性指標を求める際には、10 月~9 月を年間データとして取り扱った。

(3) 流域特性指標

本研究では気象、土地利用、地質・土壌および地形に関する全 176 分類の指標を流域特性指標とした(表-2)。流域特性指標のデータソースや解像度については表-2 の通りである。これらのデータソースは GIS データであるため、ArcGIS 10.6 を用いて統合化し、HydroSHEDS⁹⁾の流下方向データと流積データを利用することで対象流域の範囲において抽出した。また、標高と流域面積以外の流域特性指標を求める場合、抽出した GIS データに対し必要に応じた処理を施した後、それらの空間平均をとった。降水量と積雪量はそれぞれ 1 mm/d 以上を示した日データを対象とした。降水量のデータソースは観測に基づく APHRO_JP⁹⁾である。積雪水量のデータソースはメッシュ農業気象データ⁶⁾であり、これは熱・放射収支を考慮した積雪水量モデル⁶⁾によって推定されている。本研究では降水量と積雪水量の頻度を指標として設定したが、ここでの頻度は待ち時間分布の性質を持つ指数分布を参考に、降水あるいは積雪イベントが次に発生するまでの平均日数の逆数とした。降水量および積雪水量の月変動指数は、月平均値を 12 で除した年平均値で引き、それらを全月に亘って加算し、最後に年平均値で除した指標である⁷⁾。なお、降水量と積雪水量に関わる指標は時間変動性を考慮し、流量観測期間のタイミングに合わせて与えることとした。我が国には世界有数の豪雪地域が含まれることから、Masuda⁷⁾は日本全域において風速を活用した降雪捕捉損失の評価を実施した。本研究では Masuda⁷⁾のデータベースに基づき、降雪捕捉損失量を流域特性指標の一つとして採用した。乾燥度指数は年可

表-1 選定された流量観測地点の内訳。

地点数	流域面積 [km ²]		データ期間 [y]	
	中央値	平均値	中央値	平均値
419	72.4	153.9	17	17.1

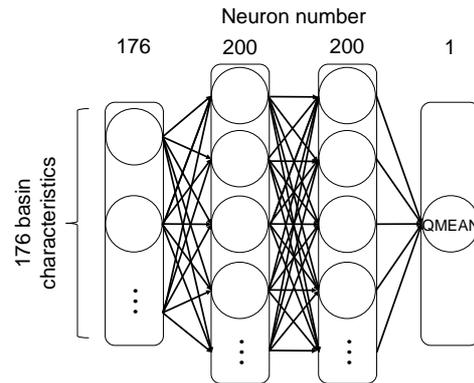


図-1 ANNの模式図。

能蒸発散量を年降水量で除すことによって求まるが、本研究で利用した年可能蒸発散量は過去30年間の年平均値とした⁸⁾。よって、乾燥度指数を求める際の年降水量は、国土数値情報(G02)より取得した過去30年間の年平均値を利用した。また、可能蒸発散量の月変動指数は、全球の可能蒸発散量データベース⁸⁾の月平均値と年平均値を利用して、降水量月変動指数と同じ方法¹⁾で算定された。日本の地質・土壌と河川流況を評価した研究では、様々な地質・土壌の分類方法が用いられる⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾。そこで本研究では、地質・土壌の指標として、代表的な既往研究⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾の分類方法に従って与えた。

3. 方法

(1) ANNの構築と検証

本研究では中間層を2層としたANNを構築した(図-1)。入力層では176の流域特性指標を受け取るため、ニューロン数は176とした。2層の中間層におけるニューロン数はそれぞれ200とした。なお、ANNの構造等は試行錯誤的に決定した。入力層では流域特性指標を受け取り、出力層では流量特性指標を出力する。 Q_{MEAN} を出力する場合には、出力層のニューロン数を1として Q_{MEAN} に対応させた。日流出高のパーセンタイルを出力する場合、 Q_1 から Q_{99} にかけて値が低下することが求められる。よって、その序列関係も含めて学習させるため、出力層のニューロン数を9とし、 $Q_1 \sim Q_{99}$ に各ニューロンを対応させた。学習方法の詳細についての記述は割愛するが、過学習の防止や効率的な学習のため、入力値の標準化、誤差関数に対するL2正則化の適用、ドロップアウトの実装を施した。

ANNの検証は、Leave-One-Out (LOO)交差検証によって

表-2 流域特性指標.

