Probabilistische Abschätzung regionaler Klimaänderungen aus Ensemble-Simulationen

Andreas Hense und **Christian Schölzel**

Meteorologisches Institut der Universität Bonn

In Zusammenarbeit mit C. Kottmeier, W. Enke, F. Kreienkamp,
H.-J. Panitz, G. Schädler, A. Spekat, H. Feldmann

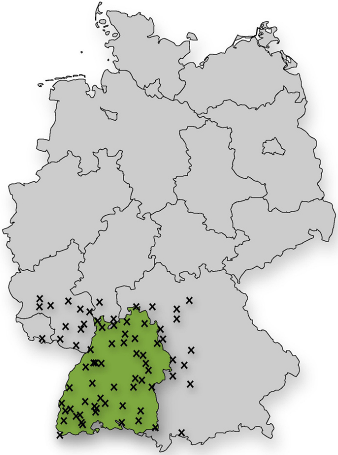
Statusseminar Herausforderung Klimawandel BW, September 2009, Karlsruhe

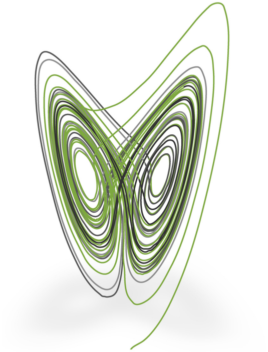
Zielsetzung

- **A** Erkläre wie probabilistische Informationen aus Ensemble-Simulationen gewonnen werden
- **B** Zeige die Anwendung auf regionale Klimasimulationen in Baden-Württemberg
- **C** Diskutiere das Problem der Modellgewichte

Gliederung

1. Unsicherheiten und Ensembles
2. Ensembles und Ensemble post-processing
3. Anwendung für Baden-Württemberg
4. Modellgewichte aus Beobachtungsdaten





Aleatorische Unsicherheit
Klimasystem in Realität und Modell inheränt zufällig

- Hohe Zahl von Freiheitsgraden
- Nicht-lineares Verhalten auf verschiedenen Zeitskalen

$\rightsquigarrow$ Initial condition ensemble

Epistemische Unsicherheit
Klimamodelle sind reduzierte Abbildungen der Natur

- Auflösungen
- Parametrisierungen
- ...

$\rightsquigarrow$ Perturbed physics ensemble
$\rightsquigarrow$ Multi-model ensemble

Verwendete Ensemble-Simulationen

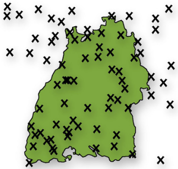
ECHAM5/MPI-OM
20C/A1B run 1, 2

COSMO-CLM
consortial runs

WETTREG
2 × 10 draws

ECHAM5, BCCR, CGCM, ECHO-G, ...

WETTREG



WETTREG-Ensemble
Statistisches Downscaling (bereitgestellt von CEC-Potsdam)

Mustererkennung: Gruppierung ähnlicher Tage anhand einer Leitgröße, z.B. Temperatur oder Niederschlag

Wettergenerator: Neukombination von Episoden aus dem gegenwärtigen Klima zur Erstellung von Zeitreihen für zukünftige Klimate

Regressionsverfahren: Zusätzliche Modulation der Zeitreihen unter Einbeziehung physikalischer Größen aus den Szenario-Simulationen

$\rightsquigarrow$ 2×10 Realisierungen für 73 Stationen

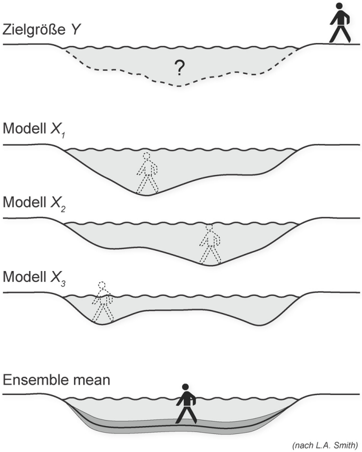
Mehrwert probabilistischer Interpretationen

Was ist gegeben?

