

• 模拟多体系统 VI将多体系统的运动方程重构为高维E-Lin程. 并将forward integration转换为寻根问题.

该VI保持系统基本特性更加精确可靠 (守恒-能量). 当前多数算法计算复杂度为 $O(n^3)$. 本文增量式地推导了一种

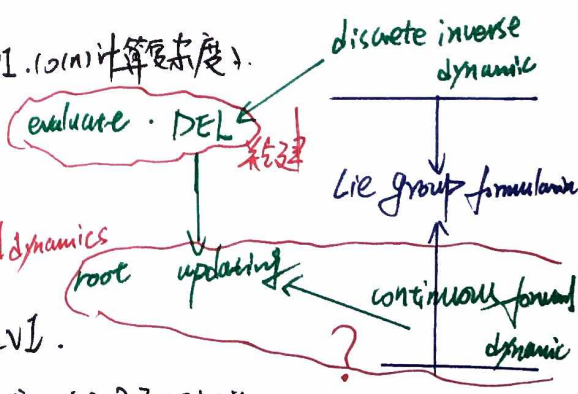
拟牛顿算法解决DEL的寻根问题, 并予以拓展到机器人开链机器人. 创新点在于 DEL的计算估计可以转化为 discrete inverse dynamic problem. 与此同时, approximation of inverse Jacobian 转化为 continuous forward dynamic problem. 受递归-牛顿法控制 RNEA

算法, 和 Articulated Body Algorithm (ABA) 启发: 推导各个体 DEL eqs. Inverse and Forward dynamic problem 计算复杂度为 $O(n)$.

引言

我们解决复杂多体系统精确而高效的模拟问题 (通常称为动力学问题). 现有新方法使用拉格朗日形式 (广义坐标下动能减势能) 并通过最小作用原理推导E-L二阶微分方程. 任意时刻系统状态由给定初值的微分方程积分得来. 但如何的时间保持系统守恒量是关键挑战. 特别是高维时间仿真. 即使使用较优算法求解ODE. 由于误差积累最终产生一些奇异行为 (见freed和vpp的连续例子). 为了解决这个问题, MEEW引入离散 Lagrangian 用于很短时间间隔近似其积分. 并通过高维变为得到 DEL eqs. 他们表明基于 DEL 的 VI 是辛的 (能量守恒 [1, 2]). 不幸的是, 尽管 VI 很稳定, 但仍有在计算复杂性. VI 将运动方程的积分转化为 root-finding problem. 在以下引入复杂性: (1) the evaluation of DEL (2) computation of their gradient (Jacobian) (3) J⁻¹. 尽管存在估计 DEL 方程有效算法, 但他们不使用广义坐标而是将每个杆视为 freebody 并使用约束力来 enforce joints [6, 4, 5]. 当 multibody sys 和 joint constraints 增加将变得更为复杂. 最近 Johnson 和 Murphey [6] 提出了一种 scalable VI. 在广义坐标下表示 DEL eqs. By representing the multibody sys as a tree structure in generalized coordinates, they showed that DEL + gradient + Hessian of the Lagrangian can be calculated recursively # 算法复杂度为 $O(n^2)$ ← evaluate DEL.

$O(n^3)$ ← compute Jacobian (计算复杂度较高). 本文作者则介绍了一种用于多体系统的可行 VI ($O(n)$ 计算复杂度). 并受 RNEA 和 ABA 启发. We formulate the DEL eq individually for each body. 通过杆铰接关系约束, 使用线性时间中的离散逆动力学算法估计 DEL. the same recursive representation is applied to update the root using an impulse-based forward dynamics algorithm. ? 结合上述方法, we 提出 $O(n)$ 拟牛顿法用于寻 DEL 方程, 从而得到线性 VI.



我们将算法与最新可行坐标 VI 对比 [6], 结果表明: 10 dof 快 15 倍, 700 dof 快 32 倍. (时间同寻根方法). 10 dof 快 5.5 倍, 1000 dof 快 53 倍. (新的拟牛顿法寻根). 因为利用 impulse-based forward dynamic algorithm.

