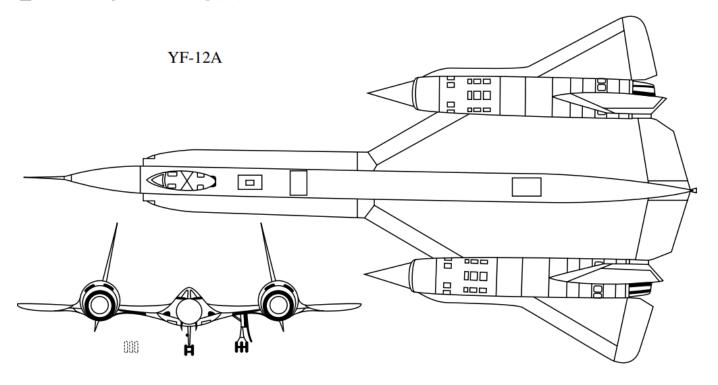
Adjoint Optimization

● Fr13ndSDP 收录于 □CFD

■ 2020-12-03 🖋约 3491 字 ① 预计阅读 7 分钟



伴随优化基本方程的推导以及OpenFOAM中的实现

使用如下的符号记法: 全导数 $d_x\left(\nabla_x\right)$, 偏导 ∂_x , 微分 d.

#1伴随方法

在一个偏微分方程系统中,假设存在变量 $x\in R^{n_x}, p\in R^{n_p}$,方程 $f(x,p):R^{n_x}\times R^{n_p}\to R$ 以及 关系 g(x,p)=0,且 g_x 处处非奇异, d_pf 怎么求?

|1.1 动机

g(x,p)=0 的求解是CFD求解器的核心,给定参数 p,程序将计算出 x。例如 p 可以是边界条件或初始条件的参数,也可以是物性参数,而 x 是计算得到的场量,这种求解模式是E 证问题。如果引入 f(x,p)作为度量标准,例如用来计算 x 的光滑程度,那么通常需要最小化 f ,这种求解模式是f 题。

梯度 d_pf 很有用,可以用来计算优化问题 min_pf 中 f 对于参数 p 变化的敏感程度,并使用梯度下降方法求解最优化问题。

|1.2 推导

1)

考虑一个简单的函数 f(x),首先由链式法则有

$$d_p f = d_d f(x(p)) = \partial_x f d_p x \ (= f_x x_p)$$

其次因为 g(x,p)=0 处处成立,则 $d_pg=0$, 也就是

$$g_x x_p + g_p = 0$$

那么得到

$$d_p f = -f_x g_x^{-1} g_p$$

从线性代数的观点看, $f_xg_x^{-1}$ 是一个行向量乘以 $n_x imes n_x$ 的矩阵,并且是以下方程的解

$$g_x^T \lambda = -f_x^T$$

称为伴随方程, λ 称为伴随变量。得到 $d_p f = \lambda^T g_p$

2)

定义拉格朗日函数

$$L(x,p,\lambda) = f(x) + \lambda^T g(x,p)$$

这里 λ 是拉格朗日乘子组成的向量,由于 g(x,p) 处处为零, λ 可以随意选取。

$$d_p f(x) = d_p L = f_x x_p + d_p \lambda^T g + \lambda^T (g_x x_p + g_p) \ = (f_x + \lambda^T g_x) x_p + \lambda^T g_p$$

如果选取 $g^T\lambda=-f_x^T$,第一项为零,可以避免计算 x_p 并且得到 $d_pf=\lambda^Tg_p$,与第一种推导方式相同。

或者,由于 $df=f_xdx+f_pdp=(f_x+\lambda^Tg_x)dx+\lambda^Tg_pdp$,可以推至同样的结果。

#2 PDE约束的连续伴随问题

|2.1 一般伴随方程

给出一个特定的优化问题

min
$$J = J(\mathbf{v}, p, \alpha)$$

s.t. $R(\mathbf{v}, p, \alpha) = 0$

考虑由连续介质力学给出的约束, ${f v}$ 与 p 作为变量,即等价为前文中的 x; lpha 作为 设计参数,即等价于前文中的p,给出问题

$$egin{aligned} min \quad J &= J(\mathbf{v}, p, lpha) \ s.t. \quad R^u &=
abla \cdot (\mathbf{v}\mathbf{v}) +
abla p -
abla \cdot (2
u D(\mathbf{v})) + lpha \mathbf{v} = 0 \ R^p &=
abla \cdot \mathbf{v} = 0 \end{aligned}$$

