

수문모형 검보정을 위한 새로운 최적화 목적함수의 소개 및 이론적 특성 고찰

Water
for future
학술/기술 기사
03



최현일

영남대학교
건설시스템공학과 교수
hichoi@ynu.ac.kr

1. 머리말

일반적으로 수문모형에서는 많은 매개변수가 복잡하게 상호작용하여 모의결과에 큰 영향을 미치게 된다. 반면에, 주로 유역의 특성에 따라 결정되는 수문모형 매개변수는 관련자료의 부재 또는 관측의 부정확성으로 인해 대부분의 수문 모델링에서는 모형 매개변수의 검보정 과정이 요구된다. 따라서, 수문모형의 검보정은 종합적인 수자원의 활용 및 기후변화에 대한 수재해 위험 관리를 위한 수문모형의 모의성능을 높이고 예측 가능성을 달성하기 위한 필수과정 중 하나이다. 수문모형의 모의결과가 관측된 자료에 최대한 근접하도록 모형 매개변수를 체계적으로 조정하기 위한 모형 검보정 절차에는 모형의 성능을 평가하기 위한 수치적 기준이 필요하며, 이는 일반적으로 관측값과 모의값 사이의 유사성(일치성)을 측정할 수 있는 수학적 목적함수로 정의된다 (Beven, 2001).

수문모형의 성능을 평가하거나 매개변수를 검보정하기 위해 주로 사용되는 목적함수들은 각각 나름대로의 장점과 한계가 있기 때문에 수문모형의 적용 목적에 따라 각 목적함수의 특성을 이해하는 것이 필요하다. 수문모형 성능평가를 위한 다양한 목적함수들 중에 평균제곱

오차(Mean Squared Error; MSE), 또는 평균제곱근오차(Root Mean Squared Error; RMSE)가 널리 사용되고 있으며, MSE를 정규화한 Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) (Nash and Sutcliffe, 1970)는 장기 시계열 수문해석을 위한 수문모형의 매개변수 검보정에 가장 많이 사용되는 목적함수이다. 일반적으로 수문학적 모형의 검보정은 다중 기준 최적화 문제로 접근해야 한다는 의견이 받아들여지고 있으며(Gupta et al., 1998), 이러한 관점에서 NSE는 서로 다른 여러 평가기준들이 결합하여 하나의 목적함수로 나타나는 다목적 최적화 기법(Multi-objective calibration approach)의 하나로 볼 수 있다.

선행연구들에서 NSE의 구성성분을 분석한 결과, 목적함수 NSE는 3개의 평가기준들(관측값과 모의값의 상관성, 변동성, 그리고 편의성)로 구성되어 있음이 수학적으로 밝혀졌다(Murphy, 1988; Weglarczyk, 1998; Gupta et al., 2009). 또한, Gupta et al. (2009)의 연구결과에서는 NSE 내의 3가지 구성요소들의 상호작용으로 인해 목적함수 NSE로 최적화된 모의결과는 관측수문곡선의 변동성이 과소평가되어, 고유량이 과소모의되고 저유량이 과대모의되는 경향이 확인되었다. 이와 같은 NSE의 한계를 보완하기 위해 Kling and Gupta Efficiency (KGE) (Gupta et al., 2009)라는 새로운 목적함수가 제안되었지만, 여전히 관측값의 변동성을 충분히 반영하지 못하는 것으로 분석되었다(Gupta et al., 2009; Liu, 2020). NSE와 KGE를 사용한 수문모형 검보정 결과에서 부족한 첨두유량 모의부분을 개선하여 적정한 설계홍수량을 산정하기 위해, 최근에 Liu Mean Efficiency (LME) (Liu, 2020)라는 새로운 목적함수 기준도 제안되었지만, LME 목적함수를 사용한 수문모형 검보

정 결과는 선정된 모의결과에서 과도한 변동성을 추구하는 불충분한 해법으로 인해 수문모형의 비교 성능평가 및 신뢰할 수 있는 설계량 추정에 잠재적으로 심각한 문제를 야기할 수 있다(Choi, 2022). 따라서, 수문모형의 검보정을 위한 범용 최적화 목적함수인 NSE, KGE, LME의 한계에 대한 보완적 접근을 위해, 본 기사에서는 모의값과 관측값 사이의 양방향 회귀분석 결과의 종합적 고려 관점에서 최소자승 회귀계수(least-squares regression coefficients)를 추정하는 구성요소(상관성, 변동성, 편의성)의 균형적인 조합을 추구하는 새로운 목적함수를 소개하고자 한다