摘要

工作建立在高维动力学和 VI. 我们简要描述高维动力学前准语言. → Lie group representation.

2.1 VI in GC.

opt (Lagrangian). $L(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}$, generalized coordinates $q \in \mathbb{R}^n$. 对于 continuous-time sys. 最小作用原理表明系统遵循最小作用积分 $\int_{t_1}^{t_2} L(q(t), \dot{q}(t)) dt$ 此轨迹. 然而, 当我们在计算机模拟时, 由于离散采样间隔 Δt 时间长, 大概的想法是离散化遵循轨迹, 该离散化轨迹上定义 L 以作作用积分并使其最小化. $\int_{t_0}^{t_N} L(q^k, \dot{q}^k) dt \approx \sum_{k=0}^{N-1} L(q^k, \dot{q}^k) \Delta t$. (1)

定义作用积分 (action sum) $\sum_{k=0}^{N-1} L(q^k, \dot{q}^k)$

Minimizing the action sum w.r.t q^k . 我们得到 $E - L \dot{q}$.

$D_i: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^n$ differential operator w.r.t the i -th parameter.

$$D_i L(q^{k+1}, \dot{q}^{k+1}) + D_i L(q^k, \dot{q}^k) = 0. \quad (2)$$

即可解析计算 $D_i L$. 注意边界位置 q^0 和 q^N 不变 [1] *

高维为代替对 $E - L$ 进行逐点积分以模拟轨迹的方法.

解决 root-finding problem.

具体来说 given q^{k-1} 和 q^k , q^{k+1} 由以下方程给定. $f(q^{k+1}) = D_i L(q^{k+1}, \dot{q}^{k+1}) + D_i L(q^k, \dot{q}^k) = 0. \quad (2)$

VI vs. Euler & RK 更具如有的量形为用高维版本 Noether's 定理. VI 的一种几何解释是 DEL \dot{q} 起着

约束的作用, 迫使离散系统在约束流形上 $f(q^{k+1}) = 0$. 从这个意义看, 寻根过程可看作是反馈控制器: 用下一个时间步找到

物理上正确的位置. DEL \dot{q} 同时构造控制律指示给定的位置跟高维流形. 传统认为没有约束产生, 仅考虑当前状态的变化率.

从而导致误差积累.

(2) 式可以用 Newton's method 解决.

Al.

1. 初值 q_0
2. do
3. Evaluate $f(q^{k+1})$
4. if $\|f(q^{k+1})\| < \epsilon$, return q^{k+1}
5. update $q^{k+1} \leftarrow q^{k+1} - \left\{ \frac{f(q^{k+1})}{J^T f(q^{k+1})} \right\} \leftarrow O(n^3)$
6. while num < max.

为避重计算, 可以采用拟牛顿法来近似 J^{-1} . 在 3.2, 3.1 linear-time 来近似 J^{-1} .

2.2 VI in SE(3).

在下节我们介绍 linear-time root-finding 算法 (利用为每个 body 重构 DEL \dot{q}).

我们从 single rigid body 开始.

刚体位置 $T = \begin{bmatrix} R & P \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \in SE(3)$. $R \in SO(3)$, $P \in \mathbb{R}^3$.

The spatial velocity $V = (\omega, v) \in se(3)$, $V = \begin{pmatrix} \omega \\ v \end{pmatrix}$, $[V] = \begin{bmatrix} \hat{\omega} & v \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $\omega \in so(3)$, $v \in \mathbb{R}^3$.
angular velocity linear velocity

Lagrangian of Rigid Body. $L(T, V) = \frac{1}{2} V^T G V - P(T)$. $P: SE(3) \rightarrow \mathbb{R}$, G is spatial inertial matrix & $G = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & mI \end{bmatrix}$, $I \leftarrow$ inertia matrix (com)

类似式(1), DL表示为 $L_d(T^k, T^{k+1}) \approx \int_{t_k}^{t_{k+1}} L(\tau, V) d\tau$. 利用梯形公式近似, $L_d(T^k, T^{k+1}) = \frac{\Delta t}{2} L(T^k, V^k) + \frac{\Delta t}{2} L(T^{k+1}, V^k)$, (9)

V^k 定义为 $V^k = \frac{1}{\Delta t} \log(\Delta T^k)$. 且 $\Delta T^k = (T^k)^{-1} T^{k+1}$, (10) displacement of rb during t_k and t_{k+1} .
Inverse of exponential map.

为了解计算 ΔV^k !

对 log map 的导数定义为 $(\frac{\partial}{\partial T} \log T)[W] = d \log_V([W] \exp(-V))$, (11)
Bernoulli numbers, [15].
We series, arbitrary twist. $d \log_V(W) = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{B_j}{j!} \text{ad}_V^j(W)$. (12)

又 $\text{ad}_V(W) = [V][W] - [W][V]$, $d \log_V$ 矩阵形式可表示为 $[d \log_V] = \sum_{j=0}^{\infty} \frac{B_j}{j!} [\text{ad}_V]^j$, $\text{Coad}_V = \begin{bmatrix} \hat{w} & 0 \\ 0 & \hat{w} \end{bmatrix}$

使用(10), (11), ΔV^k 可表示为 $\Delta V^k = \frac{1}{\Delta t} d \log_{\Delta T^k} (-T^k \Delta T^k + \text{Ad}_{\exp(\Delta T^k)}(T^{k+1} T^{k+1}))$, (14)
 $\text{Ad}_T V = [V] T^{-1}$
 $[\text{Ad}_T V] = \begin{bmatrix} R & 0 \\ \hat{p}R & R \end{bmatrix}$

再由(9), (10), (14) 推导出 DEL eq. $D_2 L_d(T^{k+1}, T^k) + D_1 L_d(T^k, T^{k+1}) = 0$ (16.a)

$$D_2 L_d(T^{k+1}, T^k) = -[\text{Ad}_{\exp(\Delta T^k)}]^{-T} [d \log_{\Delta T^k}]^T G V^{k+1} + \frac{\Delta t}{2} T^k{}^* P(T^k). \quad (16.b)$$

$$D_1 L_d(T^k, T^{k+1}) = [d \log_{\Delta T^k}]^T G V^k + \frac{\Delta t}{2} T^k{}^* P(T^k) \quad (16.c)$$

且对于受控系统, 由 Lagrange-d'Alembert 原理 [1]:

$$D_2 L_d(T^{k-1}, T^k) + D_1 L_d(T^k, T^{k+1}) + F^k = 0. \quad (17) \text{ 其中 } F^k \in \text{se}(3) \text{ 为力在时间间隔 } \Delta t \text{ 上的积分.}$$

Linear-Time VI.

我们引入新的线性时间 VI (在每个 t_k 求解式(3)). 该 VI 由两 linear-time 算法组成. 用于 evaluating DEL eq. 和 updating the root. 我们首先以递归方式推导多体系统的 DEL 方程, 从而得到一个线性时间算法来估计 f_i . 接下来,

我们介绍一种 impulse-based dynamic algorithm 计算下一个位型. 我们提出一种新的线性时间拟牛顿寻根方法寻 DEL 根.
基于冲量的算法

3.1. linear-time evaluation of DEL eq.

如果将 $f_i=0$ 视为动力学约束, 则任何非零的 f_i 都代表了种 residual impulse 残余冲量违反了运动约束. 这样, 估算 f_i 可以被看作一个高维的动力学问题, 给定 q^{k+1}, q^k, \dot{q}^k 计算残余冲量. 我们推导了一个递归 DEL 方程, 使用递归-牛顿迭代算法的类似式 [7, 8]. 假设多体系统可以表示为一个树状结构, 其中 each body 最多具有一个父级和任意数量子级通过关节连接. 我们目标是拓展 (17) 式考虑整个树状结构的动力学.

我们以刚体位型的递归定义开始, $\{0\}$ 为空间固定的惯性坐标系, i 表示为树结构中 i -th 刚体标架 $\{i\}$ 表示第 i 个刚体的结束刚体标架. 系统中刚体位型表示为

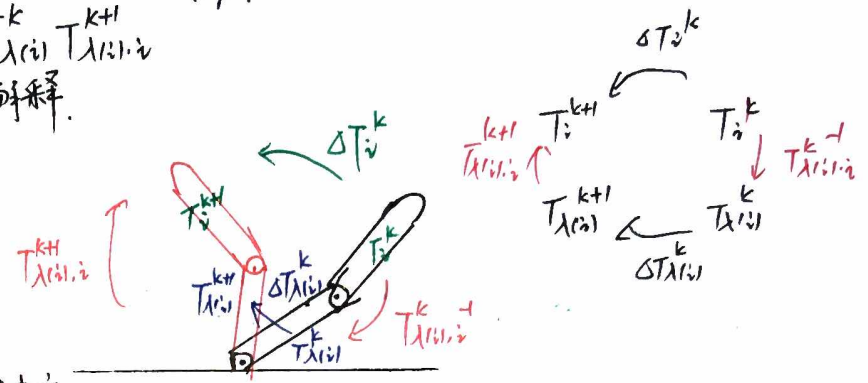
$$T_i^k = T_{\lambda(i)}^k T_{\lambda(i),i}^k \quad (18)$$

q_i^k ?

其中 T_i^k 和 $T_{\lambda(i),i}^k$ 为刚体坐标系到 $\{i\}$ 坐标系的变换, $T_{\lambda(i),i}^k$ 表示从 $\lambda(i)$ 到 i 的变换 (当 i -th 关节位型 q_i^k 的函数).

从 (18) 式刚体位型位移可以写作 $\Delta T_i^k = (T_{\lambda(i),i}^k)^{-1} \Delta T_{\lambda(i)}^k T_{\lambda(i),i}^{k+1}$ (19).

图 1.1(a) 给出了 ΔT_i^k 和 $\Delta T_{\lambda(i)}^k$ 的位型位移的几何解释.



将 (19) 代入 (10) 我们计算得到 i -th 刚体的平均速度

$$V^k = \frac{1}{\Delta t} \log(\Delta T_i^k) \text{ 由于 } \log \text{ map.}$$

连续速度 $V_i = S_i \dot{q}_i$ 不同 (S_i 为 joint Jacobian (13)), 平均速度依赖于 q_i^k 是隐式的. 使用 dlog 是使 DE 关于 q_i^k 隐式

的关键. 对于多体系统中刚体, impulse term F^k 包括父刚体传输的冲量, 以及传输到子刚体的冲量 F_c^k , 以及环境所施加的额外 impulses $F_i^{\text{ext},k}$ (如图 1(b)).

$$F^k = F_i^k - \sum_{c \in \text{children}(i)} \text{Ad}_{T_{i,c}^k} F_c^k + F_c^k + F_i^{\text{ext},k} \quad (20)$$

注意到 F_i^k 为体坐标系下的量, 所以对 F_c^k 需要些树标架的坐标变换. $[\text{Ad}_{T_{i,c}^k}^{-1}]^T F_c^k$. 将这些力代入 (17) 并使用 (16(b) 和 (16(c)). 我们得到了 i -th body 的运动方程.

$$F_i^k = m_i^k - [\text{Ad}_{\text{exp}(\Delta t V_i^k)}]^{-1} m_i^{k-1} + \sum_{c \in \text{children}(i)} [\text{Ad}_{T_{i,c}^k}^{-1}]^T F_c^k - F_i^{\text{ext},k} \quad (21a)$$

$$m_i^k = [\text{dlog}_{\Delta t V_i^k}]^T G_i V_i^k \quad (21b)$$

其中 m_i^k 为 body i 的高散动量. 关节列表 q_i^k 所需的 fix impulse 由 $S_i^T F_i^k$ 给出, 其中 $S_i \in \mathbb{R}^{6 \times n_i}$ 为 i -th 的关节 Jacobian. [13]

若有关节摩擦或驱动 Q_i^k . 残余冲量计算: $f_i = S_i^T F_i^k - Q_i^k \in \mathbb{R}^{n_i}$?

算法总结了递归过程, 我们将其称为高散递归牛顿拉格朗日算法. 它由前向, 反向递归构成. 前向计算每个 body 的速度.

反向计算关节间的力. 假设每个关节自由度为 1. 则每次计算复杂度为 $O(n)$.

A2. DRNEA.

1. for $i=1 \rightarrow n$. do.
2. $T_{\lambda(i),i}^{k+1} = \text{function of } q_i^{k+1}$.
3. $\sigma T_i^k = (T_{\lambda(i),i}^k)^T \Delta T_{\lambda(i)}^k T_{\lambda(i),i}^{k+1}$
4. $V^k = \frac{1}{\Delta t} \log(\sigma T_i^k)$.
5. end for
6. for $i=n \rightarrow 1$. do.
7. $u_i^k = [d \log_{\Delta t} V_i^k]^T G_i V_i^k$
8. $F_i^k = u_i^k - [Ad_{\exp(\sigma V_i^{k-1})}]^T u_i^{k-1} - F_i^{\text{ext},k} + \sum_{c \in \sigma(i)} [Ad_{T_{i,c}^k}]^T F_c^k$.
9. $f_i = S_i F_i^k - Q_i^k$.
10. end for

3.2. Root updating

除了计算 f_i^{k+1} , 牛顿型算法还需计算 Jacobian, 这也是每次迭代计算中昂贵的项. 在这里, 我们提出一种递进的冲量方法. 可以在线性时间内更新根. 我们当前迭代为 l . 下一个时间步位置估计为 $q_{(l)}$. 对 DEL 计算残余冲量 $f(q_{(l)}) = e_{(l)}$. 如果 $e_{(l)}$ 为 0 或非常小, $q_{(l)}$ 为下一个迭代满足 DEL 解. 反之, $e_{(l)}$ 可用于高斯算法的 Δ lines. 如果我们施加质 residual force $-e_{(l)}/\Delta t$.

那么我们将接近 q^{k+1} , Applying such force to the sys can be done by continuous forward dynamics in linear-time (23).

利用 $\frac{1}{\Delta t}(q^k - q^{k-1})$ 近似 \dot{q}^k , 连续情形运动学方程用于计算加速度 $\ddot{q}^k = M^{-1}(q^k) (-C(q^k, \dot{q}^k) \dot{q}^k + Q)$ (23).

再使用二阶中心差分 $q^{k+1} = \Delta t^2 \ddot{q}^k + 2q^k - q^{k-1}$, 并结合 $e_{(l)}$ 改善对根值的估计.

$$q_{(l+1)}^{k+1} = \Delta t^2 M^{-1}(q^k) (-C(\dot{q}^k, q^k) \dot{q}^k + Q - \sum_{m=0}^l \frac{e_{(m)}}{\Delta t}) + 2q^k - q^{k-1} \quad (24)$$

化简合并 $q_{(l+1)}^{k+1} = q_{(l)}^{k+1} - \Delta t M^{-1}(q_{(l)}^k) e_{(l)}$. 得到更新规则.

其中 $\Delta t M^{-1}(q_{(l)}^k) e_{(l)}$ 可以使用 Featherstone (28) 提出的 recursive impulse-based dynamics.

ABL 算法 = articulated body inertia algorithm.

计算复杂度为 $O(n)$. 特别地, ABL 是标称动力学算法计算式 (23). 如果我们让 $\dot{q} \equiv 0$. (消除 Coriolis) 及 $Q \equiv \Delta t e_{(l)}$, ABL 将返回

精确的 $\Delta t M^{-1}(q^k) e_{(l)}$. 与算法相对比, J^{-1} 由 $\Delta t M^{-1}$ 近似. 不过称为 RIRN (递进的 impulse-based quasi-Newton method).

A3. RIRN.

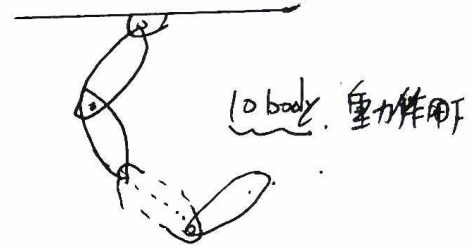
1. initial guess q_0^{k+1}
2. do
3. use DRNEA to evaluate $e \leftarrow f(q^{k+1})$
4. if $\|e\| < \epsilon$ return q^{k+1}
5. use ABL to compute $\Delta t M^{-1}(q^k) e$. $M(q^{k+1})^{-1}$?
6. update $q^{k+1} \leftarrow q^{k+1} - \Delta t M^{-1}(q^k) e$.
7. while num $<$ max.

typo?

3.3. Initial Guess.

牛顿型算法需要较好的初值. 对于R2QN的初值有以下几种方法: ① 使用当前位置作为下一位置的初值 $q_{i,0}^{k+1} = q^k$.
 ② 由显式欧拉积分 $q_{i,0}^{k+1} = q^k + \Delta t \cdot \dot{q}^k$, $\dot{q}^k \approx \frac{1}{\Delta t}(q^k - q^{k-1})$. ③ 由 $\ddot{q}^k = -M^{-1}(C+G)$ 计算加速度, 并利用半隐式 Euler 积分为 $\dot{q}^{k+1} = \dot{q}^k + \Delta t \ddot{q}^k$, 再由 $q_{i,0}^{k+1} = q^k + \Delta t \dot{q}^{k+1}$.

数值实验



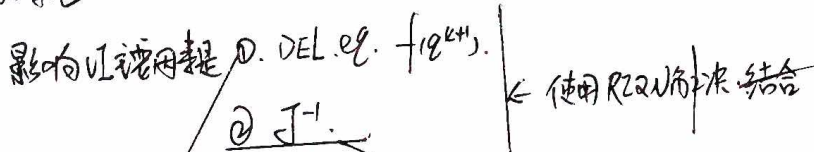
实现 R2QN 和 DRNEA 并与其他算法进行对比 (所有实验 time-step 1ms).

4.1 算法在 DART [17, 18] 实现. DART 是多体仿真 C++ 库. 所有代码在 github.

4.2 首先我们验证了 VI 的能量耗散性. 例如如图. 由连杆与关节构成. R2QN vs semi-implicit method.

易于实现的半隐式算法.

4.3 性能对比.



对于①, 我们将 DRNEA 与 scalable VI 对比.

- ① DRNEA vs SVL
- ② Newton + DRNEA
- ③ Broyden + DRNEA
- ④ R2QN + DRNEA

对于②, 我们比较所提出的 R2QN 与 Newton's 及 Broyden method.

Newton's method 需 exact Jacobian of DEL. 当结合 DRNEA, 为公平起见.

我也推荐了计算 DEL eq w.r.t q^{k+1} 导数义而递归算法. 见附录.

4.4 收敛性.

与 Newton's 相比, 我们考虑了 R2QN 的收敛速度. 检查误差 $f(q_{i,0}^{k+1}) = 0$ 的收敛性 (在十时间步的 DEL eq 迭代中). 对于为了 $Newton + DRNEA > R2QN + DRNEA$ 定义的收敛 (quantitatively visible convergence). 使用 $q_0^{k+1} = 0$ 代替 3.3 中初值. 图 4a 显示在容许范围内, R2QN 收敛快于 Newton's method. 这是符合预期的. 牛顿法具有 quadratic convergence rate, 理论上比拟半隐快. 但在 4.3 节中, DRNEA + R2QN 收敛更快. \rightarrow 拟半隐. 在视觉力矩 (cpu time). 图 4b 显示随时间步, 平均求解根迭代次数. Newton's 比 R2QN 需要少的迭代步.

结论

未来方向是将 linear-time VI 应用到约束动力 (充). 如 contacts or closed-loop chains. 在动力学中处理这类约束的标准方法是前向 DEL 课程, 约束使用 Lagrangian multipliers [1, 2]. 为了继承 R2QN 优势, 一种可能的扩展是使用 impulse-based. forward dynamic 类似思路来求约束力. R2QN 实现也可利用变时间步长的 VI 改善. 利用变时间步长能获得更好的性能. 但是变步长变时间步长也可能会对仿真产生负面影响 [15, 21] 等.