Laurea magistrale in ingegneria matematica

Progetto per il corso di Programmazione Avanzata per il Calcolo Scientifico.



Implementazione in LifeV dell'algoritmo di Riduzione Gerarchica di Modello

Progetto svolto da: Matteo Carlo Maria Aletti Matr. 783045 Andrea Bortolossi Matr. 783023

Anno Accademico 2012–2013

Indice

1	Intr	Introduzione		
	1.1	Nozioni base	. 2	2
	1.2	Forma matriciale	. 4	l
	1.3	Implementazione integrali	. 5	5
2	Des	scrizione classi	7	7
	2.1	Modalspace	. 7	7
	2.2	HiModAssembler HiModView	. 9)
	2.3	Educated Basis	. 10)
3	Cor	ati 3D	13	3

Capitolo 1

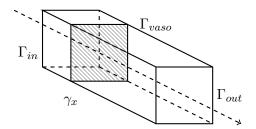
Introduzione

1.1 Nozioni base

L'obbiettivo primale del progetto è stato di implementare in LifeV un risolutore ADR 3D, basato sulla tecnica di Riduzione Gerarchica di Modello. Il problema trattato è il seguente:

$$\begin{cases}
-\mu \Delta u + \mathbf{b} \cdot \nabla u + \sigma u = f & \text{in } \Omega \\
u = u_{in} & \text{su } \Gamma_{in} \\
\frac{\partial u}{\partial \mathbf{n}} = 0 & \text{su } \Gamma_{out} \\
u = 0 & \text{su } \Gamma_{vaso}
\end{cases}$$
(1.1)

$$\Omega = \bigcup_{x \in \Omega_{1D}} \gamma_x \tag{1.2}$$



Si consideri il dominio Ω , come l'unione di slice poste trasversalmente alla direzione longitudinale del tubo a sezione rettangolare, la quale verrà indicata d'ora in poi con Ω_{1D} :

Lungo le slice γ_x vengono utilizzate funzioni spaziali differenti rispetto a quelle utilizzate lungo Ω_{1D} . Si consideri infatti per Ω_{1D} , lo spazio funzionale $V_{1D} = H^1_{\Gamma_{in}}(\Omega_{1D})$, mentre sulla generica γ_x si introducano le basi modali $\{\varphi_k(y,z)\}$ ortonormali in $L^2(\gamma_x)$, con $k \in \mathbb{N}$. Quest'ultime definiscono su γ_x

lo spazio funzionale $V_{\gamma_x} := span\{\varphi_k\}$. Definiamo ora il sottospazio generato solo dai primi m modi ovvero $V^m_{\gamma_x} := span\{\varphi_1,...,\varphi_m\}$ e combiniamolo con V_{1D} , ottenendo il seguente spazio ridotto:

$$V_m := \left\{ v_m(x, y, z) = \sum_{k=1}^m \varphi_k(y, z) \tilde{v}_k(x), \ con \ \tilde{v}_k \in V_{1D} \right\}$$
 (1.3)

L'ortogonalitá in $L^2(\gamma_x)$ implica che i coefficienti \tilde{v}_k in (1.3) sono il risultato del seguente prodotto scalare per k=1,...,m:

$$\tilde{v}_k(x) = \int_{\gamma_x} \varphi_k(y, z) v_m(x, y, z) \, dy dz$$

La convergenza di una soluzione u_m tale che soddisfi il problema (1.1) è garantita osservando che:

- $V_m \subset V \ \forall m \in \mathbb{N}$, ossia che lo spazio ridotto V_m è conforme in V;
- $\lim_{x\to+\infty} \left(\inf_{v_m\in V_m} ||v-v_m||\right) = 0$ per ogni $v\in V$, ossia che vale la proprietà di approssimazione di V_m rispetto a V;

È possibile dimostrare che le ipotesi di conformità e approssimazione sono ancora valide in una trattazione con dato di Dirichlet non omogeneo sulle pareti del tubo ([?]).

