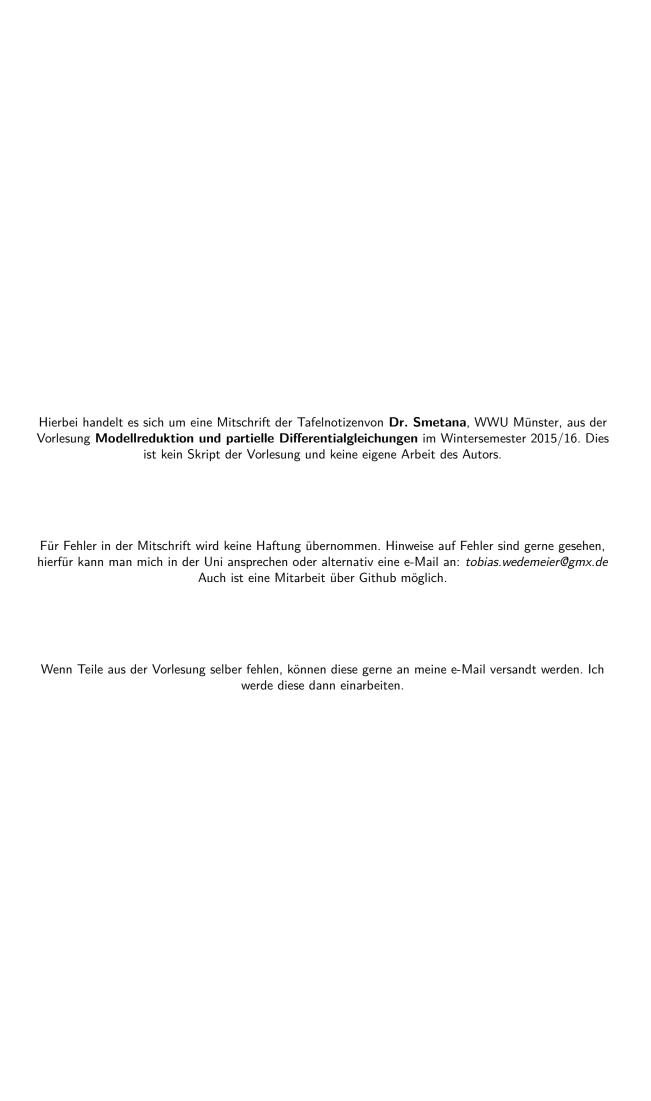


Modellreduktion und partielle Differentialgleichungen

Mitschrift der Tafelnotizen

Tobias Wedemeier

19. Oktober 2015 gelesen von Dr. Smetana



Inhaltsverzeichnis

1 Einletung und Motivation					
	1.1	Parameterabhängige PDGL			
	1.2	Definition (schwache Formulierung in Hilberträumen)			
	1.3	Definition (hochdimensionales, diskretes Modell)			
	1.4	Parameterabhängige Lösungsmenge			
	1.5	Beispiel			
	1.6	Definition (reduziertes Modell)			
Δŀ	obilde	ıngsverzeichnis			

Inhaltsverzeichnis

1 Einletung und Motivation

1.1 Parameterabhängige PDGL

Sei $\Omega\subseteq\mathbb{R}^d$ ein polygonales Gebiet. Zu einem Parametervektor $\mu\in P\subseteq\mathbb{R}^d$ aus einer Menge von 'erlaubten' Parametern ist eine Funktion, z.B. 'Temperatur'

$$u(\mu): \Omega \to \mathbb{R}$$

gesucht, so dass $-\nabla(\kappa(\mu)\nabla u(\mu))=q(\mu)$ in Ω , wobei $u(\mu)=0$ auf $\partial\Omega$, mit $\kappa(\mu):\Omega\to\mathbb{R}$ dem 'Wärmeleitkoeffizient' und $q(\mu)$ eine 'Wärmequelle', z.B. $q(\mu)=1$. Weiter kann eine Augabe erwünscht sein, z.B.

$$s(\mu) = \frac{1}{|\Omega_s|} \int \lim_{\Omega_s} u(x, \mu) dx,$$

die mittlere Temperatur auf Ω_s .

1.2 Definition (schwache Formulierung in Hilberträumen)

Sei X ein reeller Hilbertraum. Zu $\mu \in P$ ist gesucht ein $u(\mu) \in X$ und eine Ausgabe $s(\mu) \in \mathbb{R}$, so dass

$$b(u(\mu), v; \mu) = f(v; \mu), \ s(\mu) = l(u(\mu); \mu) \ \forall v \in X$$

für eine Bilinearform $b(\cdot,\cdot;\mu):X\times X\to\mathbb{R}$ und linearen Funktionalen $f(\cdot;\mu),l(\cdot;\mu):X\to\mathbb{R}$. Die schwache Formulierung für Beispiel 1.1 lautet:

$$X := H_0^1(\Omega) = \left(f \in L^2(\Omega) : + \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}x_1} f \in L^2(\Omega), \ f|_{\partial\Omega = 0} \right)$$