2. 모형 검보정 최적화 목적함수 고찰

2.1 기존 목적함수(NSE, KGE, LME) 개요

전반적인 모형의 성능을 측정하기 위한 목적함수는 일반적으로 모의값과 관측값 사이의 적합도 검정(goodness of fit test)을 기반으로 한 모형 검보정 과정에서 사용되고 있다. 수문모형의 검보정 접근방식은 일반적으로 관측된 자료와 가장 잘 일치하는 모의결과를 생성할 수 있는 최적의 매개변수 집합을 선택하므로, 수문학적 모형의 검보정은 다중 목표 문제로 접근하기 위해 목적함수는 모형 성능의 다양한 측면을 측정하기 위한 여러 평가기준을 포함하는 것이 바람직하다(Gupta et al., 1998; Bastidas et al., 1999; 2006; Moriasi et al., 2007; Gupta et al., 2009; van Werkhoven et al., 2009; Neelin et al., 2010).

MSE 또는 RMSE는 모의값과 관측값 사이의 불일치(오차)를 측정하여 수문모형 성능에 대한 통계적 평가도구로 일반적으로 사용되고 있으며, MSE를 관측치의 표준편차(standard deviation,

SD)로 정규화한 NSE는 Nash and Sutcliffe(1970)가 제시한 수문모형 최적화에 널리 사용되고 있는 무차원 목적함수 중 하나이다.

$$NSE = 1 - \frac{MSE}{SD^2} = 1 - \frac{\sum(X_o - X_s)^2}{\sum(X_o - \mu_o)^2} \quad (1)$$

여기서, X_o 와 X_s 는 각각 관측값과 모의값이고, μ_o 는 관측값의 평균이다.

NSE의 구성성분 해석을 위한 선행연구(Murphy, 1988; Weglarczyk, 1998)에 대한 또 하나의 시도로서, Gupta et al. (2009)는 NSE에서 상호 관련된 고유한 3가지 구성요소를 식 (2)와 같이 수학적으로 분해하였다.

$$NSE = 2ar - \alpha^2 - \beta_n^2 \quad (2)$$

여기서, r 은 모의값 X_s 와 관측값 X_o 의 상관 계수(correlation coefficient)이고, $\alpha = \sigma_s/\sigma_o$ 는 모의값의 표준편차 σ_s 와 관측값의 표준편차 σ_o 의 비율로 나타내는 변동성(variability)이며, $\beta_n = (\mu_s - \mu_o)/\sigma_o$ 는 모의값의 평균 μ_s 와 관측값의 평균 μ_o 의 차이를 관측값의 표준편차 σ_o 로 정규화한 편의성(normalized bias)을 나타낸다.

식 (2)에서 편의성 β_n 값이 크지 않다면 상관계수 r 값과 변동성 α 값이 같을 때($r=\alpha$), NSE가 가장 큰 값(최적값)을 나타낼 수 있는데, 일반적으로 모의치와 관측치 사이의 상관계수 r 은 이상치인 1에 도달하지 못하기 때문에 NSE로 최적화된 모의결과의 변동성 α 도 역시 1보다 작게 과소평가되어, 고유량이 과소모의되고 저유량 과대모의되는 경향을 확인하였다(Gupta et al., 2009).

이와 같은 최적화 목적함수 NSE의 한계를 보완하기 위하여 NSE의 3가지 구성요소 평가기준(상관성 r , 변동성 α , 편의성 β) 간의 균형적인 고려

측면에서, Gupta et al. (2009)은 3차원 파레토 최적화 표면(Pareto optimal front)으로부터 절충해(trade-offs)를 계산하기 위해 식 (3)과 같이 유클리드 거리 함수(Euclidian distance function)에 의한 KGE라는 새로운 목적함수로 3가지 구성요소를 통합하였다.

$$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + (\alpha-1)^2 + (\beta-1)^2} \quad (3)$$

여기서, $\beta = \mu_s/\mu_o$ 는 모의값의 평균 μ_s 와 관측값의 평균 μ_o 의 비율로서, 식 (2)의 β_n 를 변동성 α 와 같은 구조로 변형하여 편의성 항을 새로이 표시한 것이다.

