

Short thesis for the degree of Doctor of  
Philosophy  
(PhD)

**Parametric post-processing of ensemble  
forecasts across multiple weather  
variables and resolutions**

by Marianna Lakatos-Szabó

Supervisor: Prof. Dr. Sándor Baran



UNIVERSITY OF DEBRECEN  
Doctoral School of Informatics  
Debrecen, 2024



# Contents

|          |                                                   |           |
|----------|---------------------------------------------------|-----------|
| <b>1</b> | <b>Introduction</b>                               | <b>1</b>  |
| <b>2</b> | <b>Thesis statements</b>                          | <b>3</b>  |
| <b>3</b> | <b>Parametric post-processing with EMOS</b>       | <b>5</b>  |
|          | Model and forecast verification . . . . .         | 5         |
| 3.1      | EMOS model for calibrating wind speed . . . . .   | 8         |
| 3.2      | Dual-resolution temperature forecasts . . . . .   | 11        |
| 3.3      | Dual-resolution precipitation forecasts . . . . . | 15        |
|          | <b>Bibliography</b>                               | <b>17</b> |
|          | <b>List of publications and conferences</b>       | <b>23</b> |



# 1 Introduction

Ensemble weather forecasting has a transformative effect on meteorology by combining multiple numerical weather prediction model runs, yielding probabilistic forecasts that address weather prediction uncertainties. These forecasts enhance accuracy and inform decision-making across various sectors. However, the raw output from ensemble forecasts often exhibits certain limitations, such as underdispersion and bias, which can adversely affect their reliability and usability.

Spatial resolution and ensemble size are considered critical factors that influence ensemble forecast performance. Spatial resolution determines model detail and computational demands, impacting accuracy, additionally, the size of the ensemble, i.e., how many runs or models it comprises, affects representativeness and reliability. Balancing these factors is vital for optimizing forecasts while managing computational costs.

In ensemble weather forecasting, dual-resolution ensembles have emerged, blending various spatial resolutions within an ensemble to balance cost and forecast skill. This method can improve accuracy without excessive computation. Yet, systematic evaluation is required to assess the impact of dual-resolution ensembles on forecast skill and to identify configurations for optimal performance.

Statistical post-processing enhances ensemble forecast skill and reliability through bias correction and calibration. While extensively studied for single-resolution ensembles, dual-resolution ensemble calibration methods remain relatively unexplored. The

thesis aims to explore how statistical post-processing impacts dual-resolution ensemble forecasts. It evaluates various calibration methods to enhance forecast accuracy and reliability, shedding light on calibration challenges.

In addition, the thesis also provides multiple case studies on the application and validation of a novel truncated version of the generalised extreme value distribution-based nonhomogeneous regression model for the purpose of calibrating wind speed forecasts in order to improve their forecast skill. The aim is to correct the deficiency of the otherwise efficient generalised extreme value distribution-based ensemble model output statistics (EMOS) model of Lerch and Thorarinsdottir (2013) of occasionally predicting negative wind speed.

Lastly, the method of clustering-based semi-local ensemble calibration is explored as a means to improve the calibration of dual-resolution ensemble forecasts. This approach involves partitioning the spatial domain into smaller subregions and applying global calibration methods to each of them to optimise for the limited dataset length and reduce the spatial and climatological variability of the calibrated forecasts.

In summary, the thesis demonstrates the importance and potential benefits of statistical post-processing in the context of single- and dual-resolution ensemble forecasts. By evaluating various calibration methods, this study provides insights into how statistical post-processing can enhance forecast accuracy and reliability.

## 2 Thesis statements

The dissertation details several key accomplishments, including the following:

**Thesis 1.** The use of statistical post-processing, specifically the use of distribution-based EMOS models improves the accuracy and calibration of all ensemble forecasts investigated in the case studies.

In the dissertation see Chapters 3, 4 and 5.

Publications: Baran et al. (2019, 2021); Szabó et al. (2023)

**Thesis 2.** The novel truncated generalised extreme value distribution-based EMOS model improves the investigated wind-speed ensemble forecasts, demonstrating its effectiveness in improving forecast accuracy and calibration across different ensemble prediction systems and lead times. It comes close to or even outperforms the generalised extreme value EMOS model while correcting its problem of assigning positive mass to negative wind speed events.

In the dissertation see Chapter 3.

Publications: Baran et al. (2021)

**Thesis 3.** The use of distribution-based EMOS models decreases the differences between the performance of the investigated dual-resolution combinations of 2-metre temperature forecasts. However, it demonstrates the existence of an optimal combination, in line with results from preliminary studies.

In the dissertation see Chapter 4.

Publications: Baran et al. (2019)

**Thesis 4.** The use of the novel censored and shifted gamma distribution-based semi-local EMOS model can provide such performance that is on par with the state-of-the-art quantile mapping approaches while relying on substantially less data. This result is based on a case study of calibrating dual-resolution precipitation ensemble forecasts.

In the dissertation see Chapter 5.

Publications: Szabó et al. (2023)

**Thesis 5.** Clustering-based semi-local approaches offer a great benefit when estimating EMOS parameters for calibrating dual-resolution ensemble forecasts. Its particular applicability and benefits are explored through different case studies, featuring ensemble data that cover limited time periods.

In the dissertation see Chapters 4 and 5.

Publications: Baran et al. (2019); Szabó et al. (2023)

# 3 Parametric post-processing with EMOS

## Model and forecast verification

Post-processing is a key factor in correcting bias and dispersion errors in ensemble forecasts, and one of the most widely used distribution-based approaches is the EMOS framework introduced by Jewson et al. (2004) and Gneiting et al. (2005). It selects a probability distribution suitable for a specific weather variable and bases its parametric model for the forecast distribution on it. The parametric distributional regression model is fitted with the help of past ensemble predictions and the corresponding observations of a training period by linking the distribution parameters to the ensemble members appropriately. The regression coefficients are estimated by optimizing a suitable loss function, and then the constructed model goes through a validation process on a separate dataset.

According to the optimal score estimation approach of Gneiting and Raftery (2007), model parameters should be estimated by optimizing the mean value of a proper scoring rule as a function of the parameters over appropriately chosen training data. Scoring rules can evaluate the accuracy of probabilistic forecasts by assigning a numerical score based on the predictive distribution and the observed value. For predictive distributions, one of the most

widely used strictly proper scoring rules is the continuous ranked probability score (CRPS; Gneiting and Raftery, 2007; Wilks, 2019). Given a (predictive) CDF  $F(y)$  and real value (observation)  $x$ , the CRPS is defined as

$$\text{CRPS}(F, x) := \int_{-\infty}^{\infty} (F(y) - \mathbb{I}_{\{y \geq x\}})^2 dy,$$

where  $\mathbb{I}_H$  denotes the indicator of a set  $H$ . Note that the CRPS is a negatively oriented score, so the smaller the better.

Forecast verification is the process of assessing the quality of forecasts, such as accuracy, bias, reliability, sharpness, etc. The standard tool for quantifying the predictive performance of probabilistic forecasts both in terms of calibration and sharpness is calculating the mean of the CRPS over the verification data.

Similarly, one can consider the Brier score (BS; Wilks, 2019, Section 9.4.2) for the dichotomous event that the observed continuous weather variable exceeds a given threshold. Moreover, we obtained the quantile scores (QS; see e.g. Bentzien and Friederichs, 2014) as well as the threshold-weighted continuous ranked probability score (twCRPS; Gneiting and Ranjan, 2011). For the detailed definitions of these scores see Section 2.6 of the dissertation. In order to evaluate the CRPS, BS, and QS of the raw ensemble, it is necessary to replace the predictive CDF with the empirical one.

Predictive performance is presented as a skill score in a lot of case studies, as it can even express small differences between competing forecasts. Firstly, to define its general formula, let us denote a particular measure of accuracy by  $\mathcal{S}_F$  for a given forecast  $F$  and the accuracy measure of a reference forecast  $F_{ref}$  by  $\mathcal{S}_{F_{ref}}$ . Secondly, let  $\overline{\mathcal{S}}_F$  and  $\overline{\mathcal{S}}_{F_{ref}}$  represent the mean score values over the verification data for  $F$  and  $F_{ref}$ , respectively. The skill score  $\mathcal{S}^{skill}$  of  $\mathcal{S}$  is given by

$$\mathcal{S}^{skill}(F, F_{ref}) := 1 - \frac{\overline{\mathcal{S}}_F}{\overline{\mathcal{S}}_{F_{ref}}}.$$

Employing this definition for CRPS, BS, QS and twCRPS one can introduce the continuous ranked probability skill score (CRPSS;

see e.g. Gneiting and Raftery, 2007), the Brier skill score (BSS), the quantile skill score (QSS; Friederichs and Thorarinsdottir, 2012) and the threshold-weighted continuous ranked probability skill score (twCRPSS) quantifying improvement in a forecast  $F$  over a reference forecast  $F_{ref}$ .

In the case of point forecasts, such as ensemble and EMOS medians and means, a good evaluation method uses mean absolute errors (MAEs) and root mean squared errors (RMSEs).

### 3.1 Novel EMOS model for calibrating wind speed

The details and case studies for **Theses 1 and 2**.

In the dissertation see **Chapter 3**.

Publications: **Baran et al. (2021)**

In Chapter 3 of the dissertation, we introduce a novel approach for calibrating wind speed ensemble forecasts, based on a truncated generalised extreme value distribution (TGEV). This approach addresses the limitations of the existing generalised extreme value (GEV) distribution-based EMOS method proposed by Lerch and Thorarinsdottir (2013), which occasionally predicts negative wind speeds. The TGEV method allows for more accurate and reliable wind speed forecasts by constraining the distribution to values greater than zero. Through comprehensive evaluation and analysis, we examine the extent to which TGEV EMOS calibration improves the forecast skill, providing comparable results for various benchmark EMOS models based on other more common distributions, such as truncated normal (TN), log-normal (LN), and GEV, thus providing valuable insights into the effectiveness of this novel method for enhancing wind speed forecasting capabilities. By using identical datasets that were previously examined by Baran and Lerch (2015, 2016, 2018), we are able to directly compare the results.

The TGEV EMOS model is tested on short-range (24–48-hour) wind speed forecasts of three completely different EPSs (8-member UWME, 11-member ALADIN–HUNEPS and 50-member ECMWF) covering different and relatively small geographical regions. Furthermore, we compared the EMOS models on a medium-range (1–15 days) dataset of ECMWF forecasts with a much larger, global geographical domain.

