

第 348 回雑誌会

(Dec. 4, 2020)

(1) Application of molecular source tracking and mass balance approach to identify potential sources of fecal indicator bacteria in a tropical river.

Y, M, Kevan., K, P, Daniel., L, A, Blythe., W, P, Sarah. and Boehm, B, Alexandria.

PLOS ONE, **15(4)**: e0232054 (2020).

Reviewed by M. Katafuchi

現在、流域中のふん便指標細菌 (FIB) の宿主を推定するために、微生物源追跡 (MST) が行われている。MST は、PCR 技術を用いて、宿主特異的な遺伝子型 (マーカー) から宿主を追跡する技術である。本研究では、ハワイを流下するハナレイ川を対象に MST を行い、ハナレイ川に存在する FIB の宿主を調査した。MST の調査では、河川水、川底の堆積物、および川岸の土壌を採取した。また、乾季における河川の上流から下流にかけての FIB の増加量と減少量、また FIB 汚染源からの FIB の流入量と流出量について物質収支式を適用し、各 FIB 汚染源が河川に与える負荷についても調査した。FIB の物質収支を調査するため、外因性の FIB 流入源である都市下水や農業排水の排水管から、排水と堆積物をそれぞれ採取した。各試料中の FIB (大腸菌と腸球菌) 濃度は、それぞれ Collilert と Enterolert を用いて測定した。続いて、試料をフィルターに通水し、DNA 抽出キットを用いて核酸を抽出した。そして、4 種類のふん便汚染に関する宿主特異的マーカー [ヒト関連 (HF ならびに EV), 反芻動物関連 (CF), ブタ関連 (PF)] を対象に、PCR アッセイを行った。さらに、河川水中の総浮遊固形物濃度 (TSS) をベンチトップ濁度計で計測した。その後、河川水中の TSS、河川と排水の流量、および河川の堆積物と排水の各 FIB 濃度に対して物質収支式を適用し、各汚染源が河川に与える負荷量を算出した。

河川水中からは PF マーカーが最も頻繁に検出され (29.0%)、次いで EV と CF (10.5%)、最後に HF (8.0%) の順で検出された。また、堆積物と土壌からは PF と HF のみが検出され、その検出量は、河川水と比較すると 2 倍以上多かった。また、川底の堆積物の再懸濁による FIB の増加量は、河川水中で観測された FIB の増加量の 0.1% 以下であり、川底の堆積物は河川における FIB の主要な汚染源ではないことがわかった。一方で、河川に流入する排水による FIB の増加量は、河川水中で観測された FIB の増加量を十分説明できることから、流入する排水は河川における FIB の重要な汚染源である可能性の高いことがわかった。以上のことから、ハナレイ川の FIB 汚染は、ブタ関連とヒト関連のマーカーが特に多く見られたことから、主にヒトならびにブタによるものと考えられる。また、物質収支の結果に基づくと、FIB 汚染は川底の堆積物や川岸の土壌ではなく、排水管から流入する排水が原因である可能性が高い。

(2)A machine learning model to assess the ecosystem response to water policy measures in the Tagus River Basin (Spain)

Carlotta, V., Lucia, D., Gonzaro, M., and Alberto, G.W.
Science of the Total Environment, **750**, 141252, (2021).

Reviewed by R. Tanaka

近年、河川生態系は、さまざまな人為的要因によって群集構造の変化を伴う影響を受けている。しかしながら、多様な人為的要因による複合的な河川生態系への影響について、同時に評価可能な手法は確立されていないのが現状である。そこで本研究では、集団学習アルゴリズムを用いて珪藻と大型無脊椎動物に関する生物指標をモデル化することによって、複数の人為的要因に対する河川生物群集の応答を評価した。対象河川は、スペインのテージョ川とした。珪藻と大型無脊椎動物のデータは、2006年から2018年において258地点で観測された生物データをCENAS networkから入手した。Random Forest (RF) と Gradient Boosted Regression Tree (GBRT) を用いた機械学習モデルの構築においては、予測変数を自然及び人為的要因に関連した35項目の環境変数 (e.g., 標高, アンモニア年間平均濃度, 上流域の都市部面積割合), 応答変数を珪藻と大型無脊椎動物の種構成に基づく水質評価指標 (IPS, IBMWP; 指標値が高いほど, 良好な水質) とした。決定係数 (R^2), 二乗平均平方根誤差, および平均絶対誤差によってRFとGBRTの精度を評価し, 予測に用いるモデルを選択した。次に, RFにおける予測変数の重要度 (Permutation Importance) を算出して, 予測モデルに用いる変数を決定した。決定した変数と栄養塩に関する変数を用いてモデルを構築し, 栄養塩濃度 (NO_3 , NH_4 , PO_4) の基準値に基づく9つのシナリオを設定し, 河川の環境状態が悪い236地点を対象として水質評価指標の変動を予測した。

モデルの精度はGBRTよりもRFの方が高く, IPSとIBMWPの R^2 は, それぞれ0.73と0.76であった。変数重要度は, IPSとIBMWPの両指標において, 人為的要因において上流域の都市部面積割合とアンモニア年間平均濃度が高い値を示した。また, 自然要因においても標高がIPSとIBMWPにおいて高い値を示した。このことから, 上記の3つの環境変数は, 両指標の変動に関わりが大きい変数であることが示唆された。さらに, 水質評価指標は, 栄養塩濃度の基準値が低いシナリオにおいて増加し, 基準値が高いシナリオにおいて低下する傾向にあり, 最も基準値の低いシナリオにおいて, 236地点中, IPSで約80%, IBMWPで約75%の地点が良好な水質環境となった。本研究で構築したモデルは, 人為的要因が河川生態系に及ぼす影響を予測することが可能であり, 河川環境管理に有用なツールとなり得る。