한편, 모의결과와 관측자료의 적합도를 측정하기 위해 최소자승 회귀분석(least-squares regression)에 의한 모의값과 관측값 사이의 회귀식을 해석하는 관점(Moriasi et al., 2007; Piñeiro et al., 2008)에서, 모의값 추정을 위한 관측값 회귀식 $\hat{X}_s = m_o X_o + c_o$ 의 기울기 m_o 값과 y 절편 c_o 값은 각각 최소자승법에 의해 $m_o = r\alpha$ 및 $c_o = \mu_s - m_o\mu_o$ 으로 산정될 수 있다. 따라서, 식 (2) NSE의 최적화 결과에서는 $\alpha = r$ 이고 $\beta_n = 0$ 일 때, $m_o = r^2$ 인 결과로 최적 회귀식이 결정되는 반면, 식 (3) KGE의 최적화 결과에서는 $\alpha = r$ 이고 $\beta = 1$ 일 때, $m_o = r$ 인 결과로 최적 회귀식이 도출된다. 수문모의 결과에서 일반적으로 모의값과 관측값 사이의 r 값은 1보다 작기 때문에 NSE와 KGE의 최적 회귀선의 기울기가 모두 $m_o < 1$ 이므로, NSE 또는 KGE를 목적함수로 사용한 최적의 모의결과에서는 고유량이 과소평가되고 저유량이 과대평가되는 경향이 나타나는 것을 고찰할 수 있다(Gupta et al., 2009).

이에 따라, Liu (2020)는 모의값과 관측값의 산점도 회귀식($\hat{X}_s = m_o X_o + c_o$)에서 이상적인 기울기값($m_o = r\alpha = 1$)과 y 절편값($c_o = \mu_s - m_o \mu_o = 0$ 을 만족하기 위해 $\beta = 1$)을 고려하여, m_o 와 β 에 대한 유클리드 거리공식을 적용한 새로운 최적화 목적함수 LME를 제시하였다.

$$\begin{aligned} \text{LME} &= 1 - \sqrt{(m_o - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \\ &= 1 - \sqrt{(r\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

위의 식 (4)에서, LME의 최적화를 위해서는 β 가 1에 근접하는 동시에, $m_o = r\alpha$ 가 1에 가까워지기 위해 α 는 1보다 크게 산정되는 경향(일반적으로 1보다 작은 r값을 보완)을 보이게 된다. 비록 LME가 홍수 또는 갈수 사상에 대한 빈도해석을 통해 설계기준값 등의 산정에 필요한 극치값 모의 결과의 최적화를 위한 목적함수로 제시되었지만, LME의 최적화 결과는 모의결과의 변동성 α 가 과대한 결과(특히 r이 1보다 많이 작은 경우)를 최적

으로 선정하기 때문에 검보정 결과의 고유량을 과대평가하는 반면, 저유량을 과소평가하는 경향으로 이어질 수 있다(Choi, 2022). 모의값과 관측값 사이의 2개 회귀선 중 하나인 $\hat{X}_s = m_o X_o + c_o$ 만을 기반으로 한 LME를 최대화하기 위한 최적 조건($m_o = \alpha = 1$, 즉 $r < 1$ 및 $\alpha > 1$)에서는, 동일한 데이터 포인트를 사용하여 축을 바꾸어 도시한 또 하나의 회귀선 $\hat{X}_o = m_s X_s + c_s$ 에서 완만한 기울기($m_s = r/\alpha < 1$)를 초래하게 된다. 따라서, LME에서 고려하는 일방향 회귀모형에 대한 해석만으로는 모형 성능평가 및 매개변수 검보정에 충분하지 않다(Choi, 2022). 그림 1의 예시와 같이, 어떤 유역의 수문모형 검보정 시 목적함수 LME의 최적화 결과로 선정된 모의값과 관측값의 $r = 0.926$ 및 $\alpha = 1.075$ 일 때, 관측값에 대한 모의값의 회귀선 \hat{X}_s 의 기울기($m_o = r\alpha = 0.995$)는 이상적인 관계인 1:1선에 근접하지만, 모의값에 대한 관측값의 회귀선 \hat{X}_o 의 기울기($m_s = r/\alpha = 0.862$)는 1:1선에서 벗어나 모형의 침투값들이 과대모의되는 경향을 확인할 수 있