- Zielgröße Y
- Realisierungen $\vec{X} = (X_1, \ldots, X_{n_{ens}})^T$

Was suchen wir nicht?

- Eine "beste" Realisierung
  $\rightsquigarrow$ alle sind fehlerbehaftet
  $\rightsquigarrow$ alle enthalten Information
- Ensemble mean und spread
  $\rightsquigarrow$ siehe Beispiel



Was suchen wir?

- Bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte $f_{ens}(y|\vec{x}) = \text{pdf}(Y|X_1, X_2, \ldots)$
- Bestenfalls unter Berücksichtigung räumlich-zeitlicher Abhängigkeiten

Regressionsverfahren

- **GDF:** Gaussian DF interpretation
- **NGR:** Non-homogeneous Gaussian regression

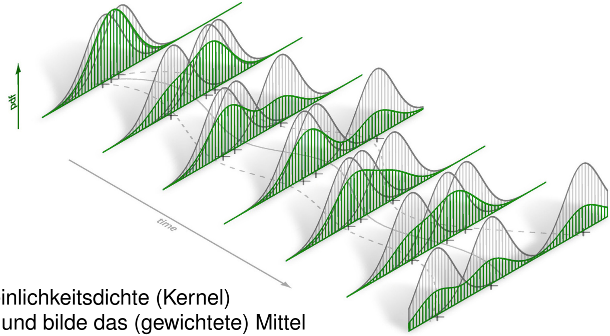
Prinzip des Ensemble dressing*

- **SKD:** Standard kernel dressing
- **GED:** Gaussian ensemble dressing
- **AKD:** Affine kernel dressing
- **BMA:** Bayesian model averaging

Bayes'sche Verfahren

- **BHM:** Bayesian hierarchical modeling, MCMC, ...

Methoden
Ensemble kernel dressing



Ensemble dressing

Definiere eine Wahrscheinlichkeitsdichte (Kernel) um jede Realisierung X_j und bilde das (gewichtete) Mittel

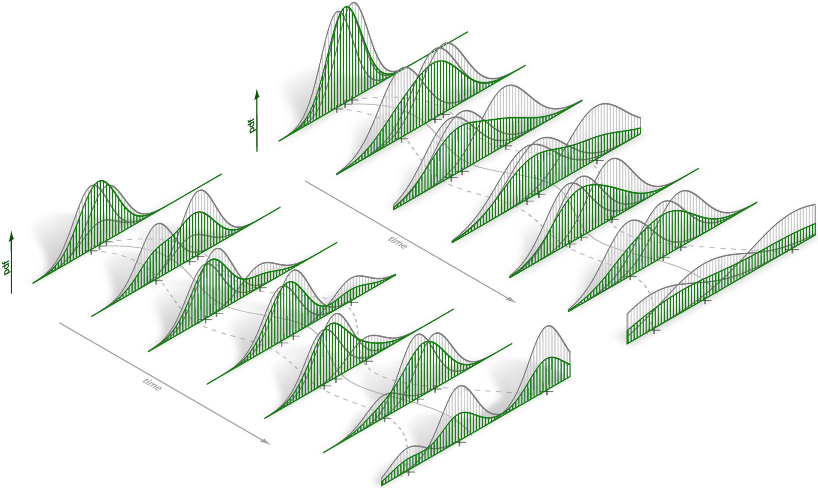
$$f_{ens}^{(EKD)}(y|\vec{x}) = \frac{1}{n_{ens}} \sum_{n_{ens}}^{j=1} w_j \cdot f_K\left(\frac{y-(a\cdot x_j+\omega)}{\sigma_D}\right)$$

Mit Kernel f_K, Skalierung a, Versatz ω, und ...

- Dressing-Varianz σ_D
- Gewichte $w_j = \text{Prob}(M_j | Y_{obs})$

Methoden

Beispiel: Kernel dressing und Bayesian model averaging



Bayesian model averaging (links) und Affine kernel dressing (rechts)

Wie wollen wir ein bestimmtes Ensemble verstehen?

- Sind die Unsicherheiten durch den mittleren Fehler repräsentiert?
- Ist der Kernel zusätzlich normalverteilt?
- Sollen die Unsicherheiten inhomogen beschrieben werden?
- Müssen die Realisierungen gewichtet werden?

WETTREG/CLM-Ensemble

- A-priori nicht unterscheidbare Realisierungen
- Einzelne Realisierungen normal-verteilt (Temperatur)

$\rightsquigarrow$ Gleichgewichtetes Mittel und Gauß-Kernel

Multivariate Erweiterung

Zufallsvektoren $\vec{Y}$ und $\vec{X}_j$ (z.B. räumlich-zeitlich) mit Dressing-(Ko)varianz Σ_D

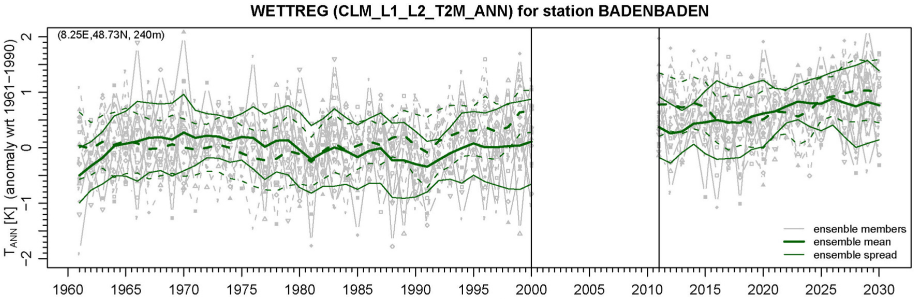
$$f_{ens}^{(mvt)}(\vec{y}|\vec{x}_1,\ldots,\vec{x}_{n_{ens}}) = \frac{1}{n_{ens}} \sum_{j=1}^{n_{ens}} \frac{1}{\sqrt{\cdots}} \exp\left((\vec{y}-\vec{x}_j)^T \Sigma_D^{-1} (\vec{y}-\vec{x}_j)\right)$$

Zeitliche Korrelation

Bestimmung aus der Fehlerkovarianz: Ensemble-Member sind nicht unabhängig!

$$\hat{\Sigma}_D = h_{\text{opt}} \cdot \hat{\Sigma}_{\vec{\epsilon}} = h_{\text{opt}} \cdot \begin{pmatrix} \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(0) & \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(-1) & \cdots & \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(-n_t+1) \\ \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(1) & \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(0) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(-1) \\ \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(n_t-1) & \cdots & \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(1) & \hat{\sigma}_{\vec{\epsilon}}(0) \end{pmatrix}$$

Anwendung auf WETTREG/CLM für Baden-Württemberg



WETTREG/CLM-Ensemble

Anwendung des multivariaten Gaussian ensemble dressing

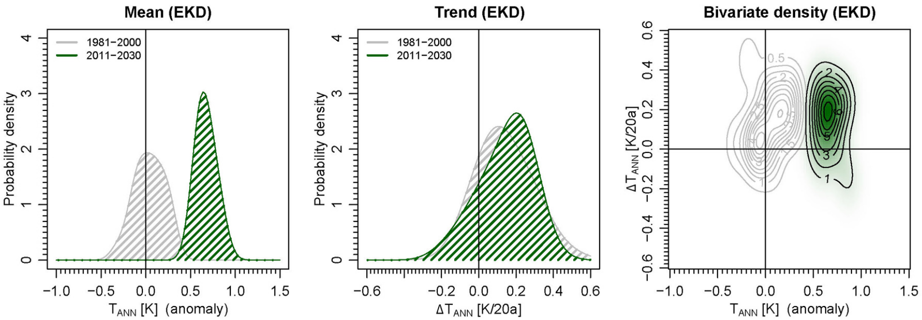
- Jahresmittel T_{2m} als Anomalien zu 1961–1990 (DJF: siehe unten)
- 2×10 Realisierungen, 73 Stationen
- Schätzung der Fehlerkovarianz aus Permutationen (1961–2000)