To account for the varying statistical characteristics of the dif-

ferent ensemble members comprising the tested forecasts, all distribution-based models were parametrised according to whether the ensemble system had exchangeable or non-exchangeable members. As defined by Vannitsem et al. (2018) ensemble members are non-exchangeable, if they have distinct statistical characteristics e.g. derived from single integrations of models, or ensemble members are considered exchangeable if they have the same characteristics e.g. produced by the same model with slight perturbations.

Let  $\mathcal{TGEV}(\mu, \sigma, \xi)$  denote a TGEV distribution with location  $\mu$ , scale  $\sigma > 0$  and shape  $\xi$ . For  $x \geq 0$  the CDF of a TGEV distribution is

$$G_0(x|\mu, \sigma, \xi) = \begin{cases} \frac{G(x|\mu, \sigma, \xi) - G(0|\mu, \sigma, \xi)}{1 - G(0|\mu, \sigma, \xi)}, & \text{if } G(0|\mu, \sigma, \xi) < 1; \\ 1, & \text{if } G(0|\mu, \sigma, \xi) = 1, \end{cases} \quad (3.1)$$

whereas negative values are excluded from the support set and  $G(x|\mu, \sigma, \xi)$  denotes the CDF of a GEV distribution with location  $\mu$ , scale  $\sigma > 0$  and shape  $\xi$ .

The GEV-based model proposed by Lerch and Thorarinsdottir (2013) uses location and scale parameters

$$\mu = \gamma_0 + \gamma_1 f_1 + \cdots + \gamma_K f_K \quad \text{and} \quad \sigma = \sigma_0 + \sigma_1 \bar{f}, \quad (3.2)$$

where  $f_1, f_2, \dots, f_K$  denote the ensemble forecasts for a given location, time and forecast horizon and  $\bar{f}$  denotes the ensemble mean. Here  $\sigma_0, \sigma_1 \geq 0$ , while the shape parameter  $\xi$  does not depend on the ensemble members.

The parameters of the TGEV EMOS model are also linked to the ensemble members according to (3.2) in the non-exchangeable case, which is replaced by

$$\mu = \gamma_0 + \gamma_1 \bar{f}_1 + \cdots + \gamma_K \bar{f}_K \quad \text{and} \quad \sigma = \sigma_0 + \sigma_1 \bar{f}, \quad (3.3)$$

in the exchangeable case, where  $\bar{f}_k$  denotes the  $k$ th exchangeable group's ensemble mean. Since the 8 members of the UWME are non-exchangeable, we employ the parametrisation defined in (3.2) for GEV and TGEV EMOS models, where  $K = 8$ . Ensemble forecasts are calibrated using a 30-day rolling training period. The

ALADIN-HUNEPS ensemble is structured in a way that naturally divides the ensemble members into two exchangeable groups. Hence, the calibration is performed using the (3.3) for both distributions, moreover, a 43-day rolling training period was chosen based on the detailed data analysis of Baran et al. (2014).

The 50 members of operational ECMWF EPS are regarded as exchangeable for both the short- and the medium-range datasets, so in the link function (3.3) we have  $K = 1$  and  $\bar{f}_1$  equals the ensemble mean. Following the suggestions of Baran and Lerch (2015), the parameters of the EMOS models for calibrating the ECMWF ensemble forecast are estimated using a rolling training period of 20 days (short-range) and 100 days (medium-range).

For more details on the implementation of the different distribution-based models and the applied link functions of the TN and LN models, see Baran et al. (2021) and Section 3.2 of the dissertation.

To verify the models, we utilised several metrics including the CRPS for assessing the accuracy of probabilistic forecasts, and the MAE and the RMSE for evaluating the median and the mean forecasts, respectively. Additionally, we examined the calibration of the forecasts through the coverage and average width of nominal central prediction intervals, and we assessed the predictive performance at high wind speed values using the twCRPS corresponding to the 90th, 95th, and 98th percentiles of the observed wind speed. The forecast skill of the TGEV EMOS model is compared to that of the TN, LN, and GEV EMOS approaches, as well as the raw and climatological forecasts. The results of the four case studies demonstrate that post-processing consistently improves the calibration of probabilistic forecasts and the accuracy of point forecasts. Moreover, all EMOS models outperform both the raw ensemble and climatology. Among the four competing methods, the TGEV EMOS approach exhibits the best overall performance, closely followed by the GEV EMOS model. However, it should be noted that the GEV EMOS model occasionally predicts negative wind speed values with a mean probability of approximately 2.5% for the case study of the global ECMWF forecasts for all considered lead times.

## 3.2 Calibration of dual-resolution temperature forecasts

The details and case studies for **Theses 1, 3 and 5**.

In the dissertation see **Chapter 4**.

Publications: **Baran et al. (2019)**

Based on the studies conducted by Leutbecher and Ben Bouallègue (2020), which focused on the investigation of the probabilistic skill of dual-resolution ensemble forecasts, we have further examined the impact of statistical post-processing on the optimal dual-resolution configuration. Leveraging the same datasets allows us to assess the generalisability and robustness of their conclusions in the context of calibrated dual-resolution ensemble forecasts.

The investigation focuses on medium-range dual-resolution ensemble forecasts of 2-metre temperature (K), employing the Integrated Forecast System (IFS) of ECMWF with horizontal resolutions of

- 50 members at TCo639 (grid resolution  $\sim 18$  km),
- 200 members at TCo399 (grid resolution  $\sim 29$  km),
- 254 members at TCo255 (grid resolution  $\sim 45$  km).

Additionally, two scenarios have been considered, corresponding to different assumptions concerning the availability of high-performance computing (HPC) resources: LHPC (large supercomputer) assumes 2018 HPC resources and SHPC (small supercomputer) with one-sixth of those resources. Notably, TCo399–TCo639 and TCo255–TCo639 combinations are based on different ensemble sizes of TCo639 members, leading to two different LHPC scenarios and two different SHPC scenarios as well.

As suggested by Gneiting et al. (2005) for calibrating temperature forecasts, we chose a normal distribution as the base for the

EMOS model. Let  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  denote a normal distribution with mean  $\mu$  and standard deviation  $\sigma > 0$ . The associated predictive distribution for our case, where the ensemble members of a given resolution can be considered exchangeable is given as

$$\mathcal{N}(a + b_H \bar{f}_H + b_L \bar{f}_L, c + d\bar{f}), \quad (3.4)$$

where  $a \in \mathbb{R}$ ,  $b_H, b_L, c, d \geq 0$  and  $\bar{f}_H$  and  $\bar{f}_L$  denote the mean of high- and low-resolution members, respectively, and  $\bar{f}$  denotes the overall mean. Model parameters are estimated by minimizing the mean CRPS over the training data where we fix  $b_L = 0$  in the pure high-resolution ( $M_L = 0$ ) and  $b_H = 0$  in the pure low-resolution ( $M_H = 0$ ) case.

During this study, we focus on a clustering-based semi-local estimation, where the observation sites are grouped into clusters using  $k$ -means clustering of the stations with 24-dimensional feature vectors comprising 12 equidistant quantiles of the climatological CDF and 12 equidistant quantiles of the empirical CDF of forecast errors for the ensemble mean during the training period. Regional parameter estimation is then performed within each cluster. With the help of this method, one can get reliable parameter estimates even for short training periods and the obtained models may outperform the local EMOS approach (Lerch and Baran, 2017). In terms of training data selection for calibration, a 30-day rolling training period is employed, due to the limited interval of only 92 days that the dataset encompasses. A total of 200 clusters are considered, resulting in a comparable mean number of stations per cluster as in Lerch and Baran (2017). Local EMOS estimates 4–5 parameters based on 30 forecast-observation pairs, while semi-local EMOS estimates the same parameters using on average 600. Consequently, the latter approach is expected to provide more constrained parameter estimates. To highlight the distinctions between local and semi-local approaches, a very short 10-day training period is also examined (see Section 4.3.3 in the dissertation).

With the help of various validation metrics (see Section 3) we showed that the EMOS calibration leads to substantial improve-

ments in skill for all examined single- and dual-resolution ensemble forecasts. For example, when employing the semi-local EMOS, we observed a decrease in the CRPS from approximately 1.3K to slightly below 1.0K at day 3. Although the improvements were notable, they were not as substantial as those reported by Hemri et al. (2014).

In terms of spatial considerations, the clustering-based semi-local estimation of EMOS parameters provides a reasonable alternative to the local approach, especially in situations where ensemble data cover only a rather short time period. This is entirely in line with results reported by Lerch and Baran (2017). The EMOS calibration parameters were obtained by optimizing skill in terms of the CRPS. EMOS demonstrates its effectiveness in enhancing both probabilistic and point forecasts, such as the ensemble mean and median. Additionally, when comparing calibrated ensemble configurations, we observe consistent rankings in terms of score differences for metrics like the Brier score and quantile score across various event thresholds and probability levels, respectively.

EMOS calibration can alter which single- or dual-resolution configuration is optimal. For example, in the large supercomputer scenario, the TCo399-TCo639 (40, 40) configuration is initially the best for raw forecasts at all lead times. After calibration, it remains the best until around day 7, but for longer lead times, configurations with at least 140 members show equal skill. After calibration, the 200 lower-resolution members show slightly higher skill than the 50 higher-resolution members, even if initially, for the raw forecasts, 50 members at TCo639 resolution perform as well as 200 members at TCo399 resolution. Similarly, in the case of the small supercomputer scenario, the overall ranking remains similar before and after EMOS calibration. Beyond day 7, the predictive performance is primarily determined by ensemble size, with the pure low-resolution ensemble exhibiting the best skill. EMOS calibration significantly reduces the skill differences between equal-cost configurations of single- and dual-resolution ensembles. This means that selecting the "best resolution/ensemble size configuration" becomes less crucial for users relying on EMOS-calibrated forecasts instead

of raw forecasts. In terms of direct model output, dual-resolution ensemble forecasts for 2-metre temperature show greater skill compared to a single-resolution configuration with the same computational cost. However, the advantage of dual-resolution configurations becomes marginal when EMOS calibration is applied. The question of whether more sophisticated post-processing approaches provide the same answer arises, thus providing a possible direction for further research.

### 3.3 Calibration of dual-resolution precipitation forecasts

The details and case studies for **Theses 1, 4 and 5**.

In the dissertation see **Chapter 5**.