流域特性指標	分類数	単位	データソース	時間変動	解像度
年降水量		mm/y	APHRO_JP ⁵⁾	+	180s
年平均日降水量		mm/d	APHRO_JP ⁵⁾	+	180s
年平均日降水頻度		1/d	APHRO_JP ⁵⁾	+	180s
年平均日最大降水量		mm/d	APHRO_JP ⁵⁾	+	180s
降水量季節変動指数		-	APHRO_JP ⁵⁾	+	180s
降雪捕捉損失補正量		mm/y	APHRO_JP V1801 ⁷⁾		180s
年積雪水量		mm/y	メッシュ農業気象データ ⁶⁾	+	~1km
年平均日積雪水量		mm/d	メッシュ農業気象データ ⁶⁾	+	~1km
年平均日積雪頻度		1/d	メッシュ農業気象データ ⁶⁾	+	~1km
年積雪水量季節変動指数			メッシュ農業気象データ ⁶⁾	+	~1km
年可能蒸発散量		mm/y	CGIAR-CSI ⁸⁾		~1km
可能蒸発散量季節変動指数		-	CGIAR-CSI ⁸⁾		~1km
乾燥度指数		-	CGIAR-CSI ⁸⁾ と国土数値情報(G02)		~1km
平均気温		°C	国土数値情報(G02)		~1km
最高気温		°C	国土数値情報(G02)		~1km
最低気温		°C	国土数値情報(G02)		~1km
全天日射量		MJ/m ²	国土数値情報(G02)		~1km
日照時間		h	国土数値情報(G02)		~1km
土地利用	国土数値情報の土地利用区分	11	%	国土数値情報(L03-b_r)	~100m
	国土数値情報の分類	79	%	国土数値情報(G05_004)	~1km
地質	表層地質の大分類	7	%	国土数値情報(G05_003)	~1km
と	地質年代による分類	6	%	国土数値情報(G05_003)	~1km
土壤	虫明ら(1981)による分類	7	%	国土数値情報(G05_003)	~1km
	Yokooら(2001)の分類	3	%	国土数値情報(G05_004)	~1km
	国土数値情報の分類	40	%	国土数値情報(G05_002)	~1km
地形	最高標高		m	HydroSHEDS ⁴⁾	15s
	最低標高		m	HydroSHEDS ⁴⁾	15s
	流域面積		km ²	HydroSHEDS ⁴⁾	15s

実施した. 本研究における LOO 交差検証では, 1 つの流域をテストデータとし, その他の流域(ie., 418 流域)を訓練データとして ANN をトレーニングした. 次に訓練済みの ANN を利用してテストデータを推定した. 全ての流域がテストデータに含まれるようこの操作を繰り返した. 最終的に, テストデータの予測値と真値に対する決定係数(R²)を算定した. この R²は ANN の汎化性能を表す.

(3) 流量特性マップの作製

流域面積が 10 km²となる流域を標高データ⁴⁾に基づき探索した結果, 日本全域において 8,901 流域を特定した. 次に, 8,901 流域における流域特性指標を抽出した. これらをトレーニング済みの ANN に入力することにより, 流量特性を出力した. なお, 流域特性指標において時間変動する指標については, その期間を 2001~2010 年の 10 年間に設定し, 与えることとした.

(4) 流れ込み式水力発電所の開発ポテンシャル評価

水力発電の発電電力量は流量と落差によって決定する. 特に, 流れ込み式水力発電所における発電に要する水量(ie., 発電使用水量)は流況曲線を用いて算定される¹²⁾ (図-

2). 図-2 に示したように, 発電使用水量は設計取水量以下の水量となる. 高い設計取水量を採用すれば発電使用水量も必然的に高くなるが, 発電機や水圧鉄管等のコストも同様に高くなる. よって, 流れ込み式水力発電所の経済的な開発地点は, 低水量が豊富な地点であると言える. よって, 本研究では流れ込み式水力発電所の開発ポテンシャル指標 HP を以下の式によって定義した.

$$HP_i = \frac{1}{6} \left(\frac{Q_{MEAN}_i}{Q_{MEAN}} + \frac{Q_{50}_i}{Q_{50}} + \frac{Q_{80}_i}{Q_{80}} + \frac{Q_{90}_i}{Q_{90}} + \frac{Q_{95}_i}{Q_{95}} + \frac{Q_{99}_i}{Q_{99}} \right) \cdot \left(\frac{H_i}{H} \right) \quad (1)$$

ここで, i は対象流域, 上線は 8,901 流域の流域平均値, H は総落差を表す. なお, H は対象流域の周囲 1 km の範囲において, 対象流域最下流点との標高差が最大になる値を設定した.