$\rightsquigarrow$ Visualisierung z.B: als zeitliches Mittel und Trend

Mittelwert und Trend probabilistisch

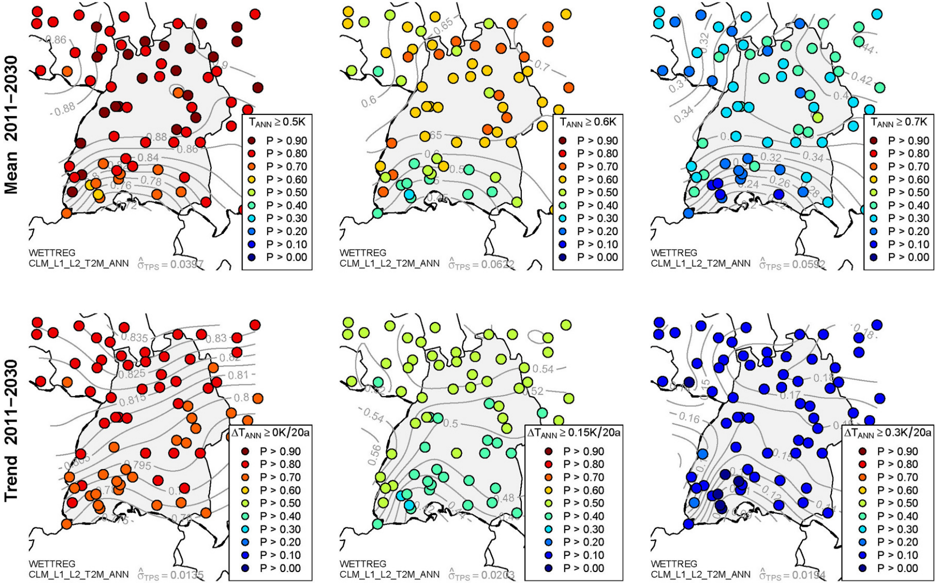
Definiere eine Transformation $\vec{Y} \stackrel{P}{\longmapsto} \vec{Z}$ mit (zeitlichem) Mittelwert Z_0 und Trend Z_1

- Analytische Berechnung der Wahrscheinlichkeitsdichte $f_{ens}(\vec{z}|\vec{x}_1, \ldots, \vec{x}_{n_{ens}})$ für Mittelwert und Trend
- Beachte: $\vec{X}_j \sim \mathcal{N}(\ldots)$, aber $\vec{Y}, \vec{Z} \nsim \mathcal{N}(\ldots)$



