

Original article

저서성 대형무척추동물을 이용한 RIVPACS 유형의 하천생태계 건강성 평가법 국내 하천 적용성

이다영 · 이대성 · 민중혁¹ · 박영석*

경희대학교 생물학과, ¹국립환경과학원 유역총량연구과

Development and Testing of a RIVPACS-type Model to Assess the Ecosystem Health in Korean Streams: A Preliminary Study. Da-Yeong Lee (0000-0002-2457-2041), Dae-Seong Lee (0000-0001-7288-0156), Joong-Hyuk Min¹ (0000-0002-2146-001X) and Young-Seuk Park* (0000-0001-7025-8945) (Department of Biology, Kyung Hee University, Dongdaemun, Seoul 02447, Republic of Korea; ¹Watershed and Total Load Management Research Division, National Institute of Environmental Research, Incheon 22689, Republic of Korea)

Abstract In stream ecosystem assessment, RIVPACS, which makes a simple but clear evaluation based on macroinvertebrate community, is widely used. In this study, a preliminary study was conducted to develop a RIVPACS-type model suitable for Korean streams nationwide. Reference streams were classified into two types (upstream and downstream), and a prediction model for macroinvertebrates was developed based on each family. A model for upstream was divided into 7 (train): 3 (test), and that for downstream was made using a leave-one-out method. Variables for the models were selected by non-metric multidimensional scaling, and seven variables were chosen, including elevation, slope, annual average temperature, stream width, forest ratio in land use, riffle ratio in hydrological characteristics, and boulder ratio in substrate composition. Stream order classified 3,224 sites as upstream and downstream, and community compositions of sites were predicted. The prediction was conducted for 30 macroinvertebrate families. Expected (E) and observed fauna (O) were compared using an ASPT biotic index, which is computed by dividing the BMWPK score into the number of families in a community. EQR values (i.e. O/E) for ASPT were used to assess stream condition. Lastly, we compared EQR to BMI, an index that is commonly used in the assessment. In the results, the average observed ASPT was 4.82 (± 2.04 SD) and the expected one was 6.30 (± 0.79 SD), and the expected ASPT was higher than the observed one. In the comparison between EQR and BMI index, EQR generally showed a higher value than the BMI index.

Key words: RIVPACS, macroinvertebrate, stream bioassessment, predictive model, random forest

서론

Manuscript received 10 March 2023, revised 22 March 2023,
revision accepted 23 March 2023
* Corresponding author: Tel: +82-2-961-0946, Fax: +82-2-961-0244
E-mail: parkys@khu.ac.kr

생물을 이용한 생태계 교란 정도 또는 건강성을 평가하는 방법은 보다 오랜 기간의 환경 상태를 반영해 줄 수 있다는 측면에서 물리화학적인 요인을 이용한 방법에 비해 유용하

© The Korean Society of Limnology. All rights reserved.

This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provide the original work is properly cited.

다고 알려져 있다(Resh and Unzicker, 1975). 생물을 이용한 평가 방법은 군집 구조를 이용하는 방법과 지표종을 이용하는 방법이 많이 활용되고 있다. 수생태계에서는 여러 지표생물 중 저서성 대형무척추동물은 채집이 쉽고, 군집의 회복이 빠르며 효과적인 지표자로서 생물학적 수생태계 건강성 평가에 흔히 사용되며, 이를 이용하여 다양한 지수가 개발되었다(Muralidharan *et al.*, 2010). 그 중 Biological Monitoring Working Party (BMWP) 점수 시스템은 저서성 대형무척추동물이 서식하는 수질에 따라 과 수준의 각 분류군에 점수를 부여하는 방법이다(Armitage *et al.*, 1983; MOE, 2009). BMWP 점수를 분류군 수로 나눈 분류군 평균점수(average score per taxon; ASPT) 또한 수생태계 평가에 쓰이고 있다. 한편 우리나라에서는 국내 저서성 대형무척추동물의 부수성에 대한 선호를 바탕으로 오탁지수 및 지표가중치를 설정하고, 이 지표치와 상대출현도로 저서동물지수(BMI)를 산출하여 이를 생물측정망에서 수생태계 건강성 평가에 사용하고 있다(Kong *et al.*, 2018; NIER, 2019)

1977년 영국에서는 생태계의 질이 높은 하천을 참조하천으로 설정하고, 참조하천 조건에서 서식할 것으로 예상되는 저서성 대형무척추동물 군집의 BMWP 점수(E)와 실제 조사를 했을 때 서식하는 저서성 대형무척추동물 군집의 BMWP 점수(O)를 비교하여 건강성을 평가하는 RIVPACS (River InVertebrate Prediction And Classification System)를 개발하였다(Wright, 2000; Hallstan *et al.*, 2012). 두 점수의 비는 O/E 지수 또는 분류학적 완전성(taxonomic completeness)으로 불리기도 한다(Hawkins, 2006). 그 이후 오스트레일리아의 웨스턴 오스트레일리아주에서는 RIVPACS의 방법을 기반으로 한 AusRivAS가 개발되었으며(Smith *et al.*, 1999), 미국에서는 다양한 RIVPACS 유형의 모델이 캘리포니아, 콜로라도, 메인, 노스캐롤라이나, 오하이오, 오리건, 워싱턴 등 주마다 개발되었다(Hargett *et al.*, 2007). 우리나라에서는 MOE(2009) (BMWPK)와 Kong *et al.* (2019) (BMFI)에서 저서성 대형무척추동물의 과 단위 자료를 이용하여 하천 환경 평가를 위한 생물지수를 개발하기 위한 노력이 있으며, Min (2022)은 수질과 하상 입자 기반으로 참조지점을 선정하고 다양한 생물지수에 따른 RIVPACS 유형의 예측모델별 적합도를 비교하는 연구를 수행하였다.

참조하천 조건에서 서식 군집을 예측하기 위하여 기존에는 모델 학습 시 판별 함수를 이용하였으나 최근에는 판별 함수의 통계학적 한계를 극복하기 위하여 더 유연하다고 알려져 있는 기계학습 방법도 사용되고 있다(Rose *et al.*, 2016). RIVPACS 모델에서는 과 단위로 점수를 매기는 방식을 채택하였기 때문에 과 단위까지 분류하면 평가가 가능하다. 이

러한 특성은 분류 동정에 드는 시간을 줄여 경제적이며, 짧은 시간의 교육만으로 분류 동정이 가능하여 생태계 평가에 대한 접근성을 높이는 장점이 있다(Ostermiller and Hawkins, 2004). 또한 RIVPACS에서는 직관적인 결과값을 제시하여 생물학적인 해석을 용이하게 한다(Hawkins, 2006). 분류학적 완전성 지수는 교란의 종류에 대한 특이성이 없으므로 여러 가지 교란 요인이 생물 군집에 미치는 영향을 통합하여 나타낼 수 있다(Hawkins, 2006).

이 연구는 우리나라 전국의 하천을 대상으로 우리나라의 실정에 맞는 RIVPACS 유형을 이용한 하천생태계 건강성 평가법 개발을 위한 사전 연구로 수행되었으며 이를 통해 RIVPACS 유형의 평가법에 필요한 사항들을 검토하고 논의하였다.