4. 結果と考察

(1) ANN の推定精度と流量特性マップ

ANN の汎化性能は, Q_{MEAN} において良好であり (R² = 0.74), 日流出高のパーセンタイルにおいて高い変動性を

示したとともに($R^2 = 0.21\sim 0.79$), 低水側の流量特性指標に対して不良となる傾向を示した(図-3). 我が国の低水側の流況は地質に大きく影響を受けることが報告される⁹⁾. しかしながら, これらの研究は雪の影響が小さい流域を対象としていた. 一方で, 本研究では学習に利用する流量観測地点を日本全域とした. よって, 積雪地域における低水側の流況は地質と融雪の影響を受けていたと推測され, 推定が困難な状況にあったと考えられる. Beck ら¹⁾は, 全球の 4,079 の流量観測データを利用して, ANN の交差検証を実施した結果, 例えば Q_{MEAN} において $R^2=0.88$, Q_{99} において $R^2=0.66$ の汎化性能を報告した. 加えて, Beck ら¹⁾は全球流量特性マップの GIS データを公開している. そこで, Beck ら¹⁾の流量特性マップを本研究の流量観測データで検証した(図-3). 本研究と Beck ら¹⁾の ANN の汎化性能を比較すると, 全ての流量特性指標において本研究の方が良好な汎化性能を示した(図-3). 日本における Beck ら¹⁾の汎化性能は, Q_{MEAN} において $R^2=0.47$, Q_{99} において $R^2=0.16$ を示し, 日本における流況推定の難しさが露呈した. この理由の一つとして, 雨量計における降雪捕捉損失の影響が考えられる. 一般的に, 降雪粒子は風の影響で雨量計に捕捉されにくいいため, 降雪量は過小評価される⁷⁾. しかし, 日本は東北・北陸地方の日本海沿岸部など, 世界有数の豪雪地域を有する. すなわち, 降雪捕捉損失に起因した観測降雪量の大きな誤差によって, 日本は流況推定が困難な状況にあると考えられる.

Q_{MEAN} および Q_1 の流量特性マップを図-4 にそれぞれ示した. なお, その他の日流出高のパーセンタイルについては Q_{MEAN} の分布傾向と類似したため, 割愛した. Q_{MEAN} は北陸・東北地方の日本海側の豪雪地域において最も高く, 続いて九州地方南部および四国・近畿地方の太平洋側の台風常襲地域において高くなる傾向を示した. Q_1 は台風常襲地域において最も高く, 豪雨による出水の影響が反映された結果となった.

(2) 流れ込み式水力発電所の開発ポテンシャル

HP は日本アルプス周辺において最も高い値となった(図-5). 必ずしも Q_{MEAN} の分布傾向に類似しておらず, H の影響が示唆された. また, 既存の水力発電所の位置を水力発電所データベース(<https://www.jepoc.or.jp/hydro/>)より取得し, 図-6 に示した. その結果, 既存の水力発電所は高い HP を示す地域によく対応した. HP の妥当性を定量的に評価するため, 1 級水系ごとに得られる HP の平均値と既設水力発電所の単位面積当たりの発電出力の関係を図-7 に示した. その結果, 両者に正の有意な相関関係($R^2 = 0.67, p < 0.01$)が確認された. 以上より, 本研究の HP は定量的に妥当な値であると言える.

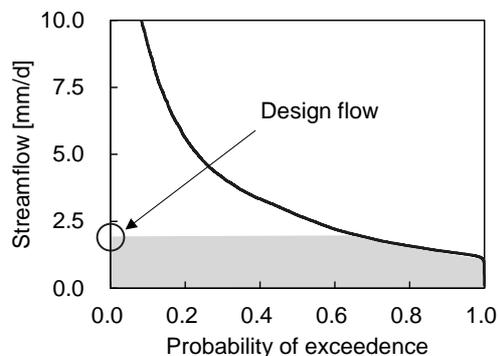


図-2 発電使用水量の模式図.

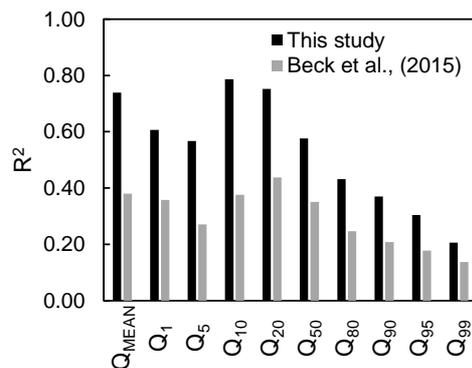


図-3 ANN の汎化性能.