Publications: **Szabó et al. (2023)**

Following the investigations conducted by Gascón et al. (2019), we evaluated the predictive performance of a censored shifted gamma (CSG) distribution-based semi-local EMOS approach by Baran and Nemoda (2016) for statistical post-processing of dual-resolution precipitation accumulation ensemble forecasts over Europe with various forecast horizons. The primary objective of this case study is to assess the impact of EMOS post-processing on forecast skill, comparing it to raw ensemble combinations. We also aim to determine whether there are statistically significant differences in skill among the various mixtures of dual-resolution combinations. Additionally, we explore the effectiveness of the semi-locally trained CSG EMOS as a powerful alternative to the quantile mapping technique, which typically relies on historical data. For more details on the specifics of the quantile mapping approach see the studies by Hamill and Scheuerer (2018); Gascón et al. (2019).

The dual-resolution ensemble forecasts considered are identical to the 24-hour precipitation accumulation calibrated by Gascón et al. (2019). The dual-resolution system consists of different combinations between ensemble forecasts of

- 50 members at TCo639 (grid resolution  $\sim 18$  km),
- 200 members at TCo399 (grid resolution  $\sim 29$  km).

The first dataset consists of 24h gridded accumulated precipitation analyses of the European Flood Awareness System (EFAS)

for 1996–2016 covering Europe and some of the surrounding countries. The validation of the post-processing methods under investigation is based on data from 2016, while analyses from the period 1996–2015 are utilized for training the quantile mapping-based techniques. It is important to note that the training process involves all EFAS grid points that correspond to the land subset (363 534 grid points with a 5 km grid spacing). However, for the purposes of validation, only data from 2 370 grid points corresponding to SYNOP stations are taken into account.

Post-processing techniques are applied to 24-hour precipitation accumulation forecasts from the ECMWF’s Integrated Forecast System for the June–July–August period of 2016. The forecasts have lead times ranging from 6 hours to 246 hours, with initialization at 0000 UTC. Following the methodologies employed in previous studies such as Gascón et al. (2019), Baran et al. (2019) and Leutbecher and Ben Bouallègue (2020), we analyze 50 perturbed members of the operational TCo639 ensemble and forecasts from the 200-member TCo399 experiment.

To account for the unique discrete-continuous and non-negative nature of precipitation we considered a continuous distribution that can take both negative and positive values and censored it at zero from the left. Let  $\Gamma^0(\kappa, \theta, \delta)$  denote a shifted gamma distribution, left censored at zero with shape  $\kappa$ , scale  $\theta$  and shift  $\delta > 0$ , given by its CDF

$$G_{\kappa, \theta, \delta}^0(x) := \begin{cases} G_{\kappa, \theta}(x + \delta), & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$$

where  $G_{\kappa, \theta}$  denotes the CDF of a gamma distribution with shape  $\kappa > 0$  and scale  $\theta > 0$ .

In the CSG EMOS model mean  $\mu$  and variance  $\sigma^2$  of the underlying gamma distribution are linked to the two groups of exchangeable ensemble members (with differing resolutions) as

$$\mu = a^2 + b_H^2 \bar{f}_H + b_L^2 \bar{f}_L \quad \text{and} \quad \sigma^2 = c^2 + d^2 \bar{f}, \quad (3.5)$$

where  $a, b_H, b_L, c, d \geq 0$  and  $\bar{f}$  denotes the ensemble mean,  $\bar{f}_H$  and  $\bar{f}_L$  denote the mean of high- and low-resolution members,

respectively. Note that the shift parameter  $\delta > 0$  is independent of the ensemble forecast. Model parameters are estimated by minimizing the mean CRPS over the training data where we fix  $b_L = 0$  in the pure high-resolution ( $M_L = 0$ ) and  $b_H = 0$  in the pure low-resolution ( $M_H = 0$ ) case.

Both local and regional parameter estimation methods are taken out of consideration, due to the time period limitations and the heterogeneity of the domain, respectively. After conducting thorough data analysis, we choose to estimate the parameters of the CSG EMOS model using a rolling 30-day training period and 8000 clusters. Similar to the previous case study by Baran et al. (2019), the clustering is performed using 24-dimensional feature vectors.

The predictive performance of the CSG EMOS approach was analysed using various metrics, such as the CRPS, Brier score and their skill score counterparts, as well as reliability diagrams. Compared to raw ensemble combinations, semi-local EMOS post-processing significantly improved the mean CRPS and mean Brier score for different thresholds at all lead times. The mixture of 40 high- and 40 low-resolution forecasts outperforms other combinations until day 5 in the case of the raw ensemble. However, we found, that there are no significant skill differences among the various mixtures in CSG EMOS forecasts. CSG EMOS forecasts outperform the quantile-mapping model predictions in terms of mean CRPS, but the differences are not significant. The same is true for the Brier scores between CSG EMOS and the weighted quantile mapping approach. These results suggest that the semi-local CSG EMOS method, trained using a 30-day rolling training period, can achieve similar performance to the more complex quantile mapping that is based on 20 years of historical data.



# Bibliography

- Baran, S., Horányi, A. and Nemoda, D. (2014) Comparison of the BMA and EMOS statistical methods in calibrating temperature and wind speed forecast ensembles. *Időjárás*, **118** (3), 217–241.
- Baran, S. and Lerch, S. (2015) Log-normal distribution based ensemble model output statistics models for probabilistic wind speed forecasting. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **141**, 2289–2299.
- Baran, S. and Lerch, S. (2016) Mixture EMOS model for calibrating ensemble forecasts of wind speed. *Environmetrics*, **27**, 116–130.
- Baran, S. and Lerch, S. (2018) Combining predictive distributions for the statistical post-processing of ensemble forecasts. *Int. J. Forecast.*, **34**, 477–496.
- Baran, S., Leutbecher, M., Szabó, M. and Ben Bouallègue, Z. (2019) Statistical post-processing of dual-resolution ensemble forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **145**, 1705–1720.
- Baran, S. and Nemoda, D. (2016) Censored and shifted gamma distribution based EMOS model for probabilistic quantitative precipitation forecasting. *Environmetrics*, **27**, 280–292.
- Baran, S., Szokol, P. and Szabó, M. (2021) Truncated generalized extreme value distribution-based ensemble model output statistics model for calibration of wind speed ensemble forecasts. *Environmetrics*, **32** (6), e2678.

- Bentzien, S. and Friederichs, P. (2014) Decomposition and graphical portrayal of the quantile score. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **140**, 1924–1934.
- Friederichs, P. and Thorarinsdottir, T. L. (2012) Forecast verification for extreme value distributions with an application to probabilistic peak wind prediction. *Environmetrics*, **23**, 579–594.
- Gascón, E., Lavers, D., Hamill, T. M., Richardson, D. S., Ben Bouallègue, Z., Leutbecher, M. and Pappenberger, F. (2019) Statistical postprocessing of dual-resolution ensemble precipitation forecasts across Europe. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **145**, 3218–3235.
- Gneiting, T. and Raftery, A. E. (2007) Strictly proper scoring rules, prediction and estimation. *J. Am. Stat. Assoc.*, **102**, 359–378.
- Gneiting, T., Raftery, A. E., Westveld, A. H. and Goldman, T. (2005) Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation. *Mon. Weather Rev.*, **133**, 1098–1118.
- Gneiting, T. and Ranjan, R. (2011) Comparing density forecasts using threshold-and quantile-weighted scoring rules. *J. Bus. Econ. Stat.*, **29** (3), 411–422.
- Hamill, T. M. and Scheuerer, M. (2018) Probabilistic precipitation forecast postprocessing using quantile mapping and rank-weighted best-member dressing. *Mon. Weather Rev.*, **146**, 4079–4098.
- Hemri, S., Scheuerer, M., Pappenberger, F., Bogner, K. and Haiden, T. (2014) Trends in the predictive performance of raw ensemble weather forecasts. *Geophys. Res. Lett.*, **41**, 9197–9205.
- Jewson, S., Brix, A. and Ziehmann, C. (2004) A new parametric model for the assessment and calibration of medium-range ensemble temperature forecasts. *Atmos. Sci. Lett.*, **5** (5), 96–102.

- Lerch, S. and Baran, S. (2017) Similarity-based semi-local estimation of EMOS models. *J. R. Stat. Soc. C*, **66**, 29–51.
- Lerch, S. and Thorarinsdottir, T. L. (2013) Comparison of non-homogeneous regression models for probabilistic wind speed forecasting. *Tellus A*, **65** (1), 21–206.
- Leutbecher, M. and Ben Bouallègue, Z. (2020) On the probabilistic skill of dual-resolution ensemble forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **146**, 707–723.
- Szabó, M., Gascón, E. and Baran, S. (2023) Parametric post-processing of dual-resolution precipitation forecasts. *Weather Forecast.*, **38** (8), 1313–1322.
- Vannitsem, S., Wilks, D. S. and Messner, J. (2018) *Statistical post-processing of ensemble forecasts*. Elsevier, Amsterdam.
- Wilks, D. S. (2019) *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. 4th ed. Elsevier, Amsterdam.



# List of publications and conferences

## Journal papers

Baran, S., Leutbecher, M., **Szabó, M.** and Ben Bouallègue, Z. (2019) Statistical post-processing of dual-resolution ensemble forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **145**, 1705–1720. doi:10.1002/qj.3521

(**IF: 3.471, SJR: D1**) [Ind. cit.: 1]

Baran, S., Szokol, P. and **Szabó, M.** (2021) Truncated generalized extreme value distribution-based ensemble model output statistics model for calibration of wind speed ensemble forecasts. *Environmetrics*, **32 (6)**, e2678. doi:10.1002/env.2678

(**IF: 1.527, SJR: Q1**) [Ind. cit.: 7]

**Szabó, M.**, Gascón, E. and Baran, S. (2023) Parametric post-processing of dual-resolution precipitation forecasts. *Weather Forecast.*, **38(8)**, 1313–1322. doi:10.1175/WAF-D-23-0003.1.