재료 및 방법

1. 군집 자료

저서성 대형무척추동물 자료는 환경부와 국립환경과학원이 수행하는 생물측정망(<http://water.nier.go.kr/>)을 통해 수집된 자료 중 2016년부터 2018년까지 자료를 이용하였다. 저서성 대형무척추동물은 매년 봄과 가을철에 조사되었으며, 각 지점마다 1~3년간 조사되었다. 이 중 봄철에 조사된 자료만을 본 연구에 이용하였다. 총 3,035개 지점의 데이터가 포함되어 있으며, 다년간 조사된 자료까지 포함하면 총 3,472개의 시간별-공간별 군집 자료로 이루어져 있다. 저서성 대형무척추동물은 생물측정망 조사 및 평가지침에 따라 Surber net (30 cm × 30 cm, 1 mm 망목)으로 지점당 3회 반복하여 조사되었다(MOE and NIER, 2015). 채집된 표본은 80% 알코올에 보존되었고 실험실에서 종 수준까지 분류 동정되었다(Bae *et al.*, 2011). 분류된 개체는 분석을 위해 대부분 종 단위로 산출되었으며 깔따구과와 같이 분류 동정이 어려운 경우에는 분류가 가능한 수준까지 동정되었다.

2. 환경 자료

환경변수는 다섯 개 범주에서 26가지를 이용하였다. 각 범주는 지리적 요소(고도, 경사각, 하천차수), 기후 요소(평년평균기온, 7월 최고기온, 1월 최저기온), 토지피복(시가화지역, 농경지, 숲, 초지, 습지, 나지, 수역의 비율), 수리수문학적 요소(하폭, 수폭, 수심, 유속, 여울-흐름역-소의 비율), 하상 구조(지름에 따라 6가지 크기로 분류)로 분류되었다. 수질 요인은 변이가 커서 분석에서 제외하였다. 지리적 요소와 기후 요소

는 ArcGIS (ESRI, 2013)로 추출하였다(Lee *et al.*, 2022). 토지피복 자료는 환경공간정보서비스(<http://egis.me.go.kr/>)의 자료를 토대로 각 지점을 중심으로 상류 지름 1km의 반원에 해당하는 지역을 추출한 후 각 항목의 면적 비율을 계산하여 이용하였다(Lee *et al.*, 2018). 수리수문학적 요소와 하상 구조는 생물 채집과 함께 현장에서 측정되었다. 측정 방법은 환경부의 조사기준(MOE and NIER, 2015)을 따랐다. 환경변수 중 측정되지 않은 값(NA)과 생물이 조사되지 않은 지점은 제거하였고, 그 결과 2,818개 지점에서 조사된 3,224개 군집 자료로 구성되었다.

3. 분석 방법

RIVPACS는 다음과 같은 과정을 거친다(Fig. 1). 먼저 각 조사지점에 대한 생물상과 환경변수 자료를 준비한다. 조사 지점 중 교란되지 않은 지점인 참조하천 지점만을 선택하여 예측모델을 만든다. 예측모델은 회귀모델, 기계학습모델 등 사용자가 원하는 방식으로 사용 가능하며, 이 연구에서는 기계학습 방법의 하나인 random forest 알고리즘을 사용하였다. 각각의 분류군에 대하여 분포확률을 구하고 해당 분류군이 존재한다고 판단하는 역치값을 구하는 방식으로 모델을

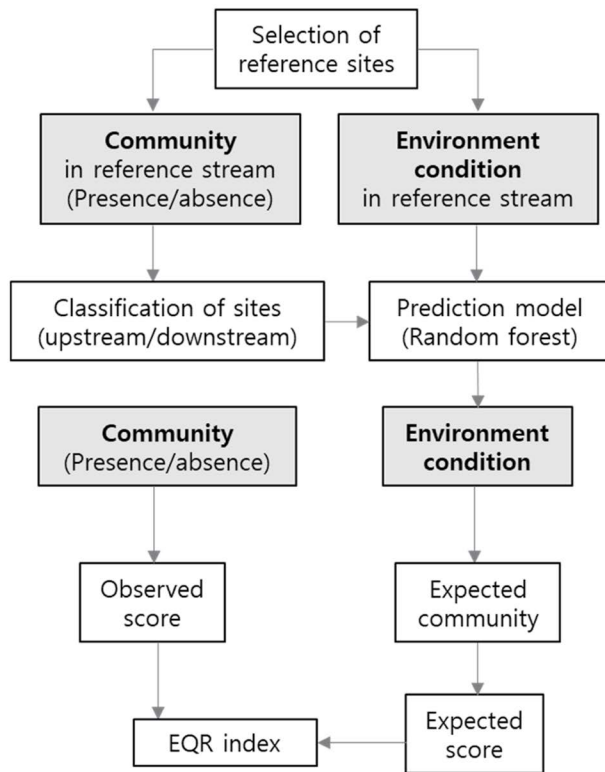


Fig. 1. Flow chart showing the RIVPACS approach to assess freshwater ecosystem health.

학습하였다. 모델 학습이 완료되면, 건강성 평가 대상지의 환경조건을 모델에 입력하여 조사 대상지의 생물상을 예측하고 생물학적 건강성 지수를 산출하였다.

1) 하천차수에 따른 하천 구분

하천 생태계는 하천의 크기 등에 따라 그 특성이 다르기 때문에 조사지점의 하천차수는 저차(1~4차)와 고차(5차 이상) 하천으로 구분하였다. 그 결과 저차하천은 2,543지점, 고차하천은 275지점이 속하였으며, 연차별로 중복되어 조사된 지점을 포함하면 저차하천은 2,695개 자료, 고차하천은 529개 자료로 구성되어 있다.

2) 참조하천 선정

참조하천은 특정 하천 유형의 대표적인 지점인 동시에, 생태계가 잘 보전되어 있는 하천을 의미한다(Clarke *et al.*, 2003). 참조하천에서는 교란 전의 생물상이 관찰되며, 이러한 생물상을 바탕으로 건강성 점수를 산출한다. RIVPACS에서는 참조하천의 예측된 생물상과 실제 생물상을 비교하여 두 생물상 간의 건강성 점수 차이로 건강성 평가가 이루어진다. 이처럼 참조하천은 평가의 기준이 되므로 모델 결과에 핵심적인 영향을 미치며 신중하게 선정되어야 한다. 이 연구에서 참조하천 지점은 군집 지수를 바탕으로 선정되었다. 연구지역에서 조사된 자료 중 하천수생태 건강성 평가 지침(MOE and NIER, 2015)에 따라 ‘매우 좋음(A 등급)’으로 평가된 888개 지점 중 BMWPK 분류군이 관찰된 887개 지점을 이용하였다. 참조지점은 저차하천은 793개 자료, 고차하천은 94개 자료가 이용되었다. 하천차수에 따른 조사지점의 비율은 5차까지는 참조하천 지점과 전체 하천 지점이 유사하였으나, 하천차수가 6차인 지점의 비율은 전체 하천 지점 6.9%에서 참조하천 2.6%로 감소하였다. 또한 참조하천에는 7차 이상의 조사지점은 포함되지 않았다. 참조하천 지점은 이외의 지점보다 고도가 높고 기온이 낮으며 주변 토지피복 중 숲의 비율, 수리수문학적 요소 중 여울 비율, 하상 구조 중 큰돌의 비율이 더 높은 특성을 보였다.

3) 환경변수 선택

군집 구조에 따른 환경변수의 경향성을 분석하고 모델에 이용될 환경변수를 선택하기 위하여 비계량 다차원 척도법(non-metric multidimensional scaling; NMDS)을 하였다. NMDS는 참조하천의 34개 분류군별 개체수를 바탕으로 분석되었다. 한 지점에서만 관찰된 분류군은 분석에서 제외하였으며, 분류군별 개체수는 로그 변환하여 변이를 줄였다. 차원 축소된 NMDS 결과는 군집의 특성 및 군집과 환경변수와의 관계 분석에 사용되었다. 군집 구조와의 연관성이 높은 환

경변수를 각 범주마다 1~2개를 선택하였으며 변수 간의 연관성 또한 고려하여 선택하였다. 군집 특성으로는 과의 수, 지점당 총 개체수, Shannon 다양도(Shannon, 1948), 균등도, EPT(하루살이목, 강도래목, 날도래목) 분류군의 비율, 우점도가 계산되었다. 또한 전체 참조하천에서 5% 이상의 개체수를 차지하는 분류군의 경향성 또한 분석되었다.