1.2 Forma matriciale

La risoluzione del problema ADR può avvenire quindi sullo spazio ridotto V_m . Dunque, per ogni $m \in \mathbb{N}$ si riconosca il seguente problema ridotto del problema originale (1.1), trovare $u_m \in V_m$ tale che $\forall v_m \in V_m$:

$$\int_{\Omega} (\mu \nabla u_m \nabla v_m + \mathbf{b} \nabla u_m v_m + \sigma u_m v_m) \ d\Omega = \int_{\Omega} f v \, dx dy \quad (1.4)$$

Si adoperi l'espansione tramite i coefficienti di Fourier della $u_m(x,y,z)=\sum_{j=k}^m \tilde{u}_j(x)\varphi_j(y,z)$ dove:

$$\tilde{u}_j(x) = \int_{\gamma(x)} u_m(x, y, z) \varphi_j(y, z) \, dy dz$$

e si considerino le funzioni test $v_m = \vartheta(x)\varphi_k(y,z)$ con $\vartheta(x) \in V_{1D}$ e k = 1, ...m. Il problema assume la seguente forma:

$$\sum_{j=1}^{m} \left[\int_{\Omega} \mu \nabla(\tilde{u}_{j}(x)\varphi_{j}(y,z)) \nabla(\vartheta(x)\varphi_{k}(y,z)) \, dx dy dz \right.$$

$$+ \int_{\Omega} \mathbf{b} \nabla(\tilde{u}_{j}(x)\varphi_{j}(y,z)\vartheta(x)\varphi_{k}(y,z) \, dx dy dz$$

$$+ \int_{\Omega} \sigma \tilde{u}_{j}(x)\varphi_{j}(y,z)\vartheta(x)\varphi_{k}(y,z) \, dx dy dz \right]$$

$$= \int_{\Omega} f \vartheta(x)\varphi_{k}(y,z) \, dx dy dz$$

$$(1.5)$$

Svolgendo l'operatore gradiente si ottiene:

$$\sum_{j=1}^{m} \left[\int_{\Omega} \mu(\partial_{x}\tilde{u}_{j}\partial_{x}\vartheta\varphi_{j}\varphi_{k} + \tilde{u}_{j}\vartheta\partial_{y}\varphi_{j}\partial_{y}\varphi_{k} + \tilde{u}_{j}\vartheta\partial_{z}\varphi_{j}\partial_{z}\varphi_{k}) dxdydz \right. \\
+ \int_{\Omega} (b_{1}\partial_{x}\tilde{u}_{j}\varphi_{j} + b_{2}\tilde{u}_{j}\partial_{y}\varphi_{j} + b_{3}\tilde{u}_{j}\partial_{z}\varphi_{j})\vartheta\varphi_{k} dxdydz \\
+ \int_{\Omega} \sigma\tilde{u}_{j}\vartheta\varphi_{j}\varphi_{k} dxdydz \right] \\
= \int_{\Omega} f\vartheta\varphi_{k} dxdydz \quad (1.6)$$

Definito N il numero di nodi scelti uniformemente distribuiti lungo Ω_{1D} , si determina una partizione T_h , dove $h = |\Omega_{1D}|/(N-1)$ è il passo spaziale. Introduciamo lo spazio agli elementi finiti lungo Ω_{1D} definito come segue

$$X_h^r = \{ \psi_h \in C^0(\Omega_{1D}) : \psi_h|_K \in \mathbb{P}_r, \forall K \in T_h \}$$

Nella successiva implementazione del metodo si è considerato per semplicità, una base F.E.M. di primo grado. Possiamo quindi esprimere i coefficienti di Fuorier nel seguente modo: $\tilde{u}_j(x) = \sum_{s=1}^N u_{js} \psi_s(x)$. Si ottiene dunque la formulazione matriciale del nostro problema, trovare