上式由达西定律引入了渗透率作为源项,假设某一区域使得目标函数增大,可以通过减小这一区域的渗透率作为惩罚。 $D(\mathbf{v})=\frac{1}{2}(\nabla\mathbf{v}+\nabla\mathbf{v}^T)$ 代表应变率张量。

使用拉格朗日乘数法将其转变为无约束优化问题

$$egin{aligned} min \quad L &= J + \int_{\Omega} (\mathbf{u},q) R d\Omega \ &= J + \int_{\Omega} q R^p d\Omega + \int_{\Omega} \mathbf{u} \cdot R^u d\Omega \end{aligned}$$

其中 (\mathbf{u},q) 为拉格朗日乘子,称其为伴随速度和伴随压力(后面会看到为什么),但是实际上并没有物理含义。

因为变分

$$\delta L = \delta_{\alpha} L + \delta_{\mathbf{v}} L + \delta_{p} L$$

注意这里没有将粘度作为微分变量,是一种近似的做法,被称为"冻结湍流"。

由于 (\mathbf{u},q) 可以自由选取,取 适当的值使得 $\delta_{\mathbf{v}}L+\delta_{p}L=0$ 成立,便得到

$$\delta_{lpha} L = \delta_{lpha} J + \int_{\Omega} {f u} \cdot {f v} d\Omega$$

当考虑网格中的目标函数关于 α 的梯度,可以得到

$$rac{\partial L}{\partial lpha_i} = rac{\partial J}{\partial lpha_i} + \mathbf{u_i} \cdot \mathbf{v_i} V_i$$

其中 V_i 为网格体积。

如果 $\delta_{\mathbf{v}}L + \delta_{p}L = 0$ 成立,那么伴随方程

$$egin{aligned} \delta_{\mathbf{v}}J + \delta_{p}J + \int_{\Omega}\mathbf{u}\cdot\left[
abla\cdot(\mathbf{v}\delta\mathbf{v}) +
abla\cdot(\delta\mathbf{v}\mathbf{v}) -
abla\cdot(2
uD(\delta\mathbf{v})) + lpha\delta\mathbf{v}
ight]d\Omega \ & - \int_{\Omega}q
abla\cdot\delta\mathbf{v}d\Omega + \int_{\Omega}\mathbf{u}\cdot
abla\delta pd\Omega = 0 \end{aligned}$$

积分使用散度公式与高斯散度定理(以及一些张量运算的推导):

$$egin{aligned}
abla \cdot (q\mathbf{v}) &=
abla q \cdot \mathbf{v} + q
abla \cdot \mathbf{v} \ \int_{\Omega}
abla \cdot (q\mathbf{v}) \ d\Omega &= \int_{\Gamma} q\mathbf{v} \cdot \mathbf{n} d\Gamma \end{aligned}$$

并且把J拆分为

$$J=\int_{\Gamma}J_{\Gamma}\;d\Gamma+\int_{\Omega}J_{\Omega}\;d\Omega$$

得到 (*注意* $(\mathbf{v} \cdot \nabla)\mathbf{u} = \nabla(\mathbf{v}\mathbf{u})$)

$$\begin{split} \int_{\Gamma} \mathrm{d}\Gamma \left(\mathbf{u} \cdot \mathbf{n} + \frac{\partial J_{\Gamma}}{\partial p} \right) \delta p + \int_{\Omega} \mathrm{d}\Omega \left(-\nabla \cdot \mathbf{u} + \frac{\partial J_{\Omega}}{\partial p} \right) \delta p \\ + \int_{\Gamma} \mathrm{d}\Gamma \left(\mathbf{n} (\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}) + \mathbf{u} (\mathbf{v} \cdot \mathbf{n}) + 2v \mathbf{n} \cdot \mathbf{D} (\mathbf{u}) - q \mathbf{n} + \frac{\partial J_{\Gamma}}{\partial \mathbf{v}} \right) \cdot \delta \mathbf{v} - \int_{\Gamma} \mathrm{d}\Gamma 2v \mathbf{n} \cdot \mathbf{D} (\delta \mathbf{v}) \cdot \mathbf{u} \\ + \int_{\Omega} \mathrm{d}\Omega \left(-\nabla \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} - (\mathbf{v} \cdot \nabla) \mathbf{u} - \nabla \cdot (2v \mathbf{D} (\mathbf{u})) + \alpha \mathbf{u} + \nabla q + \frac{\partial J_{\Omega}}{\partial \mathbf{v}} \right) \cdot \delta \mathbf{v} = 0 \end{split}$$