4) 예측모델 학습

RIVPACS 모델은 환경변수에 따라 서식이 예상되는 생물 군집을 예측하여 건강성 평가지수를 산출한다. 각 분류군의 서식 가능성을 예측하기 위하여 예측력이 높은 것으로 알려진 random forest 알고리즘(Breiman, 2001)을 사용하여 각각의 분류군에 대한 종 분포모델로 구성된 RIVPACS 모델을 구축하였다. 종속변수는 각 분류군(과)의 서식 유무, 독립변수는 선정된 환경변수를 사용하였다. Random forest 알고리즘은 기계학습법의 하나로서 다수의 잠재적인 예측변수와 반응변수 간의 관계를 예측 및 평가하는 비모수적인 방법이다(Breiman, 2001; Lee *et al.*, 2019). RIVPACS 모델은 저차하천과 고차하천으로 나누어 제작하였다. 모델의 학습과 검증을 위해 저차하천은 7(555개 자료):3(238개 자료)으로 나누어 사용하였으며, 자료 수가 상대적으로 적은 고차하천 모델은 leave-one-out 방법을 사용하여 교차검증하였다. 오차를 줄이기 위해 각각의 모델에서 참조하천 지점 중 5% 이하의 지점에서 관찰된 분류군은 모델에서 제외하였다.

5) 예측모델을 이용한 건강성 점수 예측

RIVPACS 모델을 통해 추정된 각 분류군(과)별 출현 여부를 바탕으로 각 지점별 동물상을 추정한 뒤, 기존 문헌 내 산출방식을 바탕으로 해당 지점에 대한 BMWP 점수를 산출하였다. BMWP 점수는 MOE(2009)가 우리나라 조건에 맞게 변형한 BMWPK 점수로 계산하였다. 깔따구과(Chironomidae)의 경우 MOE(2009)에서는 red type만을 고려하였으나 본 연구에서는 모든 깔따구과를 대상으로 하였다. BMWPK 점수는 분류군(과)의 존재 유무를 바탕으로 건강성 점수를 합산하는 방식으로 계산된다(Appendix 1). BMWPK 점수는 각 분류군(과)에 따라 건강성 점수를 부여하고, 존재하는 분류군의 점수를 모두 합하여 산출한다. 야외에서 채집된 군집 자료와 모델을 통해 계산된 가상 군집 자료에 대해 각각 BMWPK 점수를 산출하였다. 또한 분류군 수에 따른 오차를 보정하기 위해 계산된 BMWPK 점수를 바탕으로 ASPT(average score per taxon)를 산출하였다. ASPT는 BMWPK 점수를 존재하는 분류군(과)의 수로 나누어 계산한다.

최종적으로 실제 관찰된 군집(O)을 기반으로 산출된

ASPT를 모델을 통해 예측된 군집(E)을 기반으로 계산한 ASPT로 나누어 각 지점의 EQR 지수(ecological quality ratios; O/E)를 구하였다(Clarke *et al.*, 1996). EQR 지수는 A~E 등급으로 5단계로 나뉘며 EQR 1을 기준으로 평가된다. EQR이 1보다 작으면 값에 비례하여 교란 정도를 판단하며, 1 이상인 경우에는 예측보다 실제 생물상이 더 나은 건강성으로 평가되었다는 의미이다(Joy, 2013). 각 등급은 0과 1 사이에서는 0.2 단위로 구분된다. EQR 지수가 0부터 1에 가까울수록 참조하천의 예측된 생물상과 유사하며, 0에 가까울수록 교란되었음을 의미한다(Yuan, 2006). 즉, A 등급에 가까울수록 좋은 수생태계 건강성을 의미한다.

6) 모델 평가

학습된 모델에서 각 분류군별로 출현 확률을 계산하였으며, 정확도(ACC)와 area under curve(AUC)를 분류군별로 계산하였다. AUC는 종 분포모델에서 예측의 정확도를 평가하기 위해 흔히 사용되고, 분류군이 관찰될 것으로 예측되는 확률을 실제 관측치와 비교하여 계산되며, 0.5에서 1로 증가할수록 좋은 성능을 가진 모델로 평가된다(Hallstan *et al.*, 2012). 정확도는 전체 예측 결과 중 올바르게 예측된 결과의 비율을 의미한다.

예측된 건강성 등급은 기존 생물 등급(BMI 지수 A~E 등급)(MOE and NIER, 2015)으로 평가된 자료와 비교하였다. BMI 지수는 저서성 대형무척추동물을 기반으로 한 하천의 건강성을 평가하는 지수이며, 지표생물종의 출현도, 오타치 및 지표가중치를 기반으로 계산된다(NIER, 2019). 예측된 건강성 등급으로는 모델을 통해 예측된 동물상으로 추정된 생물 등급(EQR)을 이용하였다. 평가를 위해 사용한 자료는 건강성 평가 대상이었던 3,224지점의 BMI 지수가 사용되었다.

모든 분석은 R(<http://cran.r-project.org>)에서 이루어졌다. RIVPACS 모델은 R에서 구현되었으며, 비계량 다차원 척도법(NMDS)은 vegan(Oksanen *et al.*, 2019), random forest 예측모델은 randomForest(Liaw and Wiener, 2002), dismo(Hijmans *et al.*, 2017), 모델 평가는 pROC(Robin *et al.*, 2011) 패키지를 이용하였다.

결 과

1. 생물 군집

참조하천 전체에서는 34개 과가 기록되었으며, 총 908,554 개체 m^{-2} 의 밀도를 보였다. 전체 개체밀도의 5% 이상을 차지하는 우점하는 과에는 모두 날도래목, 파리목, 하루살이목의

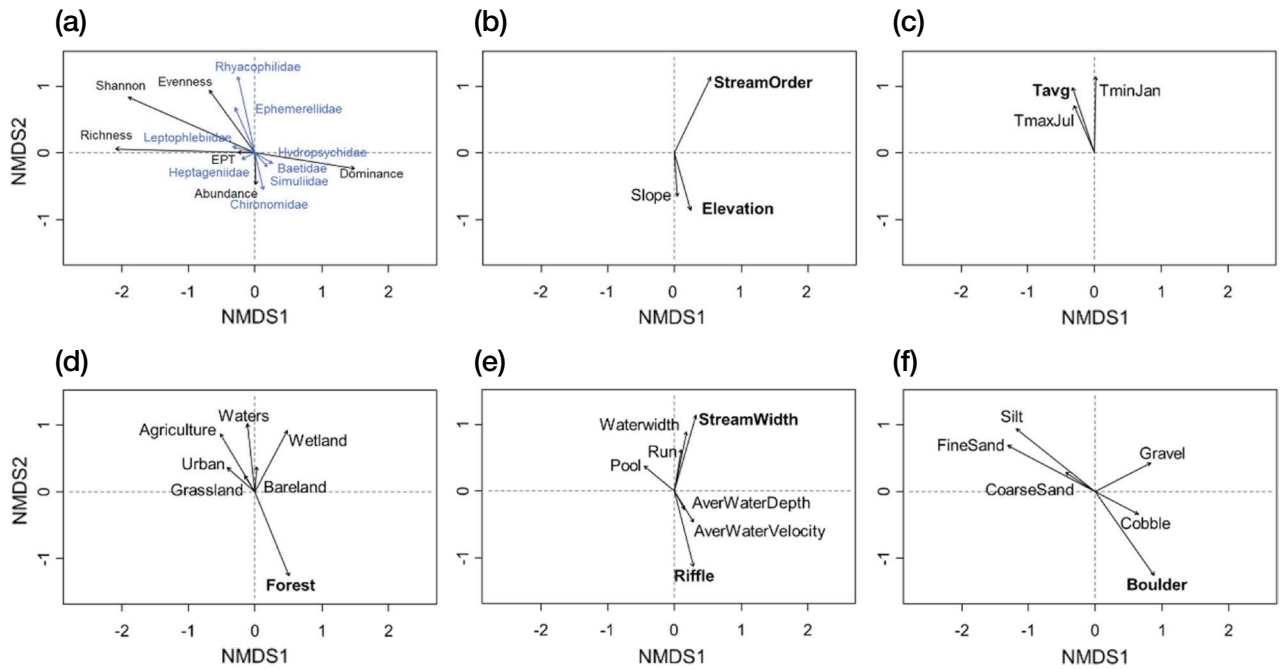


Fig. 2. Ordination of non-metric multidimensional scaling (NMDS) for the sampling sites (stress: 0.2610). Dominant family, community indices (a) and environmental variables were presented on the NMDS (b~f). (a) Dominant family and community indices. Dominant family were specified as family occupying more than 5% of total abundance; (b) Geographical variables; (c) Meteorological variables; (d) Land use; (e) Hydrological variables; (f) Substrate composition. The words written in bold are variables used in the model. TmaxJul: maximum temperature in July; TminJan: minimum temperature in January; Tavg: annual average temperature; Agriculture: agricultural land; AverWaterDepth: average water depth; AverWaterVelocity: average water velocity.

분류군으로 구성되었다. 특히 날도래목인 Hydropsychidae가 전체 21.2%를 차지하며 가장 많은 개체수를 보였으며, 하루살이목 Baetidae 16.3%, 파리목 Chironomidae 12.3% 순이었다. 각 분류군이 관찰된 지점의 비율을 보았을 때는, Chironomidae 91.8%, Baetidae 91.0%, Heptageniidae 89.7%, Hydropsychidae 80.7% 등으로 높은 비율을 보였다.

RIVPACS 모델 구축에 사용된 참조하천의 생물 군집 자료는 점수가 매겨져 있는 30개 과(빈모강 포함)가 기록되었다(Appendix 2). 저차하천에서 28과, 고차하천에서는 25개 과가 이용되었다. 분석에 이용된 분류군은 BMWPK 배점이 1점인 분류군부터 10점인 분류군까지 고루 나타났다. 이 중 7점인 분류군이 9개 과로 가장 많이 나타났으며, 7점 이상인 분류군이 21개 과로 70%를 차지하였다.

예측 및 평가에 사용된 3,224개 조사지점에서 연구대상 이 된 34개 과에서 2,104,738 개체 m^{-2} 의 밀도를 보였다. 참조하천 지점과 같이 날도래목 Hydropsychidae가 24.2%로 가장 우점하였고, 파리목 Chironomidae가 22.8%, 하루살이목 Baetidae가 14.7%로 우점하는 것으로 나타났다. 관찰된 지점의 비율은 Chironomidae 86.8%, Baetidae 61.8%, Oligochaeta 61.5% 순으로 나타났다.

2. 환경변수 선택

생물 군집 34개 과(빈모강 포함)로 구성된 조사지점 자료를 NMDS 분석하였으며(stress: 0.2610), 이에 대해 환경변수 biplot을 이용하여 생물 군집과 환경변수의 관계를 분석하였다(Fig. 2). 과의 수와 Shannon 다양도 및 EPT 분류군의 비율은 NMDS 1축에 따라 음의 상관성을 가졌으며, 우점도는 반대의 경향성을 보였다(Fig. 2a). 균등도는 NMDS 2축에 양의 관계를 보였으며, 총개체수는 NMDS 2축에 음의 방향으로 상관성을 보였다. 우점 분류군은 대체로 총개체수나 우점도의 경향성과 유사하게 나타났으나, Rhyacophilidae와 Ephemerellidae는 NMDS 2축과 양의 상관성을 보이며 군집지수 중 균등도와 가장 유사한 경향성을 보였다.

지리적 요소와 기후 요소, 토지피복은 대체로 NMDS 축과 관련이 있었다(Fig. 2b~d). 고도와 경사각은 유사한 경향성을 보였으며 NMDS 2축에 대해 음의 방향으로 상관성을 가졌으며 하천차수는 반대의 경향성을 보였다. 평년평균기온, 1월 최저기온 및 7월 최고기온은 또한 고도 및 경사각과는 반대의 경향성을 보였다. 토지피복 요소에서는 숲의 비율은 고도와 경사각과 유사한 경향성을 보였으며, 농경지의 비율은

평년평균기온과 유사한 경향성을 보였다. 수리수문학적 요소 또한 NMDS 2축과 관련이 있었다(Fig. 2e). 여울의 비율은 NMDS 2축에 대하여 음의 상관성을, 하폭은 양의 상관성을 보였다. 하상 구조는 NMDS 1축과 NMDS 2축에 고루 관련 있었으며(Fig. 2e), 큰돌의 비율은 NMDS 1축에 대해서는 양의 상관성을, NMDS 2축에 대해서는 음의 상관성을 가졌다.

이를 통해 최종적으로 다음과 같은 7개 변수를 선택하였다: 지리적 요소의 고도와 경사각, 기후 요소의 평년평균기온, 토지피복 중 숲의 비율, 수리수문학적 요소의 하폭과 여울 비율, 하상 구조의 큰돌의 비율(지름 > 256 mm). 기후 요소 중 7월 최고기온, 1월 최저기온, 평년평균기온은 유사한 경향성을 나타내어 가장 대표가 되는 평년평균기온을 선택하였다. 토지피복 중에서는 인간의 영향과 관련이 있는 숲의 비율을 선택하였다. 수리수문학적 요소에서는 흐름 특성 중 대표적으로 여울을 선택하였고 하천의 규모를 반영해 줄 수 있는 하폭을 함께 선택하였다. 하상 구조에서는 작은 크기의 입자와 큰 크기의 입자가 반대 경향성을 보였으며, 이 중 대표적으로 가장 입자가 큰 큰돌의 비율을 대표로 선택하였다.

3. 군집 예측모델

1) 분류군별 모델 결과

Random forest로 RIVPACS 모델을 구축하여 상류, 하류 참조지점을 대상으로 만든 모델별, 분류군별 예측력을 산출할 수 있었다(Appendix 2). AUC와 ACC가 높은 분류군으로는 저차하천에서 Hydroptilidae가 ACC 0.82, Isonychiidae가 AUC 0.85로 가장 높았으며, 평균값은 ACC 0.53 (± 0.11 SD), AUC 0.65 (± 0.09 SD)였다. 역치값은 0.04 (Gammaridae)~0.95 (Baetidae)까지 폭넓게 나타났으며 평균 0.36 (± 0.28 SD)이었다. 고차하천에서는 Hydroptilidae가 ACC 0.94로, Perli-

dae가 AUC 0.85로 가장 높았으며, 평균값은 ACC 0.76 (± 0.10 D), AUC 0.68 (± 0.09 SD)이었다. 역치값은 0.27 (Glossosomatidae)~0.80 (Baetidae)으로 저차하천에 비해 상대적으로 좁은 범위를 보였으며 평균 0.50 (± 0.17 SD)이었다. 각 분류군이 실제로 관찰된 지점 수와 AUC를 비교하였을 때, 관찰된 지점 수와 AUC의 관계는 일정한 값을 보였다(Fig. 3). 이는 모델 결과가 안정적이었음을 의미하였다.