Si ottiene dunque la formulazione matriciale del nostro problema, trovare $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{N*m}$ tale che $\forall \psi_l$ e $\forall \varphi_k$, con l=1,...N e k=1,...m si ha che:

$$\sum_{j=1}^{m} \sum_{s=1}^{N} u_{js} \left[\int_{\Omega} \mu(\partial_{x} \psi_{s} \partial_{x} \psi_{l} \varphi_{j} \varphi_{k} + \psi_{s} \psi_{l} \partial_{y} \varphi_{j} \partial_{y} \varphi_{k} + \psi_{s} \psi_{l} \partial_{z} \varphi_{j} \partial_{z} \varphi_{k}) dx dy dz \right]$$

$$+ \int_{\Omega} (b_{1} \partial_{x} \psi_{s} \varphi_{j} + b_{2} \psi_{s} \partial_{y} \varphi_{j} + b_{3} \psi_{s} \partial_{z} \varphi_{j}) \psi_{l} \varphi_{k} dx dy dz$$

$$+ \int_{\Omega} \sigma \psi_{s} \psi_{l} \varphi_{j} \varphi_{k} dx dy dz$$

$$= \int_{\Omega} f \psi_{l} \varphi_{k} dx dy dz \quad (1.7)$$

Si osservi che il doppio indice "js", in realtà scorre un vettore, la rimappatura in un solo indice può facilmente essere dedotta ottenenedo che $[\mathbf{u}]_{js} = \mathbf{u}[(j-1)N+s]$. La matrice generata ha quindi dimensioni $(mN)^2$, tuttavia fissata la frequenza delle soluzione e della funzione test è possibile identificare un blocco che corrisponde ad un problema monodimensionale. Se utilizziamo, in direzione x, gli elementi finiti di grado 1, il blocco risulta tridiagonale e, in questo caso, la matrice ha un numero di elementi non zero pari a $m^2(3N-2)$. Il pattern di sparsità per un caso con m=3 e N=14 è riportato in figura ??. La matrice dei coefficienti è dunque sparsa ed inoltre il pattern è noto a priori, queste informazioni hanno permesso un assemblaggio più veloce in sede implementativa.

In generale il problema che si porrebbe ora sarebbe la scelta della base modale. Esistono svariati metodi al fine di determinare la natura della base modale, tuttavia questa problematica va al di fuori degli scopi di questo elaborato. Seguendo le linee guida in (e qua ci autocitiamo!!!!) scegliamo la base modale in grado di garantire le condizioni di parete:

$$\varphi_j(y,z) = \sin\left(\frac{\alpha}{\pi L_y}y\right) \sin\left(\frac{\beta}{\pi L_z}z\right) \quad \lambda_j = \alpha^2 + \beta^2$$
 (1.8)

1.3 Implementazione integrali

Nel caso i coefficienti del problema ADR siano dipendenti dalla sola coordinata x o risultino fattorizabili lungo la direzione x e il piano ortogonale, il

risultato finale di HiMod è la trasformazione di un problema ADR full 3D a m^2 problemi ADR 1D accoppiati con coefficienti modificati opportunatamente dalle funzioni modali a seconda della coppia di frequenze considerata. Nel caso non ricadiamo in tale ipotesi vale comunque la scomposizione in problemi 1D ma risulta più delicata l'integrazione. Nel caso si fattorizza anche μ proiettandola sulle basi modali, non penso che dia dei buoni risultati, tuttavia è fattibile

$$\begin{array}{ccc} \partial_{x}\psi_{s}\partial_{x}\psi_{l} & \int_{\gamma_{x}}\mu\varphi_{j}\varphi_{k}\,dydz\\ \partial_{x}\psi_{s}\psi_{l} & \int_{\gamma_{x}}(\mu\partial_{y}\varphi_{j}\partial_{y}\varphi_{k}+\mu\partial_{z}\varphi_{j}\partial_{z}\varphi_{k}+b_{2}\partial_{y}\varphi_{j}\varphi_{k}+b_{3}\partial_{z}\varphi_{j}\varphi_{k}+\sigma\varphi_{j}\varphi_{k})\,dydz\\ & & (1.9) \end{array}$$

Capitolo 2

Descrizione classi

2.1 Modalspace

Modalspace é una classe base da cui derivano le figlie di modalspace che nascono dal momento che tipo di condizioni al bordo di parete vengono scelte.