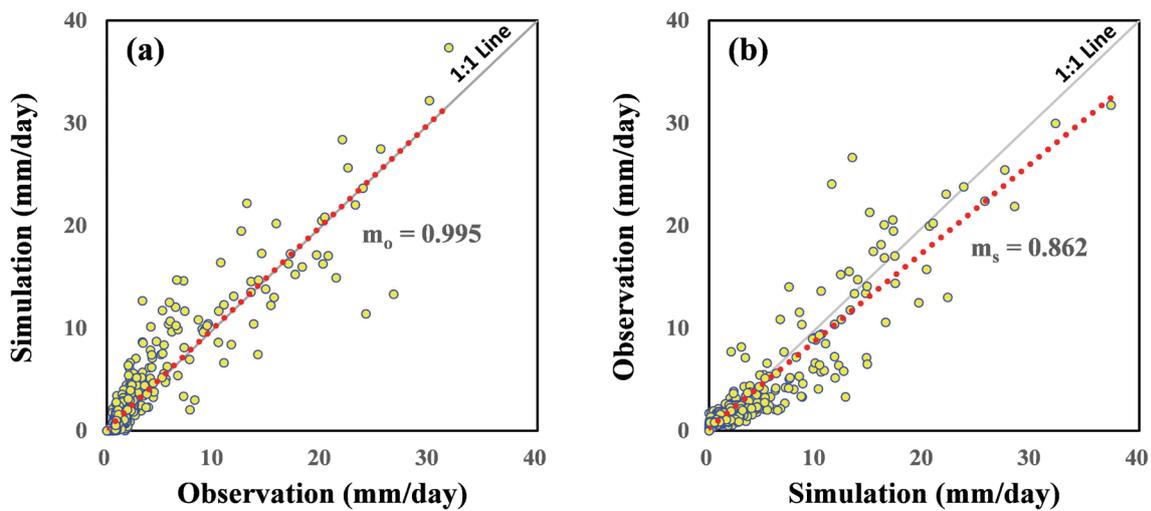


그림 1. 목적함수 LME의 최적화 결과로 선정된 모의값과 관측값의 $r=0.926$ 및 $\alpha=1.075$ 일 때, (a) 관측값에 대한 모의값의 회귀선 기울기($m_o=r\alpha=0.995$)와 (b) 모의값에 대한 관측값의 회귀선 기울기($m_s=r/\alpha=0.862$)의 비교 예시(여기서 2개의 산점도 및 회귀선 그림은 동일한 데이터 포인트를 사용하여 축을 바꾸어 도시한 결과).

다. 또한, 식 (4)의 LME는 제약조건($r\alpha = 1$ 및 $\beta = 1$)보다 결정변수(α, β, r)가 더 많은 미결정 시스템으로, $\beta = 1$ 일 때 LME를 최대화하기 위한 $m_o = r\alpha = 1$ 의 최적(이상적인) 조건을 만족시키는 r 과 α 의 수많은 조합을 산출할 수 있으며, 여기서 r 과 α 각각의 큰 오류가 $r\alpha = 1$ 의 조건에서 선정될 수 있다. 이는 더 높은 LME값이 더 작은 오류를 나타내는 모형 성능을 보장할 수 없음을 의미한다(Choi, 2022).