观察上面的式子,他应该对任意的 δp 和 δv 成立,因此各个积分分别等于0,当在 Ω 内积分时,边界积分为零,因此得到 Ω 内的伴随方程

$$egin{aligned} -
abla(\mathbf{v}\mathbf{u}) -
abla\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} &= -
abla q +
abla \cdot (2
uD(\mathbf{u})) - lpha\mathbf{u} - rac{\partial J_\Omega}{\partial \mathbf{v}} \
abla \cdot \mathbf{u} &= rac{\partial J_\Omega}{\partial p} \end{aligned}$$

可以看到,这组方程与 N-S 方程非常相似,因此变量 (\mathbf{u},q) 被看作是非物理的速度和压力。

| 2.2 边界条件

在边界处,可以得到边界条件为

$$\int_{\Gamma} d\Gamma \left(\mathbf{n}(\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}) + \mathbf{u}(\mathbf{v} \cdot \mathbf{n}) + 2v\mathbf{n} \cdot \mathbf{D}(\mathbf{u}) - q\mathbf{n} + \frac{\partial J_{\Gamma}}{\partial \mathbf{v}} \right) \cdot \delta \mathbf{v} - \int_{\Gamma} d\Gamma 2v\mathbf{n} \cdot \mathbf{D}(\delta \mathbf{v}) \cdot \mathbf{u} = 0$$

$$\int_{\Gamma} d\Gamma \left(\mathbf{u} \cdot \mathbf{n} + \frac{\partial J_{\Gamma}}{\partial p} \right) \delta p = 0$$

或者

$$\int_{\Gamma} d\Gamma \left(\mathbf{n}(\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}) + \mathbf{u}(\mathbf{v} \cdot \mathbf{n}) + 2v\mathbf{n} \cdot \mathbf{D}(\mathbf{u}) - q\mathbf{n} + \frac{\partial J_{\Gamma}}{\partial \mathbf{v}} \right) \cdot \delta \mathbf{v} = 0$$

$$\int_{\Gamma} d\Gamma \left(\mathbf{u} \cdot \mathbf{n} + \frac{\partial J_{\Gamma}}{\partial p} \right) \delta p + \int_{\Gamma} d\Gamma 2v\mathbf{n} \cdot \mathbf{D}(\delta \mathbf{v}) \cdot \mathbf{u} = 0$$

1) 在入口边界以及壁面处,速度值为给定值或者0,因此 $\delta {f v}=0$,因此部分积分可以视为0,为了避免无解,显然应该选取第一种边界条件的定义。

因此

$$\int_{\Gamma} \mathrm{d}\Gamma 2v \mathbf{n}\cdot \mathbf{D}(\delta\mathbf{v})\cdot \mathbf{u} = 0 \ u_n = -rac{\partial J_{\Gamma}}{\partial p}$$

其中 $u_n = \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}$ 为伴随速度在边界法向的分量。现在需要定义 u_t 在边界处的取值,这里需要用到一些近似,具体推导参看参考文献1,这里直接给出入口及壁面处应该满足的边界条件:

$$u_t = 0$$

$$u_n = -rac{\partial J_\Gamma}{\partial p} \ \mathbf{n}\cdot
abla q = 0$$

2) 出口边界常见设为压力为零和速度零梯度,因此除了自动满足的积分,边界条件剩下

$$\mathbf{n}(\mathbf{u}\cdot\mathbf{v})+\mathbf{u}(\mathbf{v}\cdot\mathbf{n})+v(\mathbf{n}\cdot
abla)\mathbf{u}-q\mathbf{n}+rac{\partial J_{\Gamma}}{\partial\mathbf{v}}=0$$