(**IF: 2.9, SJR: Q1**) [Ind. cit.: 0]

## Unrelated journal papers

Bogacsovics, G., Hajdu, A., Harangi, B., Lakatos, I., Lakatos, R., **Szabó, M.**, Tiba, A. and Tóth, J. (2021) Napelem-farmok Magyarország területén történő elhelyezését segítő döntéstámogató rendszer fejlesztése. *KözigazgatásTudomány*, **1(2)**, 134–145. doi:10.54200/kt.v1i2.23

Bogacsovics, G., Hajdu, A., Harangi, B., Lakatos, I., Lakatos, R., **Szabó, M.**, Tiba, A., Tóth, J. and Tarcsi, Á. (2021) Ad-atelemzési folyamat és keretrendszer a közigazgatás számára. *KözigazgatásTudomány*, **1(2)**, 146–158. doi:10.54200/kt.v1i2.24

## International conferences

Baran, S., Leutbecher, M., **Szabó, M.** and Ben Bouallègue, Z. Parametric post-processing of dual resolution precipitation forecasts. *12th International Conference of the ERCIM WG on Computational and Methodological Statistics and 13th International Conference on Computational and Financial Econometrics (CFE-CMStatistics)*, London, UK, 18 – 21 December 2019.

Baran, S., Szokol, P. and **Szabó, M.** Calibration of wind speed ensemble forecasts using truncated GEV-based EMOS approach. *Bernoulli – IMS One World Symposium*, Online, 24 – 28 August 2020.

Baran, S., Szokol, P. and **Szabó, M.** Calibration of wind speed ensemble forecasts using truncated GEV-based EMOS approach. *The 1st Conference on Information Technology and Data Science (CITDS)*, Online, 6 – 8 November 2020.

**Szabó, M.**, Gascón, E. and Baran, S. Distribution-based statistical post-processing methods for dual-resolution precipitation forecasts. *The sixth conference of the Deutsche Arbeits-*

*gemeinschaft Statistik (DAGStat)*, Hamburg, Germany, 28 March – 1 April 2022.

Baran, S., Szokol, P. and **Szabó, M.** Calibration of wind speed ensemble forecasts using truncated GEV-based EMOS approach. *15th International Conference of the ERCIM WG on Computational and Methodological Statistics (CMStatistics)*, London, UK, 17 – 19 December 2022.

**Szabó, M.**, Gascón, E. and Baran, S. Distribution-based statistical post-processing methods for dual-resolution precipitation forecasts. *The 23rd European Young Statisticians Meeting (EYSM)*, Online, 11 – 15 September 2023.

## Poster presentations

Baran, S., Ben Bouallègue, Z., Leutbecher, M. and **Szabó, M.** Statistical post-processing of dual resolution ensemble forecasts. *The 9th International Workshop on Applied Probability (IWAP)*, Budapest, Hungary, 17 – 21 June 2018.

**Szabó, M.**, Gascón, E. and Baran, S. Parametric post-processing of dual-resolution precipitation ensemble forecasts. *The 16th German Probability and Statistics Days (GPSD)*, Essen, Germany, 7 – 10 March 2023.



Registry number:  
Subject:

DEENK/458/2023.PL  
PhD Publication List

Candidate: Marianna Lakatos-Szabó

Doctoral School: Doctoral School of Informatics

MTMT ID: 10078103

### List of publications related to the dissertation

#### Foreign language scientific articles in international journals (3)

1. **Szabó, M.**, Gascón, E., Baran, S.: Parametric Postprocessing of Dual-Resolution Precipitation Forecasts.  
*Weather Forecast.* 38 (8), 1313-1322, 2023. ISSN: 0882-8156.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1175/WAF-D-23-0003.1>  
IF: 2.9 (2022)
2. Baran, S., Szokol, P., **Szabó, M.**: Truncated generalized extreme value distribution-based ensemble model output statistics model for calibration of wind speed ensemble forecasts.  
*Environmetrics.* 32 (6), 1-24, 2021. ISSN: 1180-4009.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/env.2678>  
IF: 1.527
3. Baran, S., Leutbecher, M., **Szabó, M.**, Ben Bouallègue, Z.: Statistical post-processing of dual-resolution ensemble forecasts.  
*Q. J. R. Meteorol. Soc.* 145 (721), 1705-1720, 2019. ISSN: 0035-9009.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/qj.3521>  
IF: 3.471





### List of other publications

#### Hungarian scientific articles in Hungarian journals (2)

4. Bogacsovics, G., Hajdu, A., Harangi, B., Lakatos, I., Lakatos, R., **Szabó, M.**, Tiba, A., Tóth, J., Tarcsi, Á.: Adatelemzési folyamat és keretrendszer a közigazgatás számára.  
*Közigazgatástudomány. 1* (2), 146-158, 2021. ISSN: 2786-1910.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.54200/kt.v1i2.24>
5. Bogacsovics, G., Hajdu, A., Harangi, B., Lakatos, I., Lakatos, R., **Szabó, M.**, Tiba, A., Tóth, J.:  
Napelemfarmok Magyarország területén történő elhelyezését segítő döntéstámogató  
rendszer fejlesztése.  
*Közigazgatástudomány. 1* (2), 134-145, 2021. ISSN: 2786-1910.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.54200/kt.v1i2.23>

**Total IF of journals (all publications): 7,898**

**Total IF of journals (publications related to the dissertation): 7,898**

The Candidate's publication data submitted to the iDEa Tudóstér have been validated by DEENK on the basis of the Journal Citation Report (Impact Factor) database.

10 October, 2023





Doktori (PhD) értekezés tézisei

**Ensemble előrejelzések paraméteres  
utófeldolgozása több időjárási változóra  
és felbontásra vonatkozóan**

Lakatos-Szabó Marianna

Témavezető: Prof. Dr. Baran Sándor



DEBRECENI EGYETEM  
Informatikai Tudományok Doktori Iskola  
Debrecen, 2024



# Tartalomjegyzék

|                                                       |           |
|-------------------------------------------------------|-----------|
| <b>1. Bevezetés</b>                                   | <b>1</b>  |
| <b>2. Az értekezés tézispontjai</b>                   | <b>3</b>  |
| <b>3. Paraméteres utófeldolgozás EMOS modellel</b>    | <b>5</b>  |
| A modell és az előrejelzés verifikációja . . . . .    | 5         |
| 3.1. EMOS modell szélsőérték kalibrálására . . . . .  | 8         |
| 3.2. Duális felbontású hőmérséklet modellek . . . . . | 12        |
| 3.3. Duális felbontású csapadék modellek . . . . .    | 16        |
| <b>Irodalomjegyzék</b>                                | <b>18</b> |
| <b>Publikációs lista</b>                              | <b>23</b> |



# 1 Bevezetés

A meteorológia területén hatalmas előrelépést jelentett az ensemble időjárás-előrejelzési technika operatív alkalmazása. A módszer lényege, hogy több numerikus időjárás-előrejelző modell futtatását vagy egy perturbált paraméterezésű, esetlegesen perturbált kezdő értékkel megadott modell különböző futtatását kombinálja, így olyan valószínűségi előrejelzéseket képes adni, amelyek segítségével megbecsülhető az időjárás-előrejelzés bizonytalansága. Ezek a valószínűségi előrejelzések növelik a predikciók pontosságát, azonban az ensemble előrejelzések nyers kimenete gyakran alacsony szórással rendelkezik és esetenként torzítással terhelt lehet, ami hátrányosan befolyásolhatja megbízhatóságukat és használhatóságukat.

Az ensemble preditív teljesítményére kiható tényezők közé tartozik a térbeli felbontás, mely meghatározza a modell részletezettségét, ami befolyással van a pontosságra, valamint az ensemble mérete, azaz, hogy hány futtatásból vagy modelltől áll, mely befolyásolja a reprezentativitást és a megbízhatóságot. Ezekre való odafigyelés létfontosságú az előrejelzések optimalizálásához, a számítási költségek minimalizálása mellett.

Az ensemble időjárás-előrejelzésben megjelentek a duális felbontású előrejelző rendszerek is, amelyek a magasabb felbontással járó költségnövekedés minimalizálása és a jobb prediktív teljesítmény közötti kompromisszum megteremtése érdekében különböző térbeli felbontású tagokat fognak össze egy-egy ensemble rendszerbe. Ez a módszer relatíve kisebb számítási kapacitás mellett javíthatja a pontosságot. Szükség lenne azonban egy olyan sziszte-

matikus kiértékelésre, amely ennek a módszernek a prediktív teljesítményére gyakorolt hatását, továbbá az optimális teljesítményt biztosító konfigurációkat mérné fel.

A statisztikai utófeldolgozás az egyik legelterjedtebb módszer az előrejelzések kalibrálására, ezáltal javítva az ensemble predikciók megbízhatóságát. Míg az egyféle felbontású ensemble rendszereket sokszor tanulmányozzák, addig a duális felbontású ensemble kalibrálási módszerei még viszonylag kevésbé kutatottak. A doktori értekezés egyik célja annak feltárása, hogy a statisztikai utófeldolgozás hogyan befolyásolja a duális felbontású ensemble előrejelzéseket. Különböző kalibrációs módszereket alkalmaztunk az előrejelzések pontosságának és megbízhatóságának növelése érdekében, valamint rávilágítottunk a felmerülő kalibrációs kihívásokra.

Ezen túlmenően a dolgozat több esettanulmányt is tartalmaz, melyek során szélsőbesség előrejelzések kalibrálását egy általánosított extrémérték eloszláson alapuló nem homogén regressziós modell új, csonkított változatának alkalmazásával valósítottuk meg. A cél Lerch és Thorarinsdottir (2013) egyébként hatékony, de esetenként negatív szélsőbességet prediktáló általánosított extrémérték eloszláson alapuló ensemble model output statistics (EMOS) modelljével való összehasonlítás.

Végül a klaszterezésen alapuló szemi-lokális ensemble kalibráció módszerét vizsgáltuk meg, mint a duális felbontású ensemble előrejelzések javítására szolgáló eszközt. Ez a megközelítés a térbeli tartomány kisebb alrégiókra való felosztását és azon regionális kalibrációs módszerek alkalmazását foglalja magában, hogy elősegítse a rövidebb adathalmazokon is az optimalizációt és csökkentse a kalibrált előrejelzések térbeli és klimatológiai változékonyságát.

Összefoglalva, a dolgozat bemutatja a statisztikai utófeldolgozás fontosságát és potenciális előnyeit az egyféle- és duális felbontású ensemble előrejelzésekkel összefüggésben. A különböző kalibrációs módszerek értékelésével ez a tanulmány betekintést nyújt abba, hogy a statisztikai utófeldolgozás hogyan növelheti a különféle időjárási változók előrejelzésének pontosságát és megbízhatóságát.