2.2 새로운 목적함수 LCE 개요

모의값과 관측값 사이의 회귀계수(회귀선의 기울기 및 y 절편) 외에 회귀선과 1:1선(모의값과 관측값이 완벽하게 일치하는 경우)의 유사도를 종합적으로 평가하기 위해서는, 또 다른 통계 정보로서 회귀모형에 의해 설명되는 총 변동의 비율을 나타내는 결정계수 r^2 가 필요하다. 따라서, 회귀계수 $m_o = 1$ 및 $c_o = 0$ (즉 $\beta = 1$)인 이상적인 회귀모형 $\hat{X}_s = m_o X_o + c_o$ 에서도 r^2 값이 작다면, 많은 데이터 포인트가 회귀선에서 멀리 흩어져 있음을 나타낸다. 이와 같은 경우에는 회귀분석을 적용하여 구한 회귀계수 추정치는 의미가 없게 되며, 이는 곧 모형에서 관측값을 정확하게 재현할 수 없음을 의미한다. r^2 의 산정값($r^2 = m_o \cdot m_s$)은 한 쌍의 회귀선 $\hat{X}_s = m_o X_o + c_o$ 와 $\hat{X}_o = m_s X_s + c_s$ 모두에서 동일하므로, 각각의 최적 회귀식 \hat{X}_s (또는 \hat{X}_o)에서 $m_o = 1$ (또는 $m_s = 1$) 및 $\beta = 1$ 일 때 $r^2 = m_o \cdot m_s = 1$ 을 만족해야 하므로, 결과적으로 $m_s = 1$ (또는 $m_o = 1$)의 조건도 아울러 충족되어야 한다. 이는 한 쌍의 회귀식 \hat{X}_s 및 \hat{X}_o 에 대한 동시 최적 조건($m_o = 1, m_s = 1, \beta = 1$)과 동일한 결과이다.

앞서 고찰한 바와 같이, LME 기준은 NSE 또는 KGE의 3가지 구성 평가요소(α, β, r)를 재구성하여 모의값 변동성의 과소 평가를 개선하고자 제시되었지만, 단일 회귀식 $\hat{X}_s = m_o X_o + c_o$ 만을 기반으로 하는 LME에서는 r 과 α 사이의 문제가 있는 상호작용이 LME 최적화에서 모의값의 변동성을 과대평가하는 경향이 있는 과적합 결과를 생성할 가능성이 있다(Choi, 2022). 따라서, 표준 회귀통계를 기반으로 하는 포괄적인 성능평가 기준을 위해서는, 한 쌍의 회귀선 $\hat{X}_s = m_o X_o + c_o$ 와 $\hat{X}_o = m_s X_s + c_s$ 에 대한 최소자승 회귀계수의 최적 조건($m_o = 1, m_s = 1, \beta = 1$)이 필요하며, 이는 한 개의 회귀식 \hat{X}_s 에 대한 최적 회귀계수($m_o = 1, \beta = 1$) 및 최적 결정계수($r^2 = m_o \cdot m_s = 1$ 을 위한 $m_s = 1$) 조건과 결국 동일하게 된다. 따라서, 본 기사에서는 한 쌍의 회귀식에서 결합된 최소자승 회귀계수를 기반으로 하는 3개의 평가기준들(α, β, r)이 재조정된 새로운 목적함수인 LCE(Least-squares Combined Efficiency) (Lee and Choi, 2022)를 다음과 같이 소개하고자 한다.

$$LCE = 1 - \sqrt{(m_o - 1)^2 + (m_s - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \\ = 1 - \sqrt{(r\alpha - 1)^2 + (r/\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad (5)$$

식 (5)에서 3개의 평가기준 r, α 및 β 에 대한 LCE의 편도함수를 각각 취한 다음 모두 0이 되는 조건을 찾아보면, 식 (6)에서 보는 바와 같이, β 를 비롯하여 r 및 α 가 모두 1일 때(결과적으로 $m_o = 1$ 및 $m_s = 1$), LCE가 잠재적으로 최대화될 수 있음을 알 수 있다.