#3 特定问题-目标函数为能量损失

选取目标函数为流动的能量损失,即最小化能量损失

$$J = -\int_{\Gamma} (p + rac{1}{2} v^2) {f v} \cdot {f n} \; d\Gamma$$

负号是因为考虑到通量的方向,即最小化进出口能量之差。

$$J_{\Omega}=0, J_{\Gamma}=-(p+rac{1}{2}v^2)\mathbf{v}\cdot\mathbf{n}$$
,因此

$$\frac{\partial J_{\Gamma}}{\partial p} = -\mathbf{v} \cdot \mathbf{n}, \quad \frac{\partial J_{\Gamma}}{\partial \mathbf{v}} = \frac{\partial (-p\mathbf{v} \cdot \mathbf{n} - \frac{1}{2}(\mathbf{v} \cdot \mathbf{v})\mathbf{v} \cdot \mathbf{n})}{\partial \mathbf{v}} = -p\mathbf{n} - (\mathbf{v} \cdot \mathbf{n}) \cdot \mathbf{v} - \frac{1}{2}v^2\mathbf{n}$$

代入伴随方程,得到在 Ω 内

$$-\nabla(\mathbf{v}\mathbf{u}) - \nabla\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = -\nabla q + \nabla \cdot (2\nu D(\mathbf{u})) - \alpha \mathbf{u}$$
$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0$$

入口边界条件:

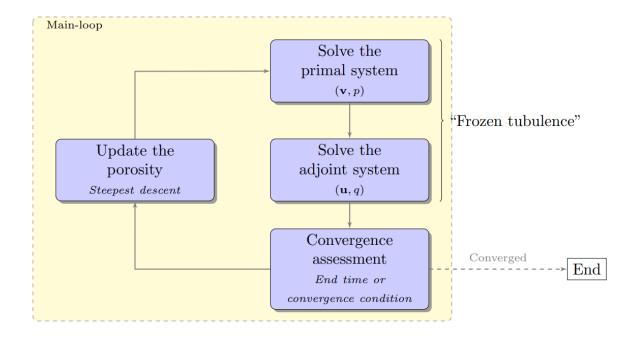
$$egin{aligned} u_t &= 0 \ u_n &= v_n \ \mathbf{n} \cdot
abla q &= 0 \end{aligned}$$

出口边界条件:

$$\mathbf{n}(\mathbf{u}\cdot\mathbf{v}) + \mathbf{u}(\mathbf{v}\cdot\mathbf{n}) + v(\mathbf{n}\cdot
abla)\mathbf{u} - q\mathbf{n} - p\mathbf{n} - (\mathbf{v}\cdot\mathbf{n})\cdot\mathbf{v} - \frac{1}{2}v^2\mathbf{n} = 0$$

4. OpenFOAM 中的实现

首先给出算法流程图:



What's next

|4.1 原始方程和伴随方程的求解

首先,使用SIMPLE算法求解原始变量

```
∨ C++
1 // Momentum predictor
               // @turbulence->divDevSigma: 湍流源项,应变率张量散度
 3
               fvVectorMatrix UEqn
4
5
                   fvm::div(phi, U)
                 + turbulence->divDevSigma(U)
6
7
                 + fvm::Sp(alpha, U)
8
9
               UEqn.relax();
10
               solve(UEqn == -fvc::grad(p));
11 // omit----
12 //压力泊松方程
13
               volScalarField rAU(1.0/UEqn.A());
14
               volVectorField HbyA(constrainHbyA(rAU*UEqn.H(), U, p));
15
               surfaceScalarField phiHbyA("phiHbyA", fvc::flux(HbyA));
16
               fvScalarMatrix pEqn
17
                   fvm::laplacian(rAU, p) == fvc::div(phiHbyA)
18
19
               );
20
21
               pEqn.setReference(pRefCell, pRefValue);
22
               pEqn.solve();
23 // Explicitly relax pressure for momentum corrector
               p.relax();
24
25 // Momentum corrector
26
               U = HbyA - rAU*fvc::grad(p);
```

$$\nabla \cdot (\mathbf{v}\mathbf{v}) + \nabla p - \nabla \cdot (2\nu D(\mathbf{v})) + \alpha \mathbf{v} = 0$$
$$\nabla \cdot \mathbf{v} = 0$$

然后求解伴随方程(与原始变量方程非常相似)

```
∨ C++
1 // Adjoint Momentum predictor
               volVectorField adjointTransposeConvection((fvc::grad(Ua) & U));
 3
               zeroCells(adjointTransposeConvection, inletCells);
4
               fvVectorMatrix UaEqn
 5
 6
                   fvm::div(-phi, Ua)
 7
                 - adjointTransposeConvection
8
                 + turbulence->divDevSigma(Ua)
                 + fvm::Sp(alpha, Ua)
9
10
               UaEqn.relax()
11
               solve(UaEqn == -fvc::grad(pa));
12
```

$$-\nabla(\mathbf{v}\mathbf{u}) - \nabla\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = -\nabla q + \nabla \cdot (2\nu D(\mathbf{u})) - \alpha \mathbf{u}$$
$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0$$

注意到在这里,单独对 $\nabla \mathbf{u} \cdot \mathbf{v}$ 在入口边界处置为0,并且处理为显式的源项。我认为这样处理是出于问题适定性的需要,正如前文处理入口边界将伴随压力设置为零梯度一样,将这项消去使得伴随方程和原始方程在入口边界完全一致。

|4.2 边界条件的处理

对于入口边界以及壁面,满足以下的边界条件

$$egin{aligned} u_t &= 0 \ u_n &= v_n \ \mathbf{n} \cdot
abla q &= 0 \end{aligned}$$

即对于速度,壁面使用无滑移条件,入口使用固定值并与原始变量保持一致;在入口和壁面处压力施加零梯度条件。

对于出口边界,则比较复杂。前面推导的边界条件

$$\mathbf{n}(\mathbf{u}\cdot\mathbf{v}) + \mathbf{u}(\mathbf{v}\cdot\mathbf{n}) + v(\mathbf{n}\cdot\nabla)\mathbf{u} - q\mathbf{n} - p\mathbf{n} - (\mathbf{v}\cdot\mathbf{n})\cdot\mathbf{v} - \frac{1}{2}v^2\mathbf{n} = 0$$

注意原始变量取为零压力,零速度梯度,将其按照法向和切向分解,得到

$$q = \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + u_n v_n +
u(\mathbf{n} \cdot
abla) u_n - rac{1}{2} v^2 - v_n^2 \ 0 = v_n (\mathbf{u_t} - \mathbf{v_t}) +
u(\mathbf{n} \cdot
abla) \mathbf{u_t}$$

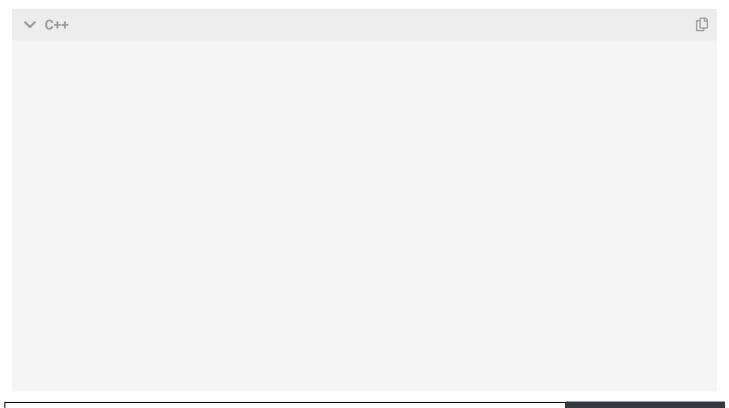
分别代表伴随压力和伴随速度满足的边界条件。在计算法向梯度时,使用近似

$$egin{aligned}
u(\mathbf{n}\cdotoldsymbol{
abla})u_n &=
urac{u_n - u_{n,neighbor}}{\Delta} \
u(\mathbf{n}\cdotoldsymbol{
abla})\mathbf{u_t} &=
urac{\mathbf{u_t} - \mathbf{u_{t,neighbor}}}{\Delta} \end{aligned}$$

因此出口处的压力边界表示为

```
∨ C++
1 const fvsPatchField<scalar>& phip =
       patch().lookupPatchField<surfaceScalarField, scalar>("phi");
3 const fvsPatchField<scalar>& phiap =
      patch().lookupPatchField<surfaceScalarField, scalar>("phia");
5 const fvPatchField<vector>& Up =
      patch().lookupPatchField<volVectorField, vector>("U");
6
7 const fvPatchField<vector>& Uap =
       patch().lookupPatchField<volVectorField, vector>("Ua");
8
9
10 const incompressible::RASModel ← rasModel =
       db().lookupObject<incompressible::RASModel>("momentumTransport");
12 scalarField nueff = rasModel.nuEff()().boundaryField()[patch().index()];
13 const scalarField deltainv = patch().deltaCoeffs(); // m^-1
14 operator==(phip*phiap/sqr(patch().magSf()) +
15
       (Uap&Up) +
16
       nueff*deltainv*(phiap/patch().magSf() -
       (Uap.patchInternalField()&patch().nf())) -
17
18
       0.5*sqr(mag(Up)) -
19
       magSqr(Up&patch().Sf()/patch().magSf()));
20
21 fixedValueFvPatchScalarField::updateCoeffs();
```