## 2 Az értekezés tézispontjai

Az értekezésben az alábbi tézispontok kerülnek kidolgozásra:

- 1. Tézis** A statisztikai utófeldolgozás, különösen a paraméteres eloszlásokon alapuló EMOS modellek használata javítja az esset tanulmányokban vizsgált összes ensemble előrejelzés pontosságát és kalibráltságát.  
Lásd a doktori értekezés 3., 4. és 5. fejezeteit.  
Publikációk: Baran et al. (2019, 2021); Szabó et al. (2023)
- 2. Tézis** Az új, csonkított, általánosított extrémérték eloszlás-alapú EMOS modell javítja a vizsgált szélsőérték ensemble előrejelzéseket, bizonyítva hatékonyságát az előrejelzési pontosság és a kalibráció javításában különböző ensemble előrejelzési rendszerek és előrejelzési horizontok esetén. A modell megközelíti, sőt felülmúlja az általánosított extrémérték EMOS modellt, miközben korrigálja azt a problémát, hogy a negatív szélsőértékű eseményekhez pozitív valószínűséget rendel.  
Lásd a doktori értekezés 3. fejezetét.  
Publikációk: Baran et al. (2021)
- 3. Tézis** A paraméteres EMOS modellek alkalmazása csökkenti a 2 méteres hőmérséklet-előrejelzések vizsgált duális felbontású kombinációinak teljesítménye közötti különbségeket. Ugyanakkor az előzetes tanulmányok eredményeivel összhangban bizonyítja egy optimális kombináció létezését.

Lásd a doktori értekezés 4. fejezetét.

Publikációk: Baran et al. (2019)

- 4. Tézis** Az új cenzorált és eltolt gamma eloszláson alapuló szemi-lokális EMOS modell előrejelző képessége egyenértékű a korszerű kvantilis leképezésen alapuló nemparaméteres technikáéval, miközben lényegesen kevesebb adatra támaszkodik. Ez az eredmény egy esettanulmányon alapul, amely a duális felbontású csapadék ensemble előrejelzések kalibrálására vonatkozik.

Lásd a doktori értekezés 5. fejezetét.

Publikációk: Szabó et al. (2023)

- 5. Tézis** A klaszterezésen alapuló szemi-lokális megközelítések nagy előnyt jelentenek a duális felbontású ensemble előrejelzések kalibrálásához szükséges EMOS-paraméterek becslésénél. Különböző esettanulmányokon keresztül vizsgáljuk meg a módszer alkalmazhatóságát és előnyeit, amelyek időben korlátozott hosszúságú ensemble adatokat tartalmaznak.

Lásd a doktori értekezés 4. és 5. fejezeteit.

Publikációk: Baran et al. (2019); Szabó et al. (2023)

# 3 Paraméteres utófeldolgozás EMOS modellel

## A modell és az előrejelzés verifikációja

Az utófeldolgozás kulcsfontosságú tényező az ensemble előrejelzések torzítási és szórási hibáinak korrekciójában, amire az egyik széles körben használt eloszlásalapú megközelítés a Jewson et al. (2004) és Gneiting et al. (2005) által bevezetett EMOS keretrendszer. Ennek működési elve alapján egy olyan valószínűségi eloszláscsalád kerül kiválasztásra, amely képes az adott időjárási változó jellemzőihez illeszkedni. Erre az eloszláscsaládra alapozza aztán az EMOS módszer az előrejelző eloszlás paraméteres modelljét.

A paraméteres eloszláson alapuló regressziós modellt a múltbeli ensemble előrejelzések és az azokhoz tartozó megfelelő megfigyelések segítségével tanítjuk, ahol az eloszlás paraméterei az ensemble előrejelzés függvényei. A regressziós együtthatókat egy megfelelő veszteségfüggvény optimalizálásával becsüljük, majd a felépített modell egy külön adathalmazon elvégzett validálási folyamaton megy keresztül.

Gneiting és Raftery (2007) optimális becslési megközelítése szerint a modell paramétereit valamely valódi illeszkedési mutató (proper scoring rule) tanuló adatokon vett átlagos értékének minimalizálásával ajánlott becsülni. Az illeszkedési mutatók a valószínűségi előrejelzések pontosságát úgy értékelik, hogy az előrejelző el-

oszlás és a megfigyelt érték alapján numerikus pontszámot rendelnek hozzá. Az előrejelző eloszlások esetében az egyik legszélesebb körben használt illeszkedési mutató a continuous ranked probability score (CRPS; Gneiting és Raftery, 2007; Wilks, 2019). Egy adott  $F(y)$  (előrejelző) eloszlásfüggvény és  $x$  valós szám (megfigyelés) esetén a CRPS definíciója

$$\text{CRPS}(F, x) := \int_{-\infty}^{\infty} (F(y) - \mathbb{I}_{\{y \geq x\}})^2 dy,$$

ahol  $\mathbb{I}_H$  jelöli a  $H$  halmaz indikátorfüggvényét. Látható, hogy a CRPS egy negatív irányultságú mutató, azaz a kisebb értékek jeleznek jobb illeszkedést.

Az utófeldolgozás előtti és utáni validáció az előrejelzések minőségének - pontosság, torzítás, megbízhatóság, élesség stb. - értékelési folyamata. A valószínűségi előrejelzések előrejelző teljesítményének számszerűsítésére szolgáló standard eszköz mind a kalibráció, mind az élesség szempontjából a CRPS átlagának kiszámítása egy külön validációs adathalmazra vonatkozóan.

Dichotóm eseményekre, mint például, ha a megfigyelt időjárási változó meghalad egy előre megadott küszöbértéket, alkalmazhatjuk a Brier score mutatót (BS; Wilks, 2019, Section 9.4.2). Használhatjuk továbbá a quantile score (QS; lásd pl. Bentzien és Friederichs, 2014) értékeket, valamint a küszöbértékkel kiegészített és azáltal súlyozott threshold-weighted continuous ranked probability score (twCRPS; Gneiting és Ranjan, 2011) mutatót. A validálási mutatók részletes definícióját lásd a disszertáció 2.6. alfejezetében. A nyers ensemble előrejelzések CRPS, BS és QS mutatóinak kiszámításához a prediktív eloszlásfüggvény szerepét az előrejelzések empirikus eloszlásfüggvénye veszi át.

Az előrejelző képességet számos esettanulmányban skill score mutatókkal is validálják, mivel ezek képesek megmutatni az összehasonlított előrejelzések közötti apróbb különbségeket is. Egy skill score általános képletének megadásához jelölje rendre  $\mathcal{S}_F$  és  $\mathcal{S}_{F_{ref}}$  egy adott  $F$  előrejelzéshez tartozó, valamint az  $F_{ref}$  referencia előrejelzéshez tartozó illeszkedési mutatót,  $\overline{\mathcal{S}_F}$  és  $\overline{\mathcal{S}_{F_{ref}}}$  pedig

legyen ezen mutatók átlagos értéke a validációs adathalmazon. Így az  $\mathcal{S}$ -hez tartozó  $\mathcal{S}^{skill}$  skill score a következőképpen adható meg

$$\mathcal{S}^{skill}(F, F_{ref}) := 1 - \frac{\overline{\mathcal{S}}_F}{\overline{\mathcal{S}}_{F_{ref}}}.$$

A CRPS, BS, QS és twCRPS definícióját alkalmazva bevezethető a continuous ranked probability skill score (CRPSS; lásd pl. Gneiting és Raftery, 2007), a Brier skill score (BSS), a quantile skill score (QSS; Friederichs és Thorarinsdottir, 2012) és a threshold-weighted continuous ranked probability skill score (tw-CRPSS), amely az  $F$  előrejelzés javulását számszerűsíti a  $F_{ref}$  referencia előrejelzéshez képest.

A kategorikus előrejelzések, például az ensemble és az EMOS mediánok és átlagok számítása esetén egy jó értékelési módszer az átlagos abszolút eltérés (MAE) és a hibák négyzetes középértéke (RMSE).

### 3.1. Új EMOS modell szélsőbességek kalibrálására

Esettanulmányok az 1. és 2. tételhez.

A disszertációban lásd: **3. fejezet**

Publikáció: **Baran et al. (2021)**

A disszertáció 3. fejezetében új megközelítést mutatunk be a szélsőbesség előrejelzések kalibrálására, amely egy csonkított, általánosított extrémérték eloszláson (TGEV) alapul. Ez a megközelítés a Lerch és Thorarinsdottir (2013) által javasolt, gyakran alkalmazott, általánosított extrémérték eloszláson (GEV) alapuló EMOS módszer korlátait kezeli, amely eljárás esetenként negatív szélsőbességeket jósol.

A TGEV-módszer pontosabb és megbízhatóbb szélsőbesség előrejelzéseket tesz lehetővé azáltal, hogy az eloszlást nemnegatív értékekre korlátozza. Átfogó elemzéssel vizsgáltuk, hogy a TGEV EMOS modell milyen mértékben javítja az ensemble előrejelzési képességét, összehasonlítható eredményeket szolgáltatva különböző, más eloszlásokon alapuló elterjedtebb EMOS modellekhez, úgy mint a csonkított normális (TN), a lognormális (LN) és a GEV eloszlások. Vizsgálataink során a közvetlen összehasonlíthatóságra törekedtünk, ezért a Baran és Lerch (2015, 2016, 2018) által is használt szélsőbesség előrejelzéseket tartalmazó adathalmazokra értékeltük ki a TGEV EMOS modellt és vetettük össze a korábban felsorolt eloszlásokra alapuló modellekkel.

A TGEV EMOS modellt három teljesen különböző EPS (8 tagú UWME, 11 tagú ALADIN-HUNEPS és 50 tagú ECMWF) rövid távú (24–48 óra) szélsőbesség előrejelzéseit teszteltük, amelyek különböző és viszonylag kis földrajzi területeket fednek le. Emellett az EMOS modelleket összehasonlítottuk egy, az ECMWF középtávú (1–15 napos) szélsőbesség előrejelzéseit tartalmazó adathalmazon is, amely jóval nagyobb, globális földrajzi területet ölel

fel.

A vizsgált előrejelzéseket alkotó különböző ensemble rendszerek eltérő statisztikai tulajdonságainak figyelembevétele érdekében az összes eloszlásalapú modellt aszerint paramétereztük, hogy az ensemble rendszer felcserélhető vagy nem felcserélhető tagokból áll. Vannitsem et al. (2018) meghatározása szerint az ensemble tagjai nem felcserélhetőek, ha eltérő statisztikai jellemzőkkel rendelkeznek, pl. a modellek egyedi integrációjából származnak, ezzel szemben az ensemble tagjai felcserélhetőnek tekinthetők, ha azonos jellemzőkkel rendelkeznek, pl. ugyanaz a modell állítja elő őket, esetleges perturbációkkal.