2) 건강성 점수 평가 결과

BMWPK에 포함된 과 수준의 다양도(richness)에서는 실제 군집은 0~20과의 BMWPK 분류군으로 이루어졌으며 평균 6.30 (± 4.24 SD)과를 보였다. 예측된 군집은 0~19과의 BMWPK 분류군으로 이루어졌으며 평균 8.43 (± 3.15 SD)과로 이루어졌다. 현장 조사 자료에 의한 생물 지수와 RIVPACS 모델을 통해 추정된 생물 지수를 비교한 결과, 두 경우 모두 ASPT 값은 0~10 범위에 걸쳐 나타났다. 실제 ASPT는 평균 4.82 (± 2.04 SD), 예측된 ASPT는 6.30 (± 0.79 SD)으로 예측된 값이 더 높게 나타났다. 전반적인 분포 또한 저차하천과 고차하천 모두에서 실제 값보다 예측값이 좀 더 높은 등급을 보였다. 실제 및 예측된 ASPT로 구한 EQR 값은 평균 0.76 (± 0.31 SD)으로 나타났으며 A 등급 1,860개, B 등급 535개, C 등급 218개, D 등급 470개, E 등급 141개 지점으로 나타났다.

BMI 지수와 ASPT를 기준으로 계산한 EQR 지수를 비교하였을 때, 하천의 건강성은 BMI 등급은 A 등급과 B 등급, EQR 등급은 A 등급에 많이 분포하는 것으로 나타났다(Fig. 4). 저차하천과 고차하천의 BMI와 EQR 등급을 비교한 결과 BMI 등급보다 EQR 등급에서 좋은 등급으로 평가된 지점이 많았으며 A 등급을 제외한 나머지 등급에서는 BMI 지수가

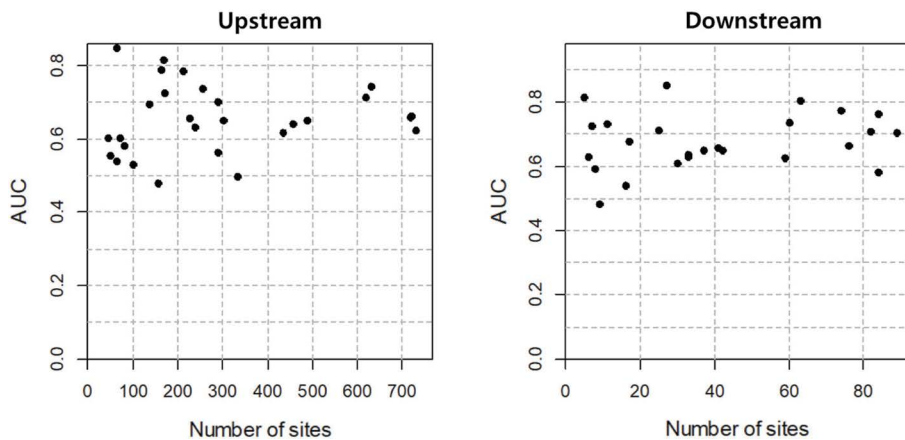


Fig. 3. Relationship between the number of sites and AUC. Point indicates family.

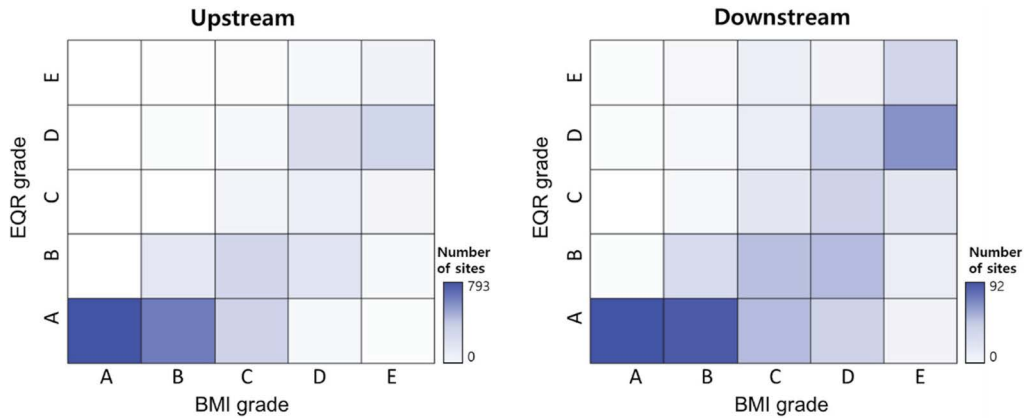


Fig. 4. Comparison of EQR and BMI grades. Colors indicate the number of sites in each grade.

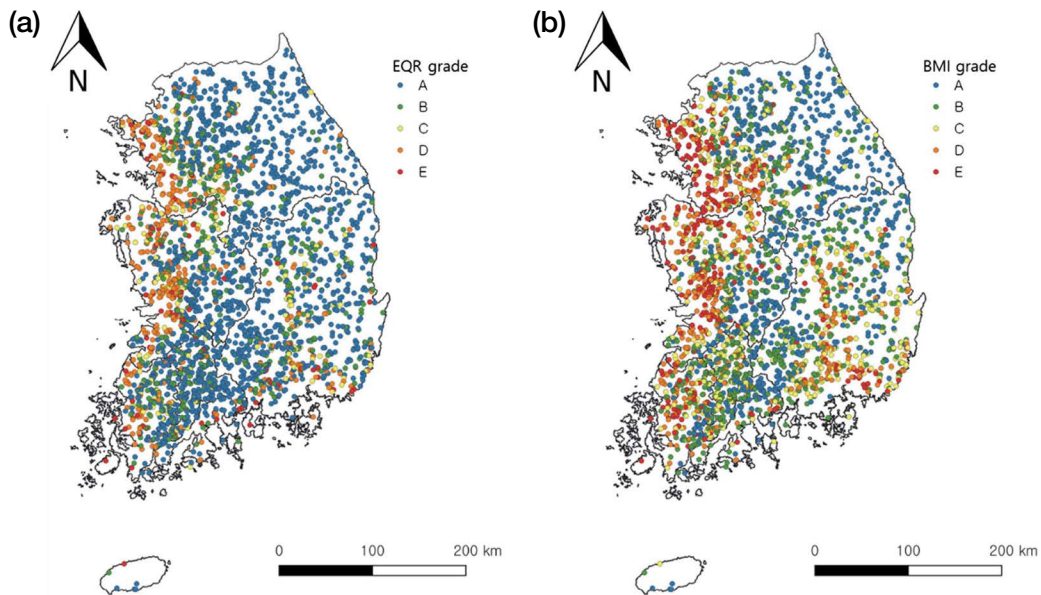


Fig. 5. Assessment of study sites based on EQR (a) and BMI (b). If it was sampled several times at the same sampling point, the value of the most recently sampled would be indicated.

EQR 지수보다 한 단계 낮은 경향성을 보였다. BMI 지수와 EQR 지수는 대체로 유사하게 나타났으나 일부 등급차가 크게 나는 지점도 소수 나타났다.

지리적으로는 공통적으로 서부 및 남동부 지역의 건강성이 낮게 나타났으며, 북동부 지역에서는 다른 지역보다 높은 등급을 보였다(Fig. 5). BMI와 EQR 모두에서 A 등급이 다수 나타난 북동부 지방을 제외하면, 전반적으로 BMI 등급보다 EQR 등급에서 좋은 등급으로 평가된 지점이 전국에 고루 나타났다. 특히 남동부 지방에서 분포하였던 BMI 지수가 B 등급인 지점은 EQR에서는 다수 A 등급으로 바뀌었다.

고 찰

1. 모델 오차의 원인

RIVPACS 모델을 참조하천을 바탕으로 구축되므로 참조하천의 지점 수뿐만 아니라 이들이 갖는 자료의 질이 예측모델의 성능에 크게 영향을 미친다. 참조하천의 정보가 부족하면 예측의 정확도는 감소한다(Hargett *et al.*, 2007). 현재 모델의 한계를 극복하는 방법으로는 참조지점을 늘리고 기존에 사용하였던 예측변수보다 적절한 예측변수로 대체하는 방법이 있다(Hargett *et al.*, 2007). 예측변수 선정은 순간적

인 변동성이 큰 요소는 지양해야 한다. 따라서, 본 연구에서는 이와 같은 이유로 수질 요소를 제외하였다.

우리 연구에서는 5가지 범주에 속하는 7가지 환경변수를 사용하였다. 우리나라 하천생태계에 미치는 인자로 고도(Bae *et al.*, 2014), 기후(Bae and Park, 2019), 토지피복(Kim *et al.*, 2016), 수리수문학적 요소(Kwak *et al.*, 2018) 등 다양한 인자의 중요성이 알려져 있으므로 다양한 차원의 변수를 반영할 필요가 있다. 시간에 따른 군집 구성의 자연적인 변동 또한 보고되었으나(Bae *et al.*, 2016) 우리 연구에서는 이러한 변동에 의한 오류를 줄이기 위하여 특정 시기의 자료만을 사용하였다. 추후 RIVPACS의 고도화 단계에서 적절한 변수로 대체 또는 추가 과정이 필요할 것이다.

모델의 오차를 유발하는 또 다른 원인으로는 모델에 사용되는 군집의 자료 특성으로, 생물 군집의 조사자 간의 차이를 고려할 수 있으나(Clarke, 2000), 이러한 차이가 모델에 미치는 영향은 작은 것으로 알려져 있다(Ostermiller and Hawkins, 2004). 본 연구에서 사용한 자료는 다수의 연구자에 의해 조사되었으나 숙달된 연구자에 의해 조사되었다. 또한 종 수준이 아닌 과별로 점수를 부여하여 종 단위의 자료를 사용하는 것에 비해 동정 오류로 인한 오차 범위를 줄였다.

2. 예측모델 결과의 편향성

모델에서 평가된 EQR 지수는 BMI 지수에 비해 과대평가되는 경향성을 보였다. 이는 모델 학습에 사용된 자료의 특성 때문으로 보인다. 모델 학습 시 BMI 지수를 기준으로 ‘매우 좋음’ (A 등급)으로 평가된 하천을 교란되지 않은 하천이라 가정하고 참조하천으로 이용하였다. 같은 등급 내에서도 조금 교란된 것으로 평가된 지점도 참조지점으로 설정하여 학습하였기 때문에 편향이 유발되었을 가능성이 있다. 이러한 오류의 원인의 기저에는 참조하천을 선정하는 데 어려움이 있었다는 점이 있다. 모든 조사지점에는 본래 자연적인 차이가 존재하므로 완전히 동일한 하천을 찾는 것은 매우 어렵다. 본 연구에서 사용된 참조하천은 산간의 저차하천이 대부분이었으며 고차하천의 참조하천을 찾는 것이 특히 어려웠다. 저차하천에 비해 적은 수의 참조하천으로 고차하천을 학습시키기 위해서 leave-one-out 방법을 이용하여 예측력을 높이고자 하였으나 궁극적으로는 충분한 고차하천 참조하천 지점이 확보되어야 모델 성능을 개선할 수 있을 것이다. 참조하천을 발굴하여 충분한 자료를 확보하는 것이 시급하며 특히 고차하천 지점의 참조하천 정보가 절실하다.

3. 예측에 이용할 분류군 수의 결정

모델 성능 향상을 위해 더 많은 분류군을 이용하는 방안을

고려할 수 있다. 평가에 많은 분류군을 포함하는 것에 대해서는 장단점이 모두 존재한다. 많은 분류군을 포함함은 희소한 분류군이 평가에 포함됨을 의미한다. 희소종은 흔한 종보다 환경에 민감한 경향성을 보이므로 모델의 성능을 향상시킬 수 있다(Cao *et al.*, 2001). 대체로 다양한 분류군을 이용하면 모델의 성능이 향상되지만 매우 희소한 종은 충분한 샘플이 채집되지 않고 관찰되는 패턴이 일관적이지 않아서 예측 성능을 저해할 수 있다(Ostermiller and Hawkins, 2004). 우리 연구에서는 참조하천에서 관찰된 분류군 중 전체 지점의 5% 이상만 관찰된 분류군을 사용하여 오차를 줄이고자 하였다.

한편, 우리 연구의 결과 중 EQR 지수와 BMI 지수의 차이가 큰 지점들의 경우 관찰되거나 예측된 분류군 수가 매우 적은 경우가 있었다. 분류군의 수는 EQR 지수를 이용한 수생태계 평가의 안정성에 영향을 미치기도 한다. 이용된 분류군 수가 적으면 예상되는 분류군의 수도 적으며, 단일종의 유무가 평가 결과에 상대적으로 큰 영향을 준다(Jyväsjärvi *et al.*, 2011). 이 방법은 O/E 방법의 한계이며, 이의 대안으로서 정량적인 측면도 고려하여 군집 구성의 차이를 평가하는 방법인 Bray-Curtis 지수를 이용할 수 있다(Van Sickle and Burch Johnson, 2008).

RIVPACS 모델은 다양한 하천의 생태학적 상태에 대한 단순하지만 명확한 진단을 제공해 준다(Hargett *et al.*, 2007). 하천의 상태를 손쉽게 평가하고 관리의 우선순위를 정하는 데 기여하여 하천 관리에 도움이 될 것으로 기대된다.

적 요

본 연구는 저서성 대형무척추동물체를 이용한 RIVPACS 유형의 국내 실정에 맞는 수생태계 예측 및 평가모델을 구축하기 위한 사전 연구로서 수행되었다. 자연상태의 하천인 887개의 참조하천을 선정하고, 참조하천을 저차하천과 고차하천으로 구분한 뒤 random forest 알고리즘을 이용하여 각각의 과에 대하여 예측모델을 구축하였다. 저차하천은 학습과 검증 데이터를 7:3의 비율로 나누어 구축하였으며, 고차하천의 경우에는 leave-one-out 방법을 이용하였다. 예측모델에 사용된 환경변수는 비계량 다차원 척도법(NMDS)을 이용하여 선정되었으며, 고도, 경사각, 평년평균기온, 숲의 비율, 하폭, 여울 비율, 하상 구조의 큰돌의 비율로 7개의 변수가 선택되었다. 3,224개의 조사대상 지점을 하천차수에 따른 유형에 따라 구분한 뒤, 각각의 유형에 해당하는 모델을 이용하여 30개 과에 대한 과 단위의 생물상을 예측하였다. 예측된 생물상(E)은 실제 생물상(O)과 생물지수를 이용하여 비교되었다. 생물지수는 BMWPK 지수를 과의 수로 나눈 ASPT를 이

용하였다. 그 이후 EQR 지수(O/E)를 이용하여 각 조사지점의 건강성을 평가하였다. 마지막으로, EQR 값을 기존에 이용되고 있는 BMI 값과 비교하였다. 건강성 점수 평가 결과, 실제 군집은 0~20과, 예측된 군집은 0~19과 범위로 예측되어 유사하게 나타났다. 실제 ASPT는 평균 4.82 (± 2.04 SD), 예측된 ASPT는 6.30 (± 0.79 SD)으로 예측된 값이 더 높게 나타났다. ASPT와 BMI의 비교 결과, 대체로 EQR이 BMI 지수보다 높은 값을 보였다. 이는 참조하천 선정에 있어서 조금 교란된 지점도 자연상태로 가정하여 참조하천으로 이용되었기 때문으로 보인다. RIVPACS 모델은 생태학적 상태에 대한 단순하지만 명확한 진단을 제공해줌으로써 국내 하천 관리에 도움이 될 것으로 기대된다. 본 연구는 연구가 미진하였던 우리나라 실정에 맞는 RIVPACS 유형의 평가법을 개발하는 선행 연구로서의 의의가 있다.