速度边界表示为



```
1 const fvsPatchField<scalar>& phiap =
       patch().lookupPatchField<surfaceScalarField, scalar>("phia");
3 const fvsPatchField<scalar>& phip =
      patch().lookupPatchField<surfaceScalarField, scalar>("phi");
5 const fvPatchField<vector>& Up =
      patch().lookupPatchField<volVectorField, vector>("U");
7 const fvPatchField<vector> € Uap =
      patch().lookupPatchField<volVectorField, vector>("Ua");
8
9
10 const incompressible::RASModel ← rasModel ←
       db().lookupObject<incompressible::RASModel>("momentumTransport");
12 const scalarField deltainv = patch().deltaCoeffs();
13 scalarField nueff = rasModel.nuEff()().boundaryField()[patch().index()];
14 scalarField Un(mag(patch().nf() & Up));
15 vectorField Ut(Up - phip*patch().nf()/patch().magSf());
16 vectorField Uaneigh(Uap.patchInternalField());
17 vectorField Uaneigh n((Uaneigh&patch().nf())*patch().nf());
18 vectorField Uaneigh t(Uaneigh - Uaneigh n);
19 // Ut = (V-Vn)/Vn
20 vectorField Uap t((Un*Ut + nueff*deltainv*Uaneigh t)/(Un + deltainv*nueff));
21 vectorField Uap n(phiap*patch().nf()/patch().magSf());
22 // U = Un + Ut
23 // Un = phi*|vec{A}/(A^2)
24 vectorField::operator=(Uap_t + Uap_n);
26 fixedValueFvPatchVectorField::updateCoeffs();
```

| 4.3 梯度下降法 (Deepest descent method)

完成伴随方程计算后,需要更新孔隙率,如前文推导

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = \mathbf{u_i} \cdot \mathbf{v_i} \mathbf{V_i}$$

按照梯度下降的方向寻找目标函数极值,定义步长为 λ 。则

$$\alpha_{n+1} = \alpha_n - \mathbf{u_i} \cdot \mathbf{v_i} V_i \lambda$$

在 *OpenFOAM* 的实现中,我们需要注意给 α 施加限制 $\alpha < \alpha_{max}$,并施加松弛因子保证稳定性,因此给出以下代码

```
v C++

1 // @mesh.fielfRelaxationFactor : fvSolution定义的松弛因子
2    alpha +=
3        mesh.fieldRelaxationFactor("alpha")
4    *(min(max(alpha - lambda*(Ua & U), zeroAlpha), alphaMax) - alpha);
```

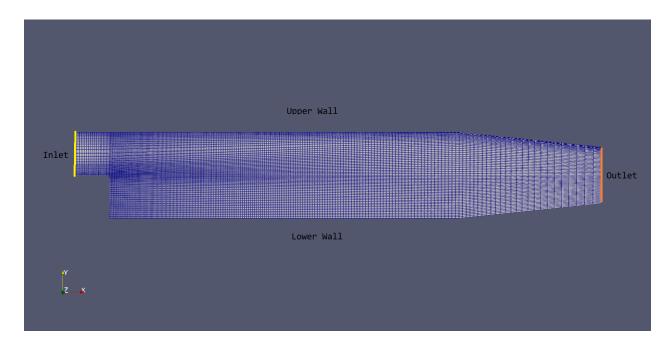
| 4.4 算例

测试算例为 OpenFOAM 自带算例 pitzDaily ,管道内流动问题,使用 $k-\epsilon$ 湍流模型,采用的物性参数,湍流模型参数以及梯度下降算法参数如下:

粘度	入口湍动能	入口湍流耗散率	梯度下降步长	$lpha_{max}$
$ u=1 imes 10^{-5}~m^2/s$	$k = \ 0.375 \ m^2/s^2$	$\epsilon=14.855~m^2/s^3$	$\lambda = 1 imes 10^5 \ s/m^2$	200