Jelöljön  $\mathcal{TGEV}(\mu, \sigma, \xi)$  egy  $\mu$  hely-,  $\sigma > 0$  skála- és  $\xi$  alakparaméterű TGEV eloszlást. Az  $x \geq 0$  esetben a TGEV eloszlásfüggvénye a következőképpen adható meg:

$$G_0(x|\mu, \sigma, \xi) = \begin{cases} \frac{G(x|\mu, \sigma, \xi) - G(0|\mu, \sigma, \xi)}{1 - G(0|\mu, \sigma, \xi)}, & \text{ha } G(0|\mu, \sigma, \xi) < 1; \\ 1, & \text{ha } G(0|\mu, \sigma, \xi) = 1, \end{cases} \quad (3.1)$$

ahol a negatív értékek ki vannak zárva a függvény tartójából és  $G(x|\mu, \sigma, \xi)$  jelöli a  $\mu$  hely-,  $\sigma > 0$  skála- és  $\xi$  alakparaméterű GEV eloszlásfüggvényét.

A Lerch és Thorarinsdottir (2013) által javasolt GEV-alapú modell a következőképpen írja fel a hely- és skálaparamétereket:

$$\mu = \gamma_0 + \gamma_1 f_1 + \dots + \gamma_K f_K \quad \text{és} \quad \sigma = \sigma_0 + \sigma_1 \bar{f}, \quad (3.2)$$

ahol  $f_1, f_2, \dots, f_K$  jelöli az adott helyre, időre és előrejelzési horizontra vonatkozó ensemble előrejelzéseket, és  $\bar{f}$  jelöli a teljes ensemble átlagát. Itt  $\sigma_0, \sigma_1 \geq 0$ , míg az  $\xi$  alakparaméter nem függ az ensemble tagjaitól.

Nem felcserélhető esetben a TGEV modell paraméterei szintén a (3.2) szerint fejezhetőek ki az ensemble tagok által, ami felcserélhető csoportok esetén a következőképpen módosul:

$$\mu = \gamma_0 + \gamma_1 \bar{f}_1 + \dots + \gamma_K \bar{f}_K \quad \text{and} \quad \sigma = \sigma_0 + \sigma_1 \bar{f}, \quad (3.3)$$

ahol  $\bar{f}_k$  az  $k$ -adik felcserélhető csoport ensemble átlagát jelöli.

Mivel az UWME 8 tagja nem felcserélhető, a GEV és TGEV EMOS modellekre a (3.2)-ben meghatározott paraméterezést alkalmaztuk, ahol  $K = 8$ . Az ensemble előrejelzéseket 30 napos gördülő tanuló periódussal kalibráltuk. Az ALADIN-HUNEPS ensemble úgy van felépítve, hogy az ensemble tagjai természetesen két felcserélhető csoportra oszlanak. Ezért a kalibrálást mindkét eloszlás esetében a (3.3) használatával végeztük, továbbá a Baran et al. (2014) részletes elemzése alapján 43 napos gördülő tanuló periódust választottunk.

Az ECMWF EPS 50 tagját mind a rövid, mind a középtávú adatsorok esetében felcserélhetőnek tekintjük, így a (3.3) által megadott függvényekben  $K = 1$  és  $\bar{f}_1$  az ensemble átlaggal egyenlő. Baran és Lerch (2015) javaslatait követve az ECMWF ensemble-előrejelzés kalibrálásához az EMOS modellek paramétereit egy 20 napos (rövidtáv), illetve egy 100 napos (középtáv) gördülő tanuló periódus segítségével becsültük meg.

A különböző eloszlás-alapú modellek megvalósításáról, valamint a TN és LN modellek részleteiről lásd Baran et al. (2021) és a disszertáció 3.2. szakaszát.

A modellek ellenőrzéséhez több mérőszámot is használtunk, köztük a CRPS-t a valószínűségi előrejelzések illeszkedésének, míg a MAE-t és az RMSE-t rendre a medián és az átlagos előrejelzések pontosságának értékelésére. Ezenkívül megvizsgáltuk az előrejelzések kalibráltságát és élességét, valamint a megfigyelt szélsőérték 90., 95. és 98. percentilisének megfelelő twCRPS segítségével értékeltük az előrejelzés prediktív teljesítményét nagy szélsőértékű értékeknél. A TGEV EMOS modell előrejelzési képességét összehasonlítottuk a TN, LN és GEV EMOS megközelítésekkel, valamint a nyers és klimatológiai előrejelzésekkel. A négy esettanulmány eredményei azt mutatják, hogy az utófeldolgozás következetesen javítja a valószínűségi előrejelzések kalibráltságát és a pontelőrejelzések pontosságát. Ezen túlmenően az összes EMOS modell felülmúlja mind a nyers ensemble, mind a klimatológia teljesítményét. A négy egymással versengő módszer közül a TGEV EMOS megközelítés mutatja a legjobb általános teljesítményt, amelyet szorosan követ a GEV EMOS modell. Meg kell azonban

jegyezni, hogy a GEV EMOS modell időnként negatív szélsősebesség értékeket jósol, a globális ECMWF előrejelzések esetén az összes vizsgált előrejelzési horizont tekintetében ez átlagosan körülbelül 2.5%-os eséllyel fordul elő.

## 3.2. Duális felbontású hőmérséklet előrejelzések kalibrálása

Esettanulmányok az 1., 3. és 5. tézishez.

A disszertációban lásd: 4. fejezet

Publikáció: **Baran et al. (2019)**

A Leutbecher és Ben Bouallègue (2020) által végzett tanulmányok alapján, amelyek a duális felbontású ensemble előrejelzések prediktív teljesítményére összpontosítottak, vizsgáltuk a statisztikai utófeldolgozás hatását az optimális duális felbontású konfigurációra. Az általuk is elemzett adathalmazok felhasználásával értékeltük ki a következtetések általánosíthatóságát és robusztuságát a kalibrált duális felbontású ensemble előrejelzésekkel összefüggésben.

A vizsgálat az ECMWF integrált előrejelző rendszerének (IFS: Integrated Forecast System) középtávú duális felbontású 2 méteres hőmérséklet (K) ensemble előrejelzéseire fókuszál a következő horizontális felbontások mellett:

- 50 tag TCo639 ( $\sim 18$  km-es rácsfelbontás),
- 200 tag TCo399 ( $\sim 29$  km-es rácsfelbontás),
- 254 tag TCo255 ( $\sim 45$  km-es rácsfelbontás).

Ezenkívül két forгатókönyvet is figyelembe vettünk, amelyek a nagy teljesítményű számítógépes erőforrások (HPC) rendelkezésre állására vonatkozó különböző feltételezéseknek felelnek meg: Az LHPC (nagy szuperszámítógép) az ECMWF 2018-ban rendelkezésre álló HPC erőforrásait feltételezi, míg az SHPC (kis szuperszámítógép) pedig ezen erőforrások egyhatodát. Mivel a TCo399 – TCo639 és a TCo255 – TCo639 kombinációk különböző elemszámú TCo639 ensemble rendszert vesznek alapul, így végeredményben

két különböző LHPC és két különböző SHPC forgatókönyvvel dolgoztunk.

Ahogy azt Gneiting et al. (2005) a hőmérséklet előrejelzések kalibrálásához javasolta, az EMOS modell alapjául a normális eloszláscsaládot választottunk. Legyen  $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  egy normális eloszlás  $\mu$  várható értékkel és  $\sigma > 0$  szórással. A kapcsolódó prediktív eloszlás a mi esetünkben, ahol az adott felbontású ensemble tagjai felcserélhetőnek tekinthetők, a következőképpen adódik

$$\mathcal{N}(a + b_H \bar{f}_H + b_L \bar{f}_L, c + d\bar{f}), \quad (3.4)$$

ahol  $a \in \mathbb{R}$   $b_H, b_L, c, d \geq 0$  és  $\bar{f}_H$  és  $\bar{f}_L$  a magas és alacsony felbontású tagok átlagát jelölik,  $\bar{f}$  pedig a teljes ensemble átlagot. A modellparaméterek becslése a CRPS mutató tanulódatokon vett átlagának a minimalizálásával történik, ahol  $b_L = 0$  a tisztán nagy felbontású ( $M_L = 0$ ) és  $b_H = 0$  a tisztán alacsony felbontású ( $M_H = 0$ ) esetben.

A vizsgálatok során a klaszterezésen alapuló szemi-lokális becslés módszerét is alkalmaztuk, ahol a megfigyelési állomásokat  $k$ -közép módszerrel klaszterekbe soroljuk 24 dimenziós jellemzővektorok alapján, amelyek a klimatológiai eloszlásfüggvény 12 egyenlő távolságra lévő kvantiliséből és az ensemble átlagra vonatkozó előrejelzési hibák empirikus eloszlásfüggvényének 12 egyenlő távolságra lévő kvantiliséből állnak, melyet a tanuló adatokon számítunk. Ezután minden egyes klaszteren belül regionális paraméterbecslést végzünk. E módszer segítségével rövid tanuló periódusok esetén is megbízható paraméterbecsléseket kaphatunk, és az így előállt modellek felülmúlhatják a lokális EMOS technikát (Lerch és Baran, 2017). A kalibráláshoz szükséges tanuló adatokhoz egy 30 napos gördülő tanuló periódust választottunk, mivel az adathalmaz mindössze 92 nappól áll. Összesen 200 klasztert vettünk figyelembe, ami klaszterenként Lerch és Baran (2017) esettanulmányához hasonló átlagos állomásszámot eredményez. A lokális EMOS 4–5 paramétert becsül meg 30 előrejelzés-megfigyeléspár alapján, míg a szemi-lokális EMOS ugyanezeket a paramétereket átlagosan 600 felhasználásával határozza meg. A lokális és a szemi-lokális megközelítések közötti különbségek kiemelése érdekében egy nagyon

rövid, 10 napos tanuló időszakot is vizsgáltunk (lásd a disszertáció 4.3.3. szakaszát).

Különböző validációs mutatók segítségével (lásd a 3 szakaszt) kimutattuk, hogy az EMOS modell az összes vizsgált egyféle és duális felbontású ensemble-előrejelzés esetében jelentős javulást eredményez. Például a szemi-lokális EMOS alkalmazásakor a CRPS körülbelül 1,3K-ról valamivel 1,0K alá csökkent a 3. napon. Bár a javulás figyelemre méltó, nem olyan jelentős, mint a Hemri et al. (2014) által ismertetett.