저자정보 이다영(경희대학교 대학원 박사과정), 이대성(경희대학교 연구교수), 민중혁(국립환경과학원 환경연구원, 박영석(경희대학교 교수)

저자기도 연구설계: 박영석, 민중혁, 자료수집 및 관리: 이다영, 이대성; 자료분석: 이다영, 이대성, 과제관리: 박영석, 민중혁, 원고작성: 이다영, 박영석, 원고 수정 및 검토: 이다영, 박영석, 민중혁, 최종 원고 검토: 모든 저자 참여

이해관계 이 논문에는 이해관계 충돌의 여지가 없습니다

연구비 이 논문은 환경부의 재원으로 한국환경산업기술원 수생태계 건강성 확보 기술개발사업(과제번호: 2020003050003), 한국연구재단의 지원(NRF-2019R1A2C1087099), 국립환경과학원의 지원(NIER-2018-04-02-078)을 받아 수행 되었음.

사사 연구를 충실하게 수행할 수 있도록 지원해 주신 환경부 및 국립환경과학원 지원 “수생태계 건강성 조사 및 평가”에 서 야의 조사를 수행하신 연구자분들께 감사드립니다.

REFERENCES

- Armitage, P.D., D. Moss, J.F. Wright and M.T. Furse. 1983. The performance of a new biological water quality score system based on macroinvertebrates over a wide range of unpolluted running-water sites. *Water Research* **17**: 333-347.
- Bae, M.-J., J.H. Chun, T.-S. Chon and Y.-S. Park. 2016. Spatio-temporal variability in benthic macroinvertebrate communities in headwater streams in South Korea. *Water* **8**: 99.
- Bae, M.-J., Y. Kwon, S.-J. Hwang, T.-S. Chon, H.-J. Yang, I.-S. Kwak, J.-H. Park, S.-A. Ham and Y.-S. Park. 2011. Relationships between three major stream assemblages and their environmental factors in multiple spatial scales. *Annales de Limnologie - International Journal of Limnology* **47**: S91-S105.
- Bae, M.-J., F. Li, Y.-S. Kwon, N. Chung, H. Choi, S.-J. Hwang and Y.-S. Park. 2014. Concordance of diatom, macroinvertebrate and fish assemblages in streams at nested spatial scales: Implications for ecological integrity. *Ecological Indicators* **47**: 89-101.
- Bae, M.-J. and Y.-S. Park. 2019. Evaluation of precipitation impacts on benthic macroinvertebrate communities at three different stream types. *Ecological Indicators* **102**: 446-456.
- Breiman, L. 2001. Random Forests. *Machine Learning* **45**: 5-32.
- Cao, Y., D.P. Larsen and R.S.-J. Thorne. 2001. Rare species in multivariate analysis for bioassessment: Some considerations. *Journal of the North American Benthological Society* **20**: 144-153.
- Clarke, R. 2000. Uncertainty in estimates of biological quality based on RIVPACS. In: Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques (Wright, J.F., D.W. Sutcliffe and M.T. Furse, eds.). Freshwater Biological Association, Ambleside, UK.
- Clarke, R.T., M.T. Furse, J.F. Wright and D. Moss. 1996. Derivation of a biological quality index for river sites: Comparison of the observed with the expected fauna. *Journal of Applied Statistics* **23**: 311-332.
- Clarke, R.T., J.F. Wright and M.T. Furse. 2003. RIVPACS models for predicting the expected macroinvertebrate fauna and assessing the ecological quality of rivers. *Ecological Modelling* **160**: 219-233.
- ESRI. 2013. ArcGIS. Environmental Systems Research Incorporated (ESRI): Redlands, CA, USA.
- Hallstan, S., R.K. Johnson, E. Willén and U. Grandin. 2012. Comparison of classification-then-modelling and species-by-species modelling for predicting lake phytoplankton assemblages. *Ecological Modelling* **231**: 11-19.
- Hargett, E.G., J.R. ZumBerge, C.P. Hawkins and J.R. Olson. 2007. Development of a RIVPACS-type predictive model for bioassessment of Wadeable streams in Wyoming. *Ecological Indicators* **7**: 807-826.
- Hawkins, C.P. 2006. Quantifying biological integrity by taxonomic completeness: Its utility in regional and global assessments. *Ecological Applications* **16**: 1277-1294.
- Hijmans, R.J., S. Phillips, J. Leathwick and J. Elith. 2017. Package ‘dismo’. *Circles* **9**.
- Joy, M. 2013. Freshwater fish predictive modelling for bioassessment: A scoping study into fish bioassessment models as national indicators in New Zealand. Available: <http://www.mfe.govt.nz/publications/ser/freshwater-fish-predictive-modelling-bioassessment-scoping-study.html>.
- Jyväsjärvi, J., J. Aroviita and H. Hämäläinen. 2011. Evaluation of approaches for measuring taxonomic completeness of lake profundal macroinvertebrate assemblages. *Freshwater Biology* **56**: 1876-1892.