Perché si é scelto questo tipo di ereditá? Gli autovalori generati e le rispettive basi sono proprietá esclusiva del tipo di p roblema ai limiti che si intende istanziare. Dunque le classi figlie si preoccupano di calcolare l'appropriata successione di autovalori e inoltre registrano i valori nodali delle funzioni di base sulla griglia di quadratura scelta. I dati vengono raccolti nei membri:

- Eigenvalues
- Mphi
- Mdphi

Fissandoci sulla slice di riferimento $[0,1] \times [0,1]$, si osserva che l'unico parametro che occorre ad una figlia per generare i materiale elencato precedentemente la specifica delle condizioni di bordo anche mtot!!.

Mi sta venendo un dubbio, il discorso della factory mi aveva intrigato, tuttavia mi stavo chiedendo, ma noi cosa registriamo di preciso?Un oggetto modalspace DDDD a cui peró vanno specificati mtot, gli autovalori e i valori delle basi?Dovrei registrare modalspaceDDDD per ogni possibile valore di mtot!!!Forse mi sfugge qualcosa....

Modalspace raccoglie gli elementi e le operazioni comuni a tutti i suoi figli tra questi vi sono sicuramente:

- Dimensioni della slice
- Numero modi utilizzato

- Regola di quadratura
- Calcolo coefficienti Fourier g(y,z) vettore [g1 g2 ...]
- Calcolo del coefficiente Fuourier di g(x,y,z) reale (g(x))

In realtá Eigenvalues appartiene ancora a Modalspace sará il caso di sposatarlo? Fare attenzione a findmyzmax() che definito in Modalspace.cpp, lo teniamo perché le funzioni comuni fanno usa di tale membro? Dovremmo costruire il getter nelle classi figlie secondo me sarebbe più coerente

Stabiliti infatti i valori nodali delle funzioni di base e delle loro derivate tutte le basi modali istruite possono essere trattate alla stessa maniera. Sono comuni infatti i seguenti metodi (con j si intende l'indice legato alla soluzione e con k quello legato alla funzione test):

- Compute PhiPhi $\int_{\gamma_x} \varphi_j(y,z) \varphi_k(y,x) \, dy dz$
- ComputeDyPhiPhi $\int_{\gamma_x} \partial_y \varphi_j(y,z) \varphi_k(y,x) \, dy dz$
- Compute DzPhiPhi
 $\int_{\gamma_x} \partial_z \varphi_j(y,z) \varphi_k(y,x) \, dy dz$
- ComputeDyPhiDyPhi $\int_{\gamma_x} \partial_y \varphi_j(y,z) \partial_y \varphi_k(y,x) dydz$
- ComputeDzPhiDzPhi $\int_{\gamma_x} \partial_z \varphi_j(y,z) \partial_z \varphi_k(y,x) \, dy dz$
- ComputePhi $\int_{\gamma_x} \varphi_k(y,x) \, dy dz$

L'elemento principale di questa classe é ConstructModalBasis. In realtá tale metodo non é altro che un wrappers che facilità l'istanziamento della classe da parte dell'utente. Infatti dietro tale metodo si nasconde una chiamata alla factory dove sono schedati i possibili figli di ModalSpace. Qua possiamo aggiungere il codice di ConstructModalBasis cosí si capisce cosa nascondiamo.

Mi sono convinto che l'approccio ereditarietá é quello migliore, tuttavia dovremmo vedere il reale utilizzo che facciamo di questa factory

2.2 HiModAssembler HiModView

Sono momentaneamente separate ma é chiaro che devono appartenere alla stessa classe, ovvero a quella che sintetizzerá insieme Modalspace e FESpace 1D (ovvero quello costruito sulla fibra di supporto).

HiModView e HiModAssembler devono continuamente lavorare con gli elementi di Modalspace e FESpace 1D non sarebbe il caso di instaurare un legame più intimo?Magari specificando l'amicizia di HiMod con Modalspace e FESpace?Troppo incasinato?Si velocizza il tutto (non occorre infatti passare dai noiosi getters)?

Gli unici membri di HiModAssembler e HiModView sono fespace e modalbasis (in HiModAssembler c'é anche etfespace ma direi che dobbiamo toglierlo e non farlo creare nel main, quella é sicuramente una questione interna di come abbiamo voluto implementare il calcolo dei coefficienti della matrice, inoltre aumentiamo in leggibilitá).