5. まとめ

本研究は日本の 419 流域における流量観測データを利用して, 流域特性指標から流量特性指標を推定する ANN を構築した. ANN の汎化性能は Q_{MEAN} において良好であり($R^2=0.74$), 日流出高のパーセンタイルにおいて高い変動性を示した($R^2 = 0.21\sim 0.78$). 本研究と Beck ら¹⁾の ANN の汎化性能を比較すると, 本研究の方が良好な汎化性能を示した. 流量特性マップは日本の降雨・降雪特性を反映していることを確認した. 最終的に, 流れ込み式水力発電所の開発ポテンシャルを評価し, 定量的に妥当な値であることを確認した.

参考文献

- 1) Beck, H. E., de Roo, A. and van Dijk, A. I. J. M.: Global maps of streamflow characteristics based on observations from several thousand catchments, *J. Hydrometeorol.*, Vol.16, pp.1478-1501, 2015.
- 2) Barbarossa, V., Huijbregts, M. A. J., Beusen, A. H. W., Beck, H. E., King, H. and Schipper, A. M.: FLO1K, global maps of mean, maximum and minimum annual streamflow at 1 km resolution from 1960 through 2015, *Sci. Data*, Vol.5, 180052, 2018.

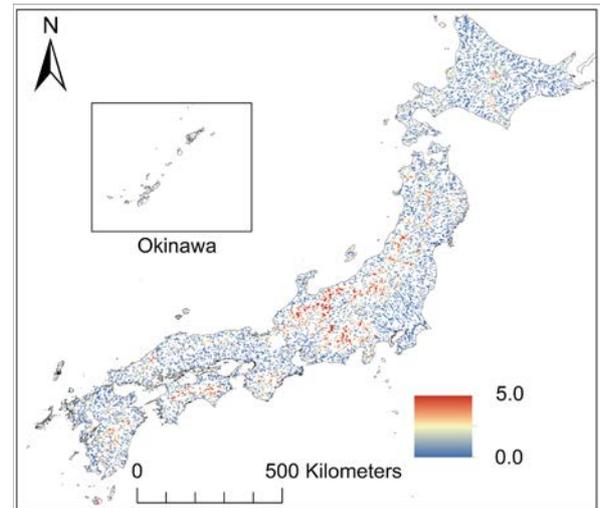
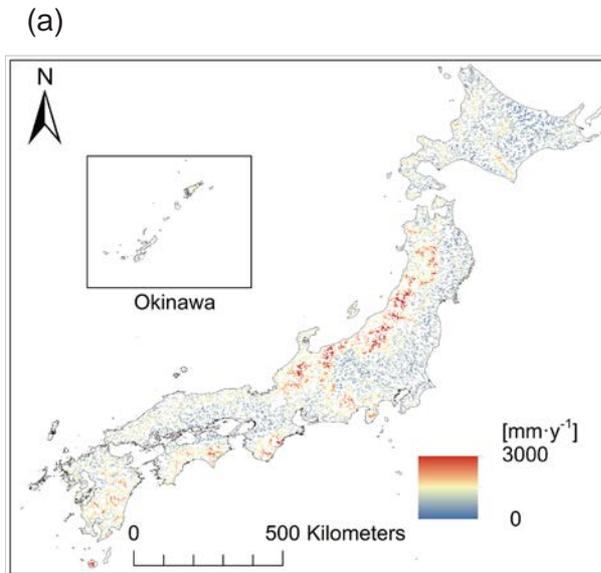


図5 流れ込み式水力発電所の開発ポテンシャル指標 HP.

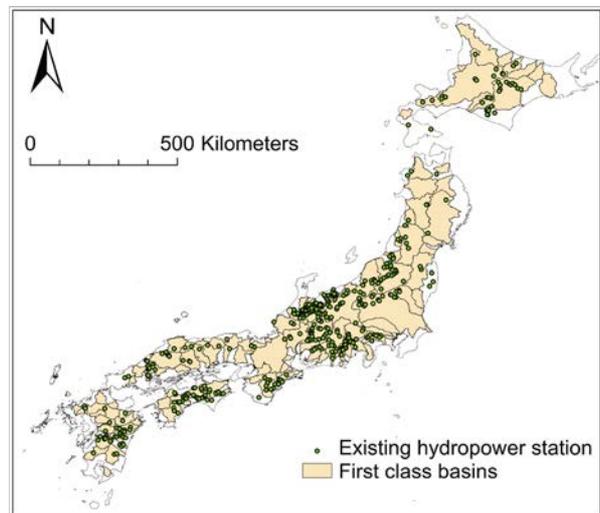
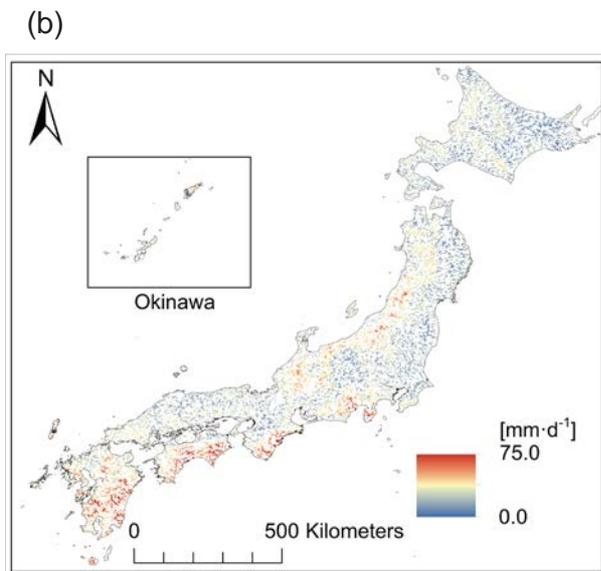


図4 流量特性マップ. (a) Q_{MEAN} (b) Q_1 .

図6 既設水力発電所の分布図

- 3) (財)日本ダム協会：ダム年鑑 2012，2012.
- 4) Lehner, B., Verdin, K. and Jarvis, A.: New global hydrography derived from space borne elevation data, *Eos, Transactions American Geophysical Union*, Vol.89(10), pp.93-94, 2008.
- 5) Kamiguchi, K., Arakawa, O., Kitoh, A., Yatagai, A., Hamada, A. and Yasutomi, N.: Development of APHRO_JP, the first Japanese high-resolution daily precipitation product for more than 100 years, *Hydrolo. Res. Lett.*, Vol.4: pp.60-64. 2010.
- 6) 小南靖弘, 広田知良, 井上聡, 大野宏之：メッシュ農業気象データのための積雪水量推定モデル，*雪氷*, Vol.77(3), pp.233-246, 2015.
- 7) Masuda, M., A. Yatagai, K. Kamiguchi and K. Tanaka: Daily adjustment for wind-induced precipitation undercatch of daily gridded precipitation in Japan, *Earth and Space Sciences*, Vol. 6(8), pp. 1469-1479, 2019.
- 8) Zomer, R. J., Bossio, D. A., Trabucco, A., Yuanjie, L., Gupta, D. C. and Singh, V. P.: Tree sand water: small

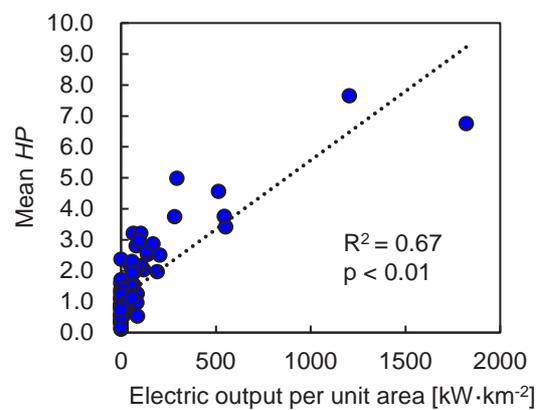


図7 1級水系ごとに得られる HP の平均値と既設水力発電所の単位面積当たりの発電出力の関係。

- holder agroforestry of irrigated lands in northern India, *Colombo, SriLanka: International Water Management Institute*, Vol.45, 2007.
- 9) 横尾善之, 沖大幹: 流域の気候・地形・土壌・地質・土地利用が河川の流況に与える影響, *水工学論文集*, Vol.54, pp.461-474, 2010.
- 10) 虫明功臣, 高橋裕, 安藤義久: 日本の山地河川の流況に及ぼす流域の地質の効果, *土木学会論文報告集*, Vol.309, pp.51-62, 1981.
- 11) Yokoo, Y., Kazama, S., Sawamoto, M. and Nishimura, H.: Regionalization of lumped water balance model parameters based on multiple regression, *J. Hydrol.*, Vol.246, pp.209-222, 2001.
- 12) 豊田康嗣, 佐藤隆宏, 石井孝, 新井涼允: 溪流河川における流出解析モデルを用いた小水力発電の発電単価評価, *土木学会論文集 G(環境)*, Vol. 71(5), pp.I_247-I_255, 2015.