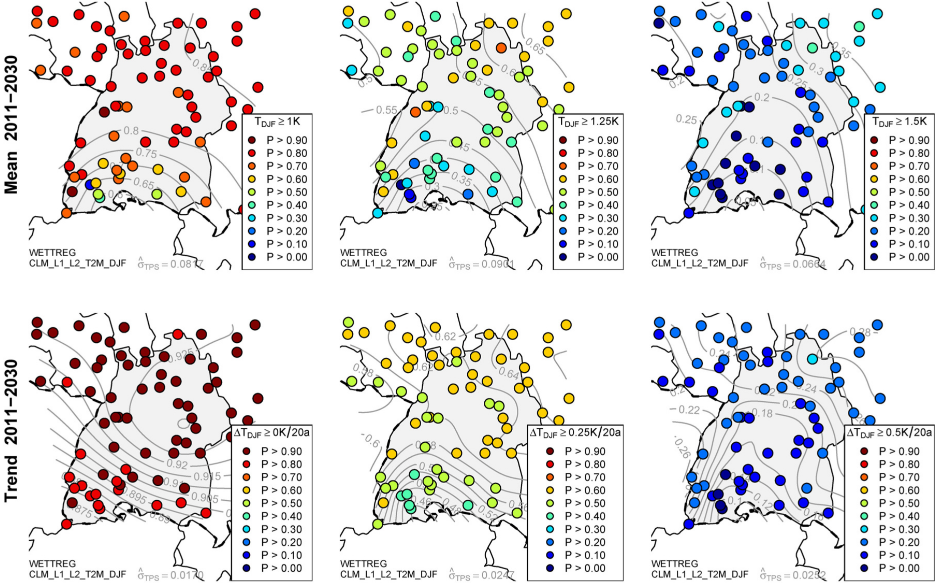
Ergebnisse

Räumliche Verteilung der Jahresmitteltemperatur (probability maps)



Ergebnisse

Räumliche Verteilung der Wintertemperatur (probability maps)



Erweiterung auf Multi-Model-Ensembles

Im Folgenden: 2×CCLM-IMK, 4×CLM-CR, 3×REMO-UBA

- Notwendigkeit Modellgewichte einzuführen
- Methoden von GCMs bedingt auf RCMs übertragbar
  $\rightsquigarrow$ Große Flächenmittel weniger relevant
  $\rightsquigarrow$ Betrachtungszeitraum oft $\leq$ 30a

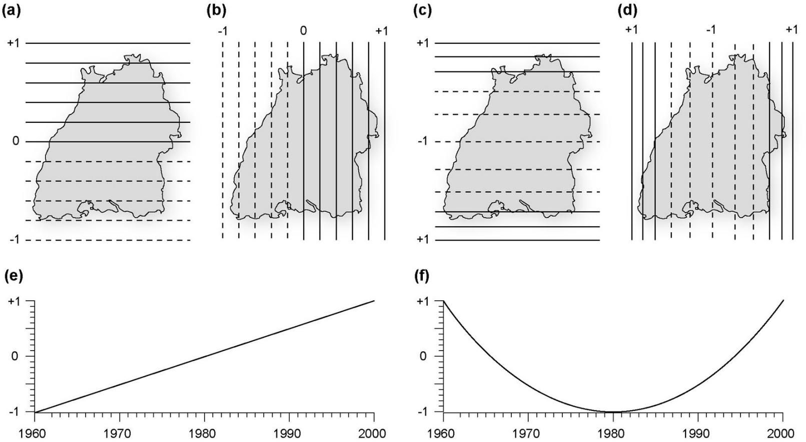
Lösungsansätze

Problem der geeigneten Kostenfunktion/Bewertung

- Gitterpunktweiser RMSE $\rightsquigarrow$ zu viele Freiheitsgrade (Zufallstreffer)
- Räumlich-zeitliche Mittelung $\rightsquigarrow$ zu wenig Freiheitsgrade (Informationsverlust)
- Räumlich-zeitliche Basisfunktionen $\rightsquigarrow$ beliebige Freiheitsgrade

Bestimmung von Modellgewichten

Projiziere Modelle und Beaobachtungen auf räumlich-zeitliche Basisfunktionen, zum Beispiel Polynome 2. Ordnung (15 Parameter)



Zusammenfassung

Erkläre wie probabilistische Informationen aus Ensemble-Simulationen gewonnen werden

- Arten von Unsicherheiten und Ensemble-Simulationen
- Notwendigkeit der Nachbereitung
- Verfahren sind Ensemble-spezifisch
- Multivariates Ensemble kernel dressing

Zeige die Anwendung auf regionale Klimasimulationen in Baden-Württemberg

- Wahrscheinlichkeits-Karten für Mittelwert und Trend von T_{2m}
- Nord/Süd-Struktur
- Stärkere Anomalien sowie Unsicherheiten in DJF
- Mehrwert probabilistischer Projektionen

Diskutiere das Problem der Modellgewichte

- Übertragbarkeit der Gewichte auf den Projektionszeitraum nicht trivial
- Bewertung auf räumlich-zeitlichen Mustern