Ecco le uilitá di HiModAssembler:

- AddADRProblem
- interpolate
- Addrhs (costante e functionType)
- Addrhsfunctor
- AddDirichletBCIn (Momentanemente via penalizzazione)

Ecco invece le utilitá di HiModView:

- funCoeff3D (genera i valori nodali su una griglia partendo dal vettore soluzione o da una funzione)
- normL2 (dato il vettore che sputa fuori funCoeff3D ne fa la normaL2)
- ConvergeFile (crea un file di output gestibile tramite getpot, utilizzo limitato al testconvergence)

2.3 Educated Basis

Le Educated Bases (E.B.) sono una scelta possibile da adottare nella risoluzione di un problema ADR con tecniche di riduzione gerarchica. Il concetto base si fonda sul teorema (citazione di Salsa) e sullipotesi di separabilità delle variabili. Le E.B. vengono costruite ad hoc sulle condizioni di vaso del problema in oggetto. L'algoritmo che permette la generazione di queste basi è riassunto qui di seguito:

1. Costruzione di un problema ausiliario che rispecchi la natura delle condizioni alle pareti del problema originale (devono essere omogenee) e passaggio ai relativi problemi agli autovalori.

- Esempio - RRRR —

Nel caso si abbiano condizioni di robin uguali sull'intera parete del vaso, dovremo considerare il seguente problema ausiliario:

$$\begin{cases}
-\Delta u(y,z) = 0 & \text{in } \gamma_x \\
\mu \nabla u(y,z) \cdot \mathbf{n}_{\gamma_x} + \chi u(y,z) = 0 & \text{su } \Gamma_{vaso}
\end{cases}$$
(2.1)

Si passi ora al problema agli autovalori associato al precedente sistema e ipotizzando la separazione di variabili per $u(y,z)=\varphi(y)\vartheta(z)$, si arrivano facilmente ad ottenere i seguenti sottoproblemi agli autovalori:

$$\begin{cases} -\varphi(y)'' = K_y \varphi(y) \\ \mu \varphi(y)' + \chi \varphi(y) = 0 & \text{per } y = L_y \\ -\mu \varphi(y)' + \chi \varphi(y) = 0 & \text{per } y = 0 \end{cases}$$
 (2.2)

$$\begin{cases}
-\vartheta(z)'' = K_z \vartheta(z) \\
\mu \vartheta(z)' + \chi \vartheta(z) = 0 & \text{per } z = L_z \\
-\mu \vartheta(z)' + \chi \vartheta(z) = 0 & \text{per } z = 0
\end{cases}$$
(2.3)

2. Identificazione del tipo di soluzione dei problemi agli autovalori associati.

- Esempio - RRRR ----

Per i sottoproblemi ottenuti i generi di soluzione sono i seguenti:

$$\varphi(y) = A\sin(\sqrt{K_y}y) + B\cos(\sqrt{K_y}y)$$

$$\vartheta(z) = A\sin(\sqrt{K_z}z) + B\cos(\sqrt{K_z}z)$$
(2.4)

3. Ricerca degli autovalori di un sottoproblema tramite risoluzione dell'equazione non lineare associata ad esso, ottenuta risolvendo le condizioni di bordo.

Esempio - RRRR -

Nel caso trattato in esempio le equazioni che si ottengono sono le seguenti $(x=\sqrt{K_y} \text{ e } w=\sqrt{K_z})$:

$$f(x) = 2\mu x + \tan(L_y x) \left(\chi - \frac{\mu^2 x^2}{\chi}\right)$$

$$f(w) = 2\mu w + \tan(L_z w) \left(\chi - \frac{\mu^2 w^2}{\chi}\right)$$
(2.5)

Come presentato in breve nel capitolo (Nozioni base), HiMod si basa sulla riduzione dei gradi di libertá del sistema discreto, questo risultato si ottiene ordinando le basi scelte in maniera gerarchica ed utilizzando quelle legate alle frequenze piú basse. Dunque il primo passo é capire, dato un numero di modi massimo che si vuole dedicare per la componente trasversale, qual'é il set di basi modali da utilizzare.