Az eredményeink alapján elmondható, hogy az EMOS modellek javítják mind az ensemble átlagot, mind a mediánt, továbbá, konzisztens rangsor figyelhető meg az utófeldolgozott ensemble konfigurációk között mind a Brier-score, mind a quantile score esetében.

Az EMOS módszerrel végzett kalibráció megváltoztathatja, hogy melyik ensemble konfiguráció az optimális. Például a nagy szuperszámítógépes esetben minden vizsgált előrejelzési horizontnál a TCo399 – TCo639 (40,40) nyers ensemble konfiguráció a legjobb. A kalibrálás után ez a helyzet körülbelül a 7. napig marad fenn, utána viszont a legalább 140 tagú konfigurációk nagyjából azonos képességet mutatnak. A 200 alacsonyabb felbontású (TCo399) kalibrált előrejelzés már jobb előrejelző képességgel bír, mint az 50 ugyancsak kalibrált magasabb felbontású (TCo639), noha a nyers előrejelzések esetén ezek a konfigurációk ugyanolyan jól teljesítettek. Hasonlóképpen, a kis szuperszámítógépes forgatókönyv esetében az általános rangsor az EMOS-kalibrálás előtt és után is hasonló marad. A 7. napon túl az előrejelzési teljesítményt elsősorban az ensemble mérete határozza meg, és a legjobb képességet a tisztán alacsony felbontású ensemble mutatja. Az EMOS módszerrel végzett utófeldolgozás jelentősen csökkenti az egyféle vagy duális felbontású ensemble rendszerek azonos költségű konfigurációi közötti predikciós-képességbeli különbségeket. Ez azt jelenti, hogy a "legjobb felbontás/ensemble méret konfiguráció" kiválasztása kevésbé lesz döntő fontosságú azon felhasználók számára, akik a nyers előrejelzések helyett az EMOS-kalibrált előrejelzésekre támaszkodnak. A modell közvetlen kimenete szempontjából a duális felbontású ensemble előrejelzések a 2 méteres hőmérsékletre vonatkozóan na-

### 3.2. *DUÁLIS FELBONTÁSÚ HŐMÉRSÉKLET MODELLEK*<sup>15</sup>

gyobb predikciós képességet mutatnak, mint az azonos számítási költségű egyféle felbontású konfiguráció. A duális felbontású konfigurációk előnye azonban marginális lesz, ha EMOS-kalibrációt alkalmaznak. Felmerül a kérdés, hogy a kifinomultabb utófeldolgozási megközelítések ugyanezt a választ adják-e, ami megadja a további kutatások egy lehetséges irányát.

### 3.3. Duális felbontású csapadék előrejelzések kalibrálása

Esettanulmányok az 1., 4. és 5. tézishez.

A disszertációban lásd: **5. fejezet**

Publikáció: **Szabó et al. (2023)**

Gascón et al. (2019) által végzett vizsgálatokat követve a cenzorált eltolt gamma (CSG) (Baran és Nemoda, 2016) eloszláson alapuló szemi-lokális EMOS megközelítés előrejelzési teljesítményét értékeltük ki az Európát lefedő, duális felbontású csapadékösszeg ensemble előrejelzések statisztikai utófeldolgozásával, különböző előrejelzési horizontokra. Ennek az esettanulmánynak az elsődleges célja az EMOS utófeldolgozás előrejelzési képességre gyakorolt hatásának értékelése, összehasonlítva azt a nyers ensemble kombinációkkal. Célunk továbbá annak meghatározása, hogy vannak-e statisztikailag szignifikáns különbségek a különböző duális felbontású kombinációk között. Ezen túlmenően megvizsgáltuk a szemi-lokális CSG EMOS hatékonyságát, mint a jellemzően historikus adatokra támaszkodó kvantilis leképezés (quantile mapping) alternatíváját. A kvantilis leképezés sajátosságairól részletesebben lásd Hamill és Scheuerer (2018); Gascón et al. (2019) tanulmányait.

A figyelembe vett duális felbontású ensemble előrejelzések meg egyeznek a Gascón et al. (2019) által kalibrált 24 órás csapadékösszeg adatsorával. A duális felbontású rendszer az alábbi ensemble előrejelző rendszerek különböző kombinációiból áll:

- 50 tag TCo639 (~18 km rácsfelbontás),
- 200 tag TCo399 (~29 km rácsfelbontás).

Az első adathalmaz az Európai Árvízvédelmi Rendszer (EFAS) 1996–2016 közötti Európára és néhány környező országra vonatkozó 24 órás rácshálós csapadékösszeg adataiból áll. A vizsgált

utófeldolgozási módszerek validálása a 2016-os adatokon alapul, míg az 1996-2015 közötti időszak elemzése a kvantilis leképezésen alapuló technikákhoz kerültek felhasználásra. Fontos megjegyezni, hogy míg a tanuló folyamat az összes EFAS rácspontot magában foglalja, amelyek megfelelnek a szárazföldi részhez (363 534 rácspont 5 km-es ráctávolsággal), addig a validáláshoz csak a SYNOP-állomásoknak megfelelő 2 370 rácspont adatait vettük figyelembe.

Az utófeldolgozási technikákat az ECMWF integrált előrejelző rendszerének 2016 június-július-augusztusi időszakra vonatkozó 24 órás csapadékösszeg előrejelzéseire alkalmaztuk. Az előrejelzési horizontok 6 órától 246 óráig terjednek, inicializálásuk 0000 UTC-kor történt. A korábbi tanulmányokban, például Gascón et al. (2019), Baran et al. (2019) és Leutbecher és Ben Bouallègue (2020) alkalmazott módszereket követve elemezzük az operatív TCo639 ensemble 50 perturbált tagját és a 200 tagú TCo399 kísérleti adatsor előrejelzéseit.

A csapadék egyedi diszkrét-folytonos és nemnegatív jellegének figyelembe vétele érdekében olyan folytonos eloszlást vizsgáltunk, amely negatív és pozitív értékeket is felvehet, és balról nullánál cenzoráltuk. Legyen  $\Gamma^0(\kappa, \theta, \delta)$  egy eltolt, nullában balról cenzorált,  $\kappa$  alak-,  $\theta$  skála- és  $\delta > 0$  eltolásparaméterű gamma eloszlás, melynek eloszlásfüggvénye:

$$G_{\kappa, \theta, \delta}^0(x) := \begin{cases} G_{\kappa, \theta}(x + \delta), & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$$

ahol  $G_{\kappa, \theta}$  a  $\kappa > 0$  alak- és  $\theta > 0$  skálaparaméterű gamma eloszlás eloszlásfüggvényét jelöli.

A CSG EMOS modellben a gamma eloszlás megadható  $\mu$  átlaga és  $\sigma^2$  szórásnégyzete által is, melyek a következőképpen kapcsolódnak a felcserélhető ensemble-tagok különböző felbontású két csoportjához:

$$\mu = a^2 + b_H^2 \bar{f}_H + b_L^2 \bar{f}_L \quad \text{és} \quad \sigma^2 = c^2 + d^2 \bar{f}, \quad (3.5)$$

ahol  $a, b_H, b_L, c, d \geq 0$  és  $\bar{f}$  az ensemble átlagát,  $\bar{f}_H$  és  $\bar{f}_L$

pedig a magas és alacsony felbontású tagok átlagát jelöli. Megjegyzendő, hogy a  $\delta > 0$  eltolási paraméter független az ensemble előrejelzéstől. A modellparaméterek becslése a CRPS átlagának minimalizálásával történik a tanuló adatokon, ahol  $b_L = 0$  a tisztán nagy felbontású ( $M_L = 0$ ) és  $b_H = 0$  a tisztán alacsony felbontású ( $M_H = 0$ ) esetben.

Mind a lokális, mind a regionális paraméterbecslési módszerek alkalmatlannak bizonyultak az időbeli korlátok, illetve a terület heterogenitása miatt. Egy részletes adatelemzés eredményeképpen úgy döntöttünk, hogy az EMOS modellezést 30 napos tanulóperiódust használva és a rácspontokat 8000 klaszterre bontva végezzük el. A klaszterezést a Baran et al. (2019) korábbi esettanulmányához hasonlóan 24 dimenziós jellemzővektorok felhasználásával végeztük.

A CSG EMOS megközelítés előrejelző teljesítményét különböző mutatók, például a CRPS, a Brier-score és a skill score megfelelőik, valamint a megbízhatósági diagramok segítségével elemeztük. A nyers ensemble kombinációkhoz képest a szemi-lokális EMOS utófeldolgozás jelentősen javította az átlagos CRPS és a különböző küszöbértékekhez tartozó Brier-score értékeket minden vizsgált előrejelzési horizont esetén. Míg a nyers ensemble esetében a 40 nagy és 40 alacsony felbontású előrejelzés keveréke felülmúlja a többi kombinációt egészen az 5. napig, addig a CSG EMOS előrejelzésekben nem figyelhető meg jelentős mutatóbeli különbség a különböző keverékek között. A CSG EMOS előrejelzések felülmúlják a kvantilis leképezés segítségével kapott előrejelzéseket az átlagos CRPS tekintetében, de a különbségek nem szignifikánsak. Ugyanez igaz a CSG EMOS és a súlyozott kvantilis leképezésen alapuló megközelítés Brier-score értékeire is. Ezek az eredmények azt sugallják, hogy a szemi-lokális CSG EMOS módszer, amelyet 30 napos gördülő tanuló periódussal illesztettünk, hasonló teljesítményt tud elérni, mint a 20 évnyi múltbeli adaton betanított, összetettebb kvantilis leképezés.