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial LCE}{\partial r} &= -\alpha \left[(r\alpha - 1) + \left(\frac{r}{\alpha} - 1\right) \alpha^{-2} \right] \left[(r\alpha - 1)^2 + \left(\frac{r}{\alpha} - 1\right)^2 + (\beta - 1)^2 \right]^{-\frac{1}{2}} = 0 \\ \frac{\partial LCE}{\partial \alpha} &= -r \left[(r\alpha - 1) - \left(\frac{r}{\alpha} - 1\right) \alpha^{-2} \right] \left[(r\alpha - 1)^2 + \left(\frac{r}{\alpha} - 1\right)^2 + (\beta - 1)^2 \right]^{-\frac{1}{2}} = 0 \\ \frac{\partial LCE}{\partial \beta} &= -(\beta - 1) \left[(r\alpha - 1)^2 + \left(\frac{r}{\alpha} - 1\right)^2 + (\beta - 1)^2 \right]^{-\frac{1}{2}} = 0 \end{aligned} \right\} (6)$$

2.3 목적함수(NSE, KGE, LME, LCE) 특성의 이론적 고찰

앞서 살펴본 바와 같이, NSE, KGE, LME 및 LCE의 특성은 각 목적함수에서의 r 과 α 간의 독특한 상호작용이 수문모형 검보정 및 성능평가에 중요한 역할을 할 수 있음을 보여준다. 검보정 최적화 목적함수들의 특성을 비교하기 위한 그림 2는 목적함수들의 상호비교 시 간편성을 위해 $\beta_n = 0$ 이고 $\beta = 1$ 로 가정하고, $r(0.5 \sim 1.0)$ 과 $\alpha(0.5 \sim 1.5)$ 의 변화에 따른 4개 목적함수 NSE, KGE, LME, LCE의 각 평가점수에 대한 이론적 관계를 나타낸 것이다.

먼저, 최대 NSE는 α 가 주어진 r (일반적으로 1보다 작은 값)과 같을 때 발생한다(Gupta et al., 2009). 한편, 주어진 r 에서 최적의 α 는 KGE를 최대화하기 위한 이상적인 단일 값을 갖는 반면, LME를 최대화하기 위한 최적의 α 는 $r\alpha = 1$ 의 곡선 상에서 무수한 값을 가질 수 있다(Liu, 2020; Choi, 2022). 이는 목적함수 LME의 최적화 과정은 $r\alpha = 1$ 인 조건에 대해 r 과 α 사이에 수많은 조합의 문제가 있는 과소결정 시스템을 의미하며, r 과 α 가 모두 이상적인 1값이 아닌 경우(큰 오차값)에도 최대 잠재적 LME 점수를 생성할 우려가 있다. 다시 말해서, r 이 1보다 훨씬 작은 경우에 최적의 LME는 1보다 훨씬 큰 α (과대추정)에 의해 모형 검보정 결과가 달성될 가능성이 높다(Choi,

2022). 반면에, 새로이 제시된 LCE는 KGE의 경우와 같이 주어진 r 에 대해 $\alpha = 1$ 일 때 최대 LCE(이상적인 값)가 발생한다.

그림 2에서, 목적함수 KGE를 사용한 동일한 평가점수는 $\alpha = 1$ 의 수직선에서 좌우 대칭인 반면, 목적함수 LCE의 동일한 평가점수는 $\alpha = 1$ 의 수직선에 대해 비대칭이고 더 큰 α 값($\alpha > 1$)쪽으로 치우치는(확장되는) 경향을 보이는데, 이는 식 (5)의 LCE 공식에서 역수식 함수(reciprocal functions)인 α 와 $1/\alpha$ 의 사이의 역관계(inverse relationship) 때문이다. 이것은 목적함수 LCE에서는 일반적인 수문모의에서와 같이 $\alpha = 1$ 일 때 이상적인 값을 달성할 수 없는 경우, $\alpha < 1$ 일 때 보다 $\alpha > 1$ 일 때 LCE를 사용한 최적의 결과가 달성될 가능성이 더 높다는 것을 의미한다. 따라서, 본 기사에서 소개된 새로운 목적함수 LCE의 최적화는 모의결과의 변동성(첨두값)이 NSE 또는 KGE의 최적화에서 과소평가되는 경향과 LME의 최적화에서 과대평가되는 경향을 동시에 극복할 수 있는 최적 모의결과의 변동성을 개선할 가능성을 제공한다.

이와 같이, 4개 목적함수 NSE, KGE, LME, LCE의 이론적 거동관계는 각 목적함수별 기준에 대한 r 과 α 사이의 독특한 상호작용이 수문모형 검보정 또는 모의성능 평가에서 서로 다른 최적결과를 도출하는 중대한 역할을 할 수 있음을 보여준다.