Osservazione

Nel caso di condizioni al bordo di Dirichlet il problema si semplifica. Infatti non occorre adottare l'algoritmo mostrato precedentemente, gli autovalori che si ottengono sono noti a priori e sono della forma:

$$K_y = \left(\frac{\pi p}{L_y}\right)^2 \quad p = 1, ..., m_y$$

$$K_z = \left(\frac{\pi q}{L_z}\right)^2 \quad q = 1, ..., m_z$$
(2.6)

Dunque é nota la relazione $\lambda(K_y, K_z)$ a priori e risulta molto semplice ordinare in modo crescente gli autovalori definendo quindi m_y e m_z .

Possiamo discutere velocemente l'albero delle scelte (che poi sarebbe la funzione EigensProvider), che in realtá sará utilizzato tale e quale per il caso generale delle educated basis, infatti se adesso il passaggio é semplicemente p=p+1, dopo il passaggio sará p=Next(). La ricerca degli autovalori rallenterá parecchio dato che si dovrá risolvere un problema non lineare ogni volta che si vuole aggiornare un nodo.

Esponiamo quindi lo pseudocodice che, dato il numero di modi da utilizzare, determina l'elenco delle frequenze e sotto frequenze:

```
//Dichiarazione set di ritorno
M_Eigenvalues;
//Suggerisco di farlo un pair di pair visto che non possiamo
fare la tupla, la prima pair sono i sotto autovalori,
la seconda pair sono le coordinate (ovver p e q)

//Dichiarazione set degli scarti
scarti;

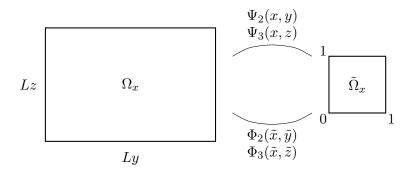
//Inserimento delle prime sottofrequenze e prima coordinata
(1,1)
```

```
KzOld = M_EducatedBasisy->Next();
kyOld = M_educated->BasiszNext();
M_eigenvalues.insert(make_pair(KyOld,KzOld));
//Inizializzazione set degli scarti
scarti.insert(make_pair(M_EducatedBasisy->Next(),KzOld));
scarti.insert(make_pair(KyOld,M_EducatedBasisz->Next()));
//Ciclo sul numero di modi scelto
for(UInt i=1;i\M_mtot;++i)
        //Prendo il primo elemento del vettore degli scarti,
             che\ sono\ ordinati\ per\ lambda=\mathit{Ky+Kz}\ dal\ pi
            piccolo\ al\ pi\ grande\ e\ lo\ inserisco\ nel\ set\ di
             uscita
        M_eigenvalues.insert(scarti.begin());
//Inoltre registro le coordinate del nodo preso e i valori
   dei\ sottoautovalori
i = prima coordinata;
j = seconda coordinata;
KzOld =
KyOld =
//Mi occupo ora di branchare in maniera corretta e senza
   rical colare autovalori che gi conosco
        if(!Check_presence(i+1,j))
                scarti.insert(Check_eigen(1,i+1),KzOld);
        if(!Check_presence(i,j+1))
                scarti.insert(KyOld,Check_eigen(2,j+1));
}
```

Capitolo 3

Conti 3D

Si consideri la generica mappa che passa dalla slice reale a quella di riferimento.



Consideriamo una mappa della seguente forma:

$$\Psi(x, y, z) := \begin{cases}
\Psi_1 = x; \\
\Psi_2 = \Psi_2(x, y); \\
\Psi_3 = \Psi_3(x, z);
\end{cases} (3.1)$$

Lo Jacobiano prodotto sarà della forma seguente (si noti che $x = \tilde{x}$):

$$J_{\Psi}(x,y,z) := \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0\\ \partial_x \Psi_2(x,y) & \partial_y \Psi_2(x,y) & 0\\ \partial_x \Psi_3(x,z) & 0 & \partial_z \Psi_3(x,z) \end{bmatrix}$$
(3.2)

Lo spazio ridotto viene costruito sul dominio di riferimento, ovvero il parallelepipedo di sezione $(0,1)\times(0,1)$ e lunghezza pari alla lunghezza reale L_x .

$$V_m := \left\{ v_m(x, y, z) = \sum_{k=1}^m v_k(\Psi_1(x)) \varphi_k(\Psi_2(x, y), \Psi_3(x, z)) : v_k \in V_{\tilde{\Omega}_{1D}} \right\}$$
(3.3)