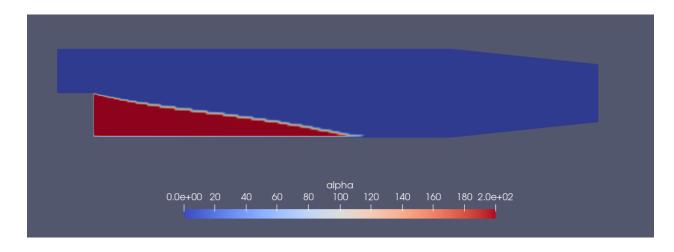
边界条件和使用的网格如下图所示,壁面为无滑移条件。

变量	Inlet	Outlet
v	固定值 $10\ m/s$	零梯度
u	固定值 $10\ m/s$	伴随速度条件
p	零梯度	固定值 0 pa
q	零梯度	伴随压力条件



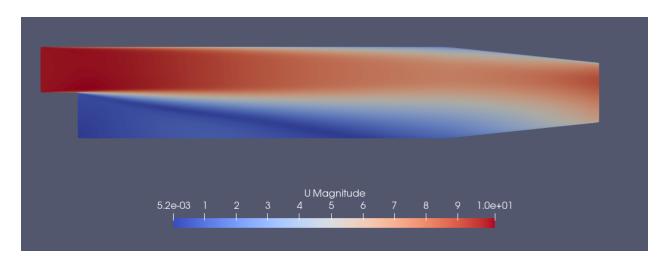
Mesh

N-S方程和伴随方程的求解采用SIMPLE算法, α 松弛因子设为0.1。每步计算收敛条件为相对残差小于0.1或绝对残差小于1e-8。为保证稳定性,N-S方程对流项使用二阶迎风格式,伴随方程及湍流模型有关项使用一阶迎风格式。最终得到 α 的分布情况:

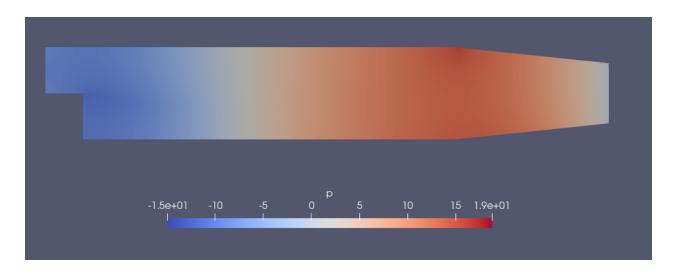


 α

可以看到, α 值大的地方也就是被惩罚的区域,将这部分挖掉后流动将更加自然,台阶处的涡消失。

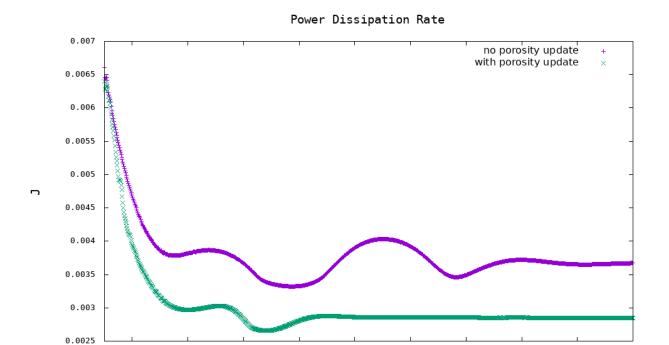


v



p

可以计算出损失函数 J 的变化情况,与不进行伴随优化的解对比,实现了流动能量损失的减小。



Dissipation Rate

500

time step

600

700

800

900

1000

400

#5. 总结

伴随优化方法可以扩展到流动、传热、结构耦合问题的求解,也可以与基于梯度的其他优化算法相结合;不仅可以进行形状优化,也可以扩展到其他多参数,目前正得到越来越多的应用。

|参考资料

- [1] C. Othmer, A continuous adjoint formulation for the computation of topological and surface sensitivities of ducted flows
- [2] Andrew M. Bradley, PDE-constrained optimization and the adjoint method

200

300

- [3] Luis Fernando Garcia Rodriguez, Topology Optimisation of Fluids Through the Continuous Adjoint Approach in OpenFOAM
- [4] Ulf Nilsson, Description of adjointShapeOptimizationFoam and how to implement new objective functions

本文于 2020-12-03 更新

阅读原始文档

Adjoint Method

返回|主页