그러나, 본 기사에서 제시된 이론적 고찰내용은 실제 수문모형 결과에서 각 구성요소 평가기준(r , α , β) 측정의 모든 조합을 제공하는 것이 불가능할 수 있는 수문 모델링에서 항상 실현 가능한 것은 아니다.

3. 맺음말

본 기사에서는 관측값에 대한 모의값 회귀식과 모의값에 대한 관측값 회귀식의 양방향 최소자승 선형회귀 통계를 기반으로 하는 새로운 목적함수인 LCE를 소개하였다. LCE는 NSE 또는 KGE를 구성하는 3개 평가기준(상관성 r , 변동성 α , 편의성 β)으로 추정된 최소자승 회귀분석 구성요소의 이상적인 지점에 대한 유클리드 거리로 공식화되었다. 본 기사에서는 과도한 변동성으로 과적합되기 쉬운 목적함수 LME 최적화에 내재된 시스템적

문제를 진단하고, 기존의 범용 목적함수들(NSE, KGE 및 LME)과 관련된 제한 사항에 대한 보완적 접근으로 수문모의 결과에서 3개 평가요소(r , α , β) 간의 균형적인 조정을 위해 제안된 LCE의 특성(장점)을 이론적으로 분석하였다. 새로이 제시된 수문모형 검보정을 위한 목적함수인 LCE의 최적화는 LME에서 모의결과의 변동성(침두값)을 과대평가하는 최적 모의결과 선정 경향을 방지할 수 있을 뿐만 아니라, KGE 최적화의 이점을 활용하여 검보정 모의결과의 변동성을 과소평가하는 NSE의 한계를 개선할 수 있는 것으로 고찰되었다.

본 기사에서는 NSE, KGE, LME, LCE의 4가지 수문모형 검보정 최적화 목적함수에 대한 이론적 고찰을 통해, 수문모형 검보정에서 각 목적함수별 구성 평가요소(r , α , β)간의 고유한 조화특성(trade-off)의 영향을 비교할 수 있었다. 그러나, 수문모형의 검보정 과정에서 모형특성, 매개변수 선택, 유역특성, 샘플크기, 모의시간 및 공간해상

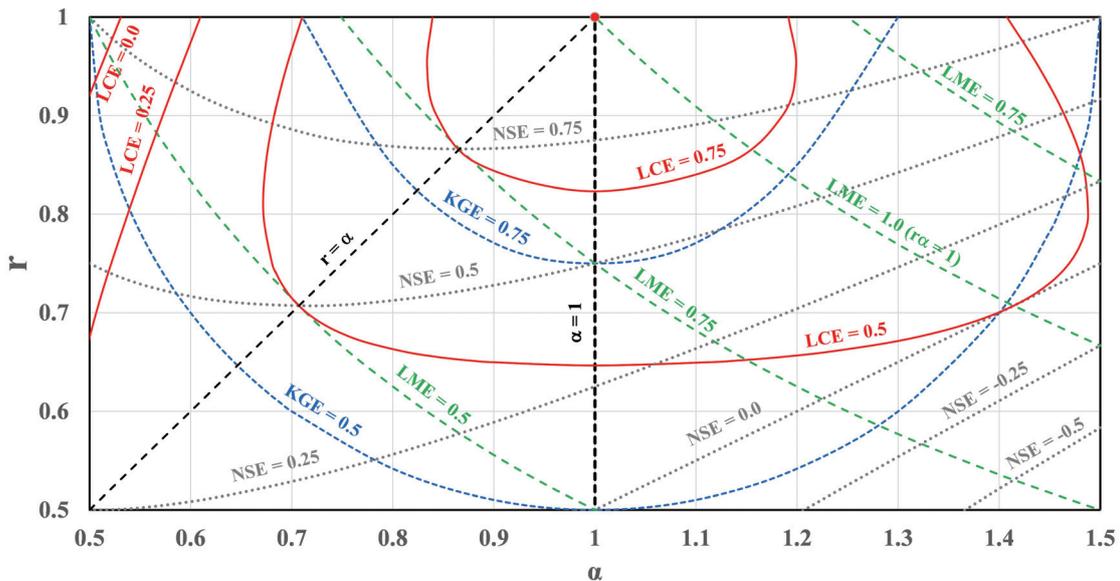


그림 2. 모의값과 관측값 사이에 편의성이 없을 때($\beta_n = 0$, $\beta = 1$), 상관계수 r (0.5~1.0) 및 변동성 α (0.5~1.5)의 변화에 따른 4개 검보정 최적화 목적함수 NSE, KGE, LME, LCE 평가점수의 이론적 관계