Le $\varphi_k(\Psi_2(x,y),\Psi_3(x,z))$ sono invece le basi modali costruite sulla slice di riferimento. Ricordiamo la formulazione debole del problema in analisi:

$$\int_{\Omega} (\mu \nabla u_m \nabla v_m + \mathbf{b} \nabla u_m v_m + \sigma u_m v_m) \ d\Omega = \int_{\Omega} f v \, dx dy \quad (3.4)$$

Consideriamo la seguente espressione per u_m , dove si è definito $\Psi_2(\mathbf{x}) := (\Psi_2(x, y), \Psi_3(x, z)),$

$$u_m(x, y, z) := \sum_{j=1}^{m} u_j(x)\varphi_j(\mathbf{\Psi}_2(\mathbf{x}))$$
(3.5)

Procediamo con i calcoli sapendo che:

$$\nabla(u_j(x)\varphi_j(\mathbf{\Psi_2}(\mathbf{x})) = \begin{bmatrix} u'_j(x)\varphi_j(\mathbf{\Psi_2}(\mathbf{x})) + u_j(x)\tilde{\nabla}\varphi_j \cdot \partial_x\mathbf{\Psi_2}) \\ u_j(x)\tilde{\nabla}\varphi_j \cdot \partial_y\mathbf{\Psi_2}) \\ u_j(x)\tilde{\nabla}\varphi_j \cdot \partial_z\mathbf{\Psi_2} \end{pmatrix}$$
(3.6)

$$\tilde{\nabla}\varphi_j := \begin{bmatrix} \partial_{\tilde{y}}\varphi_j \\ \partial_{\tilde{z}}\varphi_j \end{bmatrix} \quad \partial_i \Psi_2 := \begin{bmatrix} \partial_i \Psi_2 \\ \partial_i \Psi_3 \end{bmatrix}$$
(3.7)

Riscriviamo quindi la formulazione come segue:

$$\int_{\Omega} \mu(\mathbf{x})(u'_{j}(x)\vartheta'(x)\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x})\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2}) + u'_{j}(x)\vartheta'(x)\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x})[\tilde{\nabla}\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2}) \cdot \partial_{x}\mathbf{\Psi}_{2}] + u_{j}(x)\vartheta'(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{x}\mathbf{\Psi}_{2}]\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2}) + u_{j}(x)\vartheta(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{x}\mathbf{\Psi}_{2}][\tilde{\nabla}\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2}) \cdot \partial_{x}\mathbf{\Psi}_{2}] + u_{j}(x)\vartheta(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{y}\mathbf{\Psi}_{2}][\tilde{\nabla}\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2}) \cdot \partial_{y}\mathbf{\Psi}_{2}] + u_{j}(x)\vartheta(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{z}\mathbf{\Psi}_{2}][\tilde{\nabla}\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2}) \cdot \partial_{z}\mathbf{\Psi}_{2}] + u_{j}(x)\vartheta(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{z}\mathbf{\Psi}_{2}]) + \int_{\Omega} b_{1}(\mathbf{x})\vartheta(x)\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2})(u'_{j}(x)\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}) + u_{j}(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{x}\mathbf{\Psi}_{2}]) + b_{2}(\mathbf{x})\vartheta(x)\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2})u_{j}(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{y}\mathbf{\Psi}_{2}] + b_{3}(\mathbf{x})\vartheta(x)\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2})u_{j}(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{z}\mathbf{\Psi}_{2}] + \int_{\Omega} \sigma(\mathbf{x})u_{j}(x)\vartheta(x)\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2})u_{j}(x)[\tilde{\nabla}\varphi_{j}(\mathbf{\Psi}_{2}(\mathbf{x}) \cdot \partial_{z}\mathbf{\Psi}_{2}] + \int_{\Omega} \sigma(\mathbf{x})u_{j}(x)\vartheta(x)\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2})\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2})d\Omega = \int_{\Omega} f(\mathbf{x})\vartheta(x)\varphi_{k}(\mathbf{\Psi}_{2})d\Omega$$
(3.8)