# Irodalomjegyzék

- Baran, S., Horányi, A. és Nemoda, D. (2014) Comparison of the BMA and EMOS statistical methods in calibrating temperature and wind speed forecast ensembles. *Időjárás*, **118** (3), 217–241.
- Baran, S. és Lerch, S. (2015) Log-normal distribution based ensemble model output statistics models for probabilistic wind speed forecasting. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **141**, 2289–2299.
- Baran, S. és Lerch, S. (2016) Mixture EMOS model for calibrating ensemble forecasts of wind speed. *Environmetrics*, **27**, 116–130.
- Baran, S. és Lerch, S. (2018) Combining predictive distributions for the statistical post-processing of ensemble forecasts. *Int. J. Forecast.*, **34**, 477–496.
- Baran, S., Leutbecher, M., Szabó, M. és Ben Bouallègue, Z. (2019) Statistical post-processing of dual-resolution ensemble forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **145**, 1705–1720.
- Baran, S. és Nemoda, D. (2016) Censored and shifted gamma distribution based EMOS model for probabilistic quantitative precipitation forecasting. *Environmetrics*, **27**, 280–292.
- Baran, S., Szokol, P. és Szabó, M. (2021) Truncated generalized extreme value distribution-based ensemble model output statistics model for calibration of wind speed ensemble forecasts. *Environmetrics*, **32** (6), e2678.

- Bentzien, S. és Friederichs, P. (2014) Decomposition and graphical portrayal of the quantile score. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **140**, 1924–1934.
- Friederichs, P. és Thorarinsdottir, T. L. (2012) Forecast verification for extreme value distributions with an application to probabilistic peak wind prediction. *Environmetrics*, **23**, 579–594.
- Gascón, E., Lavers, D., Hamill, T. M., Richardson, D. S., Ben Bouallègue, Z., Leutbecher, M. és Pappenberger, F. (2019) Statistical postprocessing of dual-resolution ensemble precipitation forecasts across Europe. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **145**, 3218–3235.
- Gneiting, T. és Raftery, A. E. (2007) Strictly proper scoring rules, prediction and estimation. *J. Am. Stat. Assoc.*, **102**, 359–378.
- Gneiting, T., Raftery, A. E., Westveld, A. H. és Goldman, T. (2005) Calibrated probabilistic forecasting using ensemble model output statistics and minimum CRPS estimation. *Mon. Weather Rev.*, **133**, 1098–1118.
- Gneiting, T. és Ranjan, R. (2011) Comparing density forecasts using threshold-and quantile-weighted scoring rules. *J. Bus. Econ. Stat.*, **29** (3), 411–422.
- Hamill, T. M. és Scheuerer, M. (2018) Probabilistic precipitation forecast postprocessing using quantile mapping and rank-weighted best-member dressing. *Mon. Weather Rev.*, **146**, 4079–4098.
- Hemri, S., Scheuerer, M., Pappenberger, F., Bogner, K. és Haiden, T. (2014) Trends in the predictive performance of raw ensemble weather forecasts. *Geophys. Res. Lett.*, **41**, 9197–9205.
- Jewson, S., Brix, A. és Ziehmann, C. (2004) A new parametric model for the assessment and calibration of medium-range ensemble temperature forecasts. *Atmos. Sci. Lett.*, **5** (5), 96–102.
- Lerch, S. és Baran, S. (2017) Similarity-based semi-local estimation of EMOS models. *J. R. Stat. Soc. C*, **66**, 29–51.

- Lerch, S. és Thorarinsdottir, T. L. (2013) Comparison of non-homogeneous regression models for probabilistic wind speed forecasting. *Tellus A*, **65** (1), 21–206.
- Leutbecher, M. és Ben Bouallègue, Z. (2020) On the probabilistic skill of dual-resolution ensemble forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **146**, 707–723.
- Szabó, M., Gascón, E. és Baran, S. (2023) Parametric post-processing of dual-resolution precipitation forecasts. *Weather Forecast.*, **38** (8), 1313–1322.
- Vannitsem, S., Wilks, D. S. és Messner, J. (2018) *Statistical post-processing of ensemble forecasts*. Elsevier, Amsterdam.
- Wilks, D. S. (2019) *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences. 4th ed.* Elsevier, Amsterdam.



# Publikációs lista

## Folyóíratcikkek

Baran, S., Leutbecher, M., **Szabó, M.** and Ben Bouallègue, Z. (2019) Statistical post-processing of dual-resolution ensemble forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **145**, 1705–1720. doi:10.1002/qj.3521

(**IF: 3.471, SJR: D1**) [Független hiv.: 1]

Baran, S., Szokol, P. and **Szabó, M.** (2021) Truncated generalized extreme value distribution-based ensemble model output statistics model for calibration of wind speed ensemble forecasts. *Environmetrics*, **32 (6)**, e2678. doi:10.1002/env.2678

(**IF: 1.527, SJR: Q1**) [Független hiv.: 7]

**Szabó, M.**, Gascón, E. and Baran, S. (2023) Parametric post-processing of dual-resolution precipitation forecasts. *Weather Forecast.*, **38(8)**, 1313–1322. doi:10.1175/WAF-D-23-0003.1.

(**IF: 2.9, SJR: Q1**) [Független hiv.: 0]

## Egyéb folyóiratcikkek

Bogacsovics, G., Hajdu, A., Harangi, B., Lakatos, I., Lakatos, R., **Szabó, M.**, Tiba, A. and Tóth, J. (2021) Napelem-farmok Magyarország területén történő elhelyezését segítő döntéstámogató rendszer fejlesztése. *KözigazgatásTudomány*, **1(2)**, 134–145. doi:10.54200/kt.v1i2.23

Bogacsovics, G., Hajdu, A., Harangi, B., Lakatos, I., Lakatos, R., **Szabó, M.**, Tiba, A., Tóth, J. and Tarcsi, Á. (2021) Adat-elemzési folyamat és keretrendszer a közigazgatás számára. *KözigazgatásTudomány*, **1(2)**, 146–158. doi:10.54200/kt.v1i2.24

## Előadás nemzetközi konferencián

Baran, S., Leutbecher, M., **Szabó, M.** és Ben Bouallègue, Z. Parametric post-processing of dual resolution precipitation forecasts. *12th International Conference of the ERCIM WG on Computational and Methodological Statistics and 13th International Conference on Computational and Financial Econometrics (CFE-CMStatistics)*, London, Egyesült Királyság, 2019. december 18 – 21.

Baran, S., Szokol, P. és **Szabó, M.** Calibration of wind speed ensemble forecasts using truncated GEV-based EMOS approach. *Bernoulli – IMS One World Symposium*, Online, 2020. augusztus 24 – 28.

Baran, S., Szokol, P. és **Szabó, M.** Calibration of wind speed ensemble forecasts using truncated GEV-based EMOS approach. *The 1st Conference on Information Technology and Data Science (CITDS)*, Online, 2020. november 6 – 8.

**Szabó, M.**, Gascón, E. és Baran, S. Distribution-based statistical post-processing methods for dual-resolution precipitation

forecasts. *The sixth conference of the Deutsche Arbeitsgemeinschaft Statistik (DAGStat)*, Hamburg, Németország, 2022. március 28 – április 1.

Baran, S., Szokol, P. és **Szabó, M.** Calibration of wind speed ensemble forecasts using truncated GEV-based EMOS approach. *15th International Conference of the ERCIM WG on Computational and Methodological Statistics (CMStatistics)*, London, Egyesült Királyság, 2022. december 17 – 19.

**Szabó, M.**, Gascón, E. és Baran, S. Distribution-based statistical post-processing methods for dual-resolution precipitation forecasts. *The 23rd European Young Statisticians Meeting (EYSM)*, Online, 2023. szeptember 11 – 15.

## Poszter nemzetközi konferencián

Baran, S., Ben Bouallègue, Z., Leutbecher, M. és **Szabó, M.** Statistical post-processing of dual resolution ensemble forecasts. *The 9th International Workshop on Applied Probability (IWAP)*, Budapest, Magyarország, 2018. június 17 – 21.

**Szabó, M.**, Gascón, E. and Baran, S. Parametric post-processing of dual-resolution precipitation ensemble forecasts. *The 16th German Probability and Statistics Days (GPSD)*, Essen, Németország, 2023. március 7 – 10.



Nyilvántartási szám: DEENK/458/2023.PL  
Tárgy: PhD Publikációs Lista

Jelölt: Lakatos-Szabó Marianna

Doktori Iskola: Informatikai Tudományok Doktori Iskola

MTMT azonosító: 10078103

## A PhD értekezés alapjául szolgáló közlemények

### Idegen nyelvű tudományos közlemények külföldi folyóiratban (3)

1. **Szabó, M.**, Gascón, E., Baran, S.: Parametric Postprocessing of Dual-Resolution Precipitation Forecasts.  
*Weather Forecast.* 38 (8), 1313-1322, 2023. ISSN: 0882-8156.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1175/WAF-D-23-0003.1>  
IF: 2.9 (2022)
2. Baran, S., Szokol, P., **Szabó, M.**: Truncated generalized extreme value distribution-based ensemble model output statistics model for calibration of wind speed ensemble forecasts.  
*Environmetrics.* 32 (6), 1-24, 2021. ISSN: 1180-4009.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/env.2678>  
IF: 1.527
3. Baran, S., Leutbecher, M., **Szabó, M.**, Ben Bouallègue, Z.: Statistical post-processing of dual-resolution ensemble forecasts.  
*Q. J. R. Meteorol. Soc.* 145 (721), 1705-1720, 2019. ISSN: 0035-9009.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/qj.3521>  
IF: 3.471





## További közlemények

### Magyar nyelvű tudományos közlemények hazai folyóiratban (2)

4. Bogacsovics, G., Hajdu, A., Harangi, B., Lakatos, I., Lakatos, R., **Szabó, M.**, Tiba, A., Tóth, J.,  
Tarcsi, Á.: Adatelemzési folyamat és keretrendszer a közigazgatás számára.

*Közigazgatástudomány. 1* (2), 146-158, 2021. ISSN: 2786-1910.

DOI: <http://dx.doi.org/10.54200/kt.v1i2.24>

5. Bogacsovics, G., Hajdu, A., Harangi, B., Lakatos, I., Lakatos, R., **Szabó, M.**, Tiba, A., Tóth, J.:  
Napelemfarmok Magyarország területén történő elhelyezését segítő döntéstámogató  
rendszer fejlesztése.

*Közigazgatástudomány. 1* (2), 134-145, 2021. ISSN: 2786-1910.

DOI: <http://dx.doi.org/10.54200/kt.v1i2.23>

**A közlő folyóiratok összesített impakt faktora: 7,898**

**A közlő folyóiratok összesített impakt faktora (az értekezés alapján szolgáló közleményekre):  
7,898**

A DEENK a Jelölt által az iDEa Tudóstérbe feltöltött adatok bibliográfiai és tudománymetriai  
ellenőrzését a tudományos adatbázisok és a Journal Citation Reports Impact Factor lista alapján  
elvégezte.

Debrecen, 2023.10.10.