도 등에 따라 이론에서 가능한 모든 모의 사례를 생성하는 것은 불가능하므로, 소개된 새로운 목적함수 LCE는 추후 다양한 수문학적 모형의 검보정 적용사례에 대해 체계적으로 평가될 필요가 있다.

* 본 기사는 아래 논문의 내용을 바탕으로 일부 내용을 수정 및 추가 작성한 것입니다.

Lee, J.S., Choi, H.I., 2022. A rebalanced performance criterion for hydrological model calibration. *J. Hydrol.* 606, 127372.

참고문헌

- Bastidas, L., Gupta, H.V., Sorooshian, S., Shuttleworth, W.J., Yang, Z., 1999. Sensitivity analysis of a land surface scheme using multicriteria methods. *J. Geophys. Res. Atmos.* 104(D16), 19481-19490.
- Bastidas, L.A., Hogue, T.S., Sorooshian, S., Gupta, H.V., Shuttleworth, W.J., 2006. Parameter sensitivity analysis for different complexity land surface models using multicriteria methods. *J. Geophys. Res. Atmos.* 111(D20). DOI:<https://doi.org/10.1029/2005JD006377>.
- Beven, K., 2001. How far can we go in distributed hydrological modelling? *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 5(1), 1-12.
- Choi, H.I., 2022. Comment on Liu (2020): A rational performance criterion for hydrological model. *J. Hydrol.* 606, 126927.
- Gupta, H.V., Sorooshian, S., Yapo, P.O., 1998. Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information. *Water Resour. Res.* 34(4), 751-763.
- Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz, K.K., Martinez, G.F., 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: implications for improving hydrological modelling. *J. Hydrol.* 377, 80-91.
- Lee, J.S., Choi, H.I., 2022. A rebalanced performance criterion for hydrological model calibration. *J. Hydrol.* 606, 127372.
- Liu, D., 2020. A rational performance criterion for hydrological model. *J. Hydrol.* 590, 125488. DOI:<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125488>.
- Moriasi, D.N., Arnold, J.G., Van Liew, M.W., Bingner, R.L., Harmel, R.D., Veith, T.L., 2007. Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Trans. ASABE* 50(3), 885-900. DOI:<https://doi.org/10.13031/2013.23153>.
- Murphy, A.H., 1988. Skill scores based on the mean square error and their relationships to the correlation coefficient. *Mon. Weather Rev.* 116(12), 2417-2424.
- Nash, J.E., Sutcliffe, J.V., 1970. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *J. Hydrol.* 10(3): 282-290. DOI:[https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6).
- Neelin, J.D., Bracco, A., Luo, H., McWilliams, J.C., Meyerson, J.E., 2010. Considerations for parameter optimization and sensitivity in climate models. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 107(50), 21349-21354. DOI:[10.1073/pnas.1015473107](https://doi.org/10.1073/pnas.1015473107).

Piñeiro, G., Perelman, S., Guerschman, J.P., Paruelo, J.M., 2008. How to evaluate models: Observed vs. predicted or predicted vs. observed? *Ecol. Modell.* 216(3), 316-322. DOI:<https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.05.006>.

van Werkhoven, K., Wagener, T., Reed, P., Tang, Y., 2009. Sensitivity-guided reduction of parametric dimensionality for multi-objective calibration of watershed models. *Adv. Water Resour.* 32(8), 1154-1169. DOI:<https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2009.03.002>.

Weglarczyk, S., 1998. The interdependence and applicability of some statistical quality measures for hydrological models. *J. Hydrol.* 206(1), 98-103. DOI:[https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(98\)00094-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(98)00094-8).