- Kim, D.-H., T.-S. Chon, G.-S. Kwak, S.-B. Lee and Y.-S. Park. 2016. Effects of land use types on community structure patterns of benthic macroinvertebrates in streams of urban areas in the South of the Korea Peninsula. *Water* **8**: 187.
- Kong, D., J.-K. Min and S.-Y. Noh. 2019. Development of benthic macroinvertebrates family-level biotic index for biological assessment on Korean stream environment. *Journal of Korean Society on Water Environment* **35**: 152-164.
- Kong, D., S.-H. Son, S.-J. Hwang, D.H. Won, M.C. Kim, J.H. Park, T.S. Jeon, J.E. Lee, J.H. Kim, J.S. Kim, J. Park, I.S. Kwak, S.A. Ham, Y.-C. Jun, Y.-S. Park, J.-K. Lee, S.-W. Lee, C.-H. Park, J.-S. Moon, J.-Y. Kim, H.K. Park, S.J. Park, Y. Kwon, P. Kim and A.R. Kim. 2018. Development of benthic macroinvertebrates index (BMI) for biological assessment on stream environment. *Journal of Korean Society on Water Environment* **34**: 183-201.
- Kwak, I.-S., D.-S. Lee, C. Hong and Y.-S. Park. 2018. Distribution patterns of benthic macroinvertebrates in streams of Korea. *Korean Journal of Ecology and Environment* **51**: 60-70.
- Lee, D.-S., Y.-S. Bae, B.-K. Byun, S. Lee, J.K. Park and Y.-S. Park. 2019. Occurrence prediction of the citrus flatid planthopper (*Metcalfa pruinosa* (Say, 1830)) in South Korea using a random forest model. *Forest* **10**: 585.
- Lee, D.-Y., D.-S. Lee, M.-J. Bae, S.-J. Hwang, S.-Y. Noh, J.-S. Moon and Y.-S. Park. 2018. Distribution patterns of odonate assemblages in relation to environmental variables in streams of South Korea. *Insects* **9**: 152.
- Lee, D.-Y., D.-S. Lee, S.-J. Hwang, K.-L. Lee and Y.-S. Park. 2022. Distribution patterns and vulnerability of stoneflies (Plecoptera: Insecta) in South Korean streams with conservation perspectives. *Global Ecology and Conservation* **34**: e02030.
- Liaw, A. and M. Wiener. 2002. Classification and regression by randomForest. *R News* **2**.
- Min, J.-K. 2022. Development of a predictive model based on benthic macroinvertebrate community for the assessment of biological integrity of rivers. Kyonggi University, Suwon.
- Minister of Environment (MOE). 2009. Development of Field Application Methods in Ecological Impact Assessment on Environmental Pollutants Using Invertebrate Biological Indicators. MOE, Gwacheon.
- Minister of Environment (MOE) and National Institute of Environmental Research (NIER). 2015. Survey and Evaluation Method for River and Stream Ecosystem Health Assessment. MOE/NIER, Incheon, Republic of Korea.
- Muralidharan, M., C. Selvakumar, S. Sudar and M. Raja. 2010. Macroinvertebrates as potential indicators of environmental quality. *International Journal of Biological Technology* **1**: 23-28.
- National Institute of Environmental Research (NIER). 2019. Survey and Evaluation Method for River and Stream Ecosystem Health Assessment - Stream. NIER, Incheon, Republic of Korea.
- Oksanen, J., F.G. Blanchet, M. Friendly, R. Kindt, P. Legendre, D. McGlinn, P.R. Minchin, R.B. O'Hara, G.L. Simpson, P. Solymos, M.H.H. Stevens, E. Szoecs and H. Wagner. 2019. vegan: Community ecology package. *R package*.
- Ostermiller, J.D. and C.P. Hawkins. 2004. Effects of sampling error on bioassessments of stream ecosystems: Application to RIVPACS-type models. *Journal of the North American Benthological Society* **23**: 363-382.
- Resh, V.H. and J.D. Unzicker. 1975. Water quality monitoring and aquatic organisms: The importance of species identification. *Journal - Water Pollution Control Federation* **47**: 9-19.
- Robin, X., N. Turck, A. Hainard, N. Tiberti, F. Lisacek, J.-C. Sanchez and M. Müller. 2011. pROC: An open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics* **11**: 77.
- Rose, P.M., M.J. Kennard, D.B. Moffatt, F. Sheldon and G.L. Butler. 2016. Testing three species distribution modelling strategies to define fish assemblage reference conditions for stream bioassessment and related applications. *PLoS ONE* **11**: e0146728.
- Shannon, C.E. 1948. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal* **27**: 379-423.
- Smith, M.J., W.R. Kay, D.H.D. Edward, P.J. Papas, K.S.J. Richardson, J.C. Simpson, A.M. Pinder, D.J. Cale, P.H.J. Horwitz, J.A. Davis, F.H. Yung, R.H. Norris and S.A. Halse. 1999. AusRivAS: Using macroinvertebrates to assess ecological condition of rivers in Western Australia. *Freshwater Biology* **41**: 269-282.
- Van Sickle, J. and C. Burch Johnson. 2008. Parametric distance weighting of landscape influence on streams. *Landscape Ecology* **23**: 427-438.
- Wright, J.F. 2000. An introduction to RIVPACS. Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques. Freshwater Biological Association.
- Yuan, L.L. 2006. Theoretical predictions of observed to expected ratios in RIVPACS-type predictive model assessments of stream biological condition. *Journal of the North American Benthological Society* **25**: 841-850.

Appendix 1. Biological Monitoring Working Party Korea (BMWPK) (MOE, 2009).

Score	Family
10	Gammaridae, Scopuridae, Taeniopterygidae, Capniidae, Leuctridae, Peltoperlidae, Perlodidae, Chloroperlidae Perlidae, Philopotamidae, Rhyacophilidae, Glossosomatidae, Limnephilidae, Lepidostomatidae, Blepharoceridae
8	Isonychiidae, Siphonuridae, Ameletidae, Leptophlebiidae, Pteronarcyidae Molannidae, Stenopsychidae, Odontoceridae, Brachycentridae, Ecnomidae, Elmidae, Psephenidae, Sialidae
7	Heptageniidae, Ephemeridae, Ephemerellidae, Baetidae, Hydropsychidae, Psychomyiidae, Phryganeidae, Phryganopsychidae, Sericostomatidae, Leptoceridae, Calamoceratidae, Corydalidae, Gomphidae
6	Potamanthidae, Neophemeridae, Polymitarcyidae, Hydroptilidae, Simuliidae, Ceratopogonidae
5	Dytiscidae, Haliplidae, Noteridae, Gyrinidae, Hydrophilidae, Helodidae, Heteroceridae, Chrysomelidae, Aeshnidae, Libellulidae, Coenagrionidae, Platynemididae, Lestidae, Calopterygidae, Cordulegastridae, Corduliidae
4	Caenidae, Gerridae, Corixidae, Belostomatidae, Nepidae, Pleidae, Notonectidae, Ochteridae, Naucoridae, Mesoveliidae, Aphelocheiridae
3	Syrphidae, Hirudinidae
2	Chironomidae
1	Oligochaeta

Appendix 2. Area under curve (AUC) and accuracy (ACC) of the family in upstream and downstream.

Order	Family	BMWPK score	Upstream		Downstream	
			AUC	ACC	AUC	ACC
–	Oligochaeta (subclass)	1	0.50	0.45	0.71	0.71
Amphipoda	Gammaridae	10	0.56	0.51	–	–
Ephemeroptera	Baetidae	7	0.66	0.32	0.70	0.89
Ephemeroptera	Isonychiidae	8	0.85	0.49	0.63	0.86
Ephemeroptera	Heptageniidae	7	0.66	0.70	0.66	0.74
Ephemeroptera	Leptophlebiidae	8	0.64	0.53	0.78	0.74
Ephemeroptera	Potamanthidae	6	0.79	0.63	0.73	0.71
Ephemeroptera	Polymitarcyidae	6	–	–	0.68	0.76
Ephemeroptera	Ephemeridae	7	0.56	0.41	0.64	0.64
Ephemeroptera	Ephemerellidae	7	0.71	0.65	0.71	0.77
Ephemeroptera	Caenidae	4	0.66	0.49	0.65	0.66
Odonata	Calopterygidae	5	0.60	0.49	–	–
Odonata	Gomphidae	7	0.63	0.44	0.61	0.55
Plecoptera	Perlidae	10	0.81	0.52	0.85	0.81
Megaloptera	Corydalidae	7	0.48	0.32	0.63	0.66
Coleoptera	Elmidae	8	0.74	0.59	0.80	0.71
Coleoptera	Psephenidae	8	0.65	0.51	0.63	0.63
Diptera	Simuliidae	6	0.62	0.52	0.65	0.66
Diptera	Ceratopogonidae	6	0.60	0.44	0.59	0.87
Diptera	Chironomidae	2	0.62	0.71	0.58	0.81
Trichoptera	Rhyacophilidae	10	0.65	0.55	0.66	0.62
Trichoptera	Hydroptilidae	6	0.58	0.82	0.82	0.94
Trichoptera	Glossosomatidae	10	0.70	0.54	0.48	0.78
Trichoptera	Philopotamidae	10	0.69	0.64	–	–
Trichoptera	Stenopsychidae	8	0.79	0.52	0.73	0.87
Trichoptera	Hydropsychidae	7	0.74	0.57	0.76	0.81
Trichoptera	Psychomyiidae	7	–	–	0.73	0.90
Trichoptera	Limnephilidae	10	0.54	0.41	–	–
Trichoptera	Lepidostomatidae	10	0.73	0.52	–	–
Trichoptera	Leptoceridae	7	0.53	0.68	0.54	0.82