Dann kann man die Bilinearform über

$$b(u(\mu), v; \mu) := \int\limits_{\Omega} \kappa(\mu) \nabla u(\mu) \nabla v \mathrm{d}x; f(v; \mu) := \int \lim\limits_{\Omega} q(\mu) v \mathrm{d}x$$

ausdrücken und

$$s(\mu) = \frac{1}{|\Omega_s|} \int \lim_{\Omega_s} u(x; \mu) dx =: l(u(\mu); \mu)$$

ABER: Für sehr wenige PDGL's können wir die Lösung analytisch bestimmen. Daher sind wir an einer numerische Approximation interessiert. Ein weit verbreitetes Diskretisierungsverfahren ist die Finite Elemente Methode. Diese Methode basiert auf obiger schwacher Formulierung.

1.3 Definition (hochdimensionales, diskretes Modell)

Sei $X_h \subseteq X$ mit $\dim(X_h) = N_h < \infty$. Der Index h bezeichnet hier die Gitterweite. Zu $\mu \in P$ ist gesucht ein $u_h(\mu) \in X_h$ und eine Ausgabe $s_h(\mu) \in \mathbb{R}$, so dass

$$b(u_h(\mu), v_h; \mu) = f(v_h; \mu), \ s_h(\mu) = l_h(v_h(\mu); \mu) \ \forall v_h \in X_h.$$
 (1.1)

Anwendungen für die Standarddiskretisierungsverfahren sehr teuer oder zu teuer sind:

many-query context

- Parameterstudien
- Design
- Parameteridentifikation / inverse Probleme

1 Einletung und Motivation

- Optimierung
- Statistische Analyse

schnelle Simulationsantwort

- Echtzeit-Steuerung technischer Geräte
- interaktive Benutzeroberflächen

1.4 Parameterabhängige Lösungsmenge

Sei $\mu:=\{u(\mu):\mu\in P\}\subseteq P$ für $P\in\mathbb{R}^p$ ist die durch μ parametrisierte Lösungsmenge. X ist die im Allgemeinen unendlichdimensional. \Rightarrow Motivation für die Suche nach einem 'niedrigdimensionalen' Teilraum $X_N\subseteq X$ zur Approximation von M und einer Approximation $u_N(\mu)\approx u(\mu),\ u_N\in X_N$. Eine Möglichkeit eine reduzierte Basis zu generieren besteht darin geschickt Parameterwerte $\mu_1,\ldots,\mu_N\in P$ zu wählen und den Raum als $X_N:=\operatorname{span}\{u(\mu_1),\ldots,u(\mu_N)\}$ zu definieren. Eine Lösung $u(\mu_i)$ für einen Parameterwert $\mu\in P$ wird auch **Snapshot** genannt.

1.5 Beispiel

Gesucht ist $u(\cdot;\mu) \in C^2([0,1])$ mit $(1+\mu)u''=1$ auf (0,1) und u(0)=u(1)=1 für den Parameter $\mu \in P := [0,1] \subseteq \mathbb{R}$. Snapshots: $\mu_1 = 0 \Rightarrow u_1 := u(\cdot;\mu_1) = \frac{1}{2}x^2 - \frac{1}{2}x + 1$, $\mu_2 = 0 \Rightarrow u_2 := u(\cdot;\mu_2) = \frac{1}{4}x^2 - \frac{1}{4}x + 1$ und $X_N := \operatorname{span}\{u_1,u_2\}$. Dann ist die reduzierte Lösung $u_N(\mu) \in X_N$ gegeben durch

$$u_N(\mu) = \alpha_1(\mu)u_1 + \alpha_2(\mu)u_2,$$

mit $\alpha_1=\frac{2}{\mu+1}-1$ und $\alpha_2=2-\frac{2}{\mu-1}.$ Diese erfüllt folgende Fehleraussage und ist somit exakt:

$$||u_N(\mu) - u(\mu)||_{\infty} = \sup_{\lambda \in [0,1]} |U_N(x;\mu) - u(x;\mu)| = 0$$

Da $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ und $0 \le \alpha_1, \alpha_2 \le 1$ ist M die Menge der Konvexkombinationen von u_1 und u_2 .

1.6 Definition (reduziertes Modell)

Sei $X_N \subseteq X$ ein reduzierter Basisraum mit $\dim(X_N) < \infty$. Zu $\mu \in P$ ist gesucht ein $u_N(\mu) \in X_N$ und eine Ausgabe $s_N(\mu) \in \mathbb{R}$, so dass

$$b(u_N(\mu), v_N; \mu) = f(v_N; \mu), \ s_N(\mu) = l_N(u_N(\mu); \mu) \ \forall v_N \in X_N$$
 (1.2)

IV



Abbildungsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis