Topological gift wrapping 2D

Link repository

Matteo Maraziti

Federico Tocci

Giacomo Scordino

1 STUDIO PRELIMINARE

I<u>l topological gift wrapping è un algoritmo che produce un insieme di complessi di catene in 2D.</u>

Data una qualsiasi collezione di poliedri cellulari la computazione può essere riassunta con i seguenti passaggi:

- 1. Estrarre i due scheletri dei poliedri;
- 2. Fondere in modo efficiente tutte le loro 2-celle;
- 3. Calcolare su ogni 2-cella il suo complesso di catene locale.

Con tali premesse, l'obiettivo del presente elaborato è stato quello di effettuare una analisi preliminare del codice a disposizione, individuando i compiti principali che l'algoritmo svolge, le dipendenze fra le varie funzione che lo compongono e determinare eventuali criticità su cui è necessario intervenire.

1.1 IL LINGUAGGIO JULIA

L'algoritmo appena introdotto utilizza Julia come linguaggio di programmazione. Esso è stato creato con l'intento di garantire alte prestazioni, sfruttando a pieno le potenzialità del calcolo parallelo. È possibile utilizzare primitive che permettono di sfruttare a pieno i *core* delle macchine sulle quali viene messo in esecuzione il codice Julia, grazie al meccanismo di multi-threading.

Julia può inoltre generare codice nativo per GPU, risorsa che permette di abbattere ulteriormente i tempi di esecuzione dell'algoritmo.

1.2 FUNZIONAMENTO

L'algoritmo è utilizzato localmente su 2-cella per essere decomposta, e invece utilizzato globalmente per generare le 3-celle della partizione dello spazio.

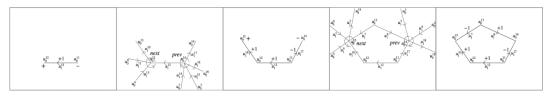


Figura 1: Estrazione di 1 ciclo minimale

Per ogni elemento (1-scheletro) calcolo il bordo ottenendo i due vertici, per ciascun vertice calcolo il cobordo, ovvero individuo gli altri elementi (1-scheletro) con un vertice coincidente (questo passaggio viene effettuato tramite valori matriciali). A questo punto si isolano due elementi tra quelli individuati formando così una catena e si ripete l'algoritmo sugli elementi della catena appena calcolata. L'obiettivo di ciascuna iterazione è quello di individuare una porzione nel piano (ovvero la 1-catena di bordo) Figura 1.

1.2.1 ILLUSTRAZIONE DELLO PSEUDOCODICE

Lo pseudocodice in Figura 2 è il riassunto dell'algoritmo TGW in uno spazio generico di D-dimensionale.

L'algoritmo prende in input una matrice sparsa di dimensioni "m×n" e restituisce una matrice dal dominio delle D-catene a quello dei (d-1) cicli orientati.

- 1. Initialization: $m, n = [\partial_{d-1}].shape$; marks = zeros(n); $[\partial_d^+] = []$;
- 2. while sum(marks) < 2n do
 - (a) select the (d-1)-cell seed of the column extraction
 - (b) compute boundary c_{d-2} of seed cell
 - (c) until boundary c_{d-2} becomes empty do
 - i. corolla = []
 - ii. for each "stem" cell $\tau \in c_{d-2}$ do
 - a. compute the τ coboundary
 - b. compute the new *petal* cell
 - c. orient petal and insert it in corolla
 - iii. insert *corolla* cells in current c_{d-1}
 - iv. compute again the c_{d-2} boundary of c_{d-1}
 - (d) increment the marks counters of used cells
 - (e) append a new column to $[\partial_d^+]$

Figura 2: pseudocodice

1.3 FUNZIONI INTERNE PRINCIPALI

1.3.1 PLANAR ARRANGEMENT

```
function planar_arrangement_1( V, copEV,
                                                                                                           for (dkey, dval) in ordered_dict
               sigma::Lar.Chain=spzeros(Int8, 0),
                                                                                                                i = dkey
                return_edge_map::Bool=false,
                multiproc::Bool=false)
                                                                                                                newedges_nums = map(x->x+finalcells_num, collect(1:size(ev, 1)))
       # data structures initialization
                                                                                                                edge_map[i] = newedges_nums
       edgenum = size(copEV, 1)
                                                                                                                finalcells_num += size(ev, 1)
       edge_map = Array{Array{Int, 1}, 1}(undef,edgenum)
                                                                                                                rV, rEV = Lar.skel_merge(rV, rEV, v, ev)
       rV = Lar.Points(zeros(0, 2))
       rEV = SparseArrays.spzeros(Int8, 0, 0)
                                                                                                       else
       finalcells_num = 0
                                                                                                             # sequential (iterative) processing of edge fragmentation
                                                                                                           for i in 1:edgen
                                                                                                               v, ev = frag_edge(V, copEV, i, bigPI)
        model = (convert(Lar.Points,V'),Lar.cop2lar(copEV))
                                                                                                                newedges_nums = map(x->x+finalcells_num, collect(1:size(ev, 1)))
       bigPI = Lar.spaceindex(model::Lar.LAR)
                                                                                                               edge map[i] = newedges nums
                                                                                                               finalcells_num += size(ev, 1)
    # multiprocessing of edge fragmentation
                                                                                                               rV = convert(Lar.Points, rV)
   if (multiproc == true)
   in_chan = Distributed.RemoteChannel(()->Channel{Int64}(0))
                                                                                                               rV, rEV = Lar.skel_merge(rV, rEV, v, ev)
        \verb"out_chan = Distributed.RemoteChannel(()->Channel{Tuple}(\theta))
       ordered dict = SortedDict{Int64,Tuple}()
       @async begin
                                                                                                        V, copEV = rV, rEV
           for i in 1:edgenum
                                                                                                        V, copEV = merge_vertices!(V, copEV, edge_map)
              put!(in_chan,i)
                                                                                                            return V,copEV,sigma,edge_map
           for p in distributed.workers()
                put!(in_chan,-1)
       for p in distributed.workers()
           @async Base.remote_do(frag_edge_channel, p, in_chan, out_chan, V, copEV, bigPI)
           frag_done_job = take!(out_chan)
           ordered_dict[frag_done_job[1]] = frag_done_job[2]
```

L'obiettivo è partizionare un complesso cellulare passato come parametro. Un complesso cellulare è partizionato quando l'intersezione di ogni possibile coppia di celle del complesso è vuota e l'unione di tutte le celle è l'intero spazio euclideo.

1.3.2 MERGE_VERTICES

```
function merge_vertices!(V::Lar.Points, EV::Lar.ChainOp, edge_map, err=1e-4)
                                                                                                 nEV = spzeros(Int8, nedgenum, size(nV, 1))
  vertsnum = size(V, 1)
                                                                                                  # maps pairs of vertex indices to edge index
                                                                                                  etuple2idx = Dict{Tuple{Int, Int}, Int}()
  newverts = zeros(Int, vertsnum)
                                                                                                  # builds `edge_map`
  # KDTree constructor needs an explicit array of Float64
                                                                                                  for ei in 1:nedgenum
   V = Array{Float64,2}(V)
                                                                                                      nEV[ei, collect(nedges[ei])] .= 1
   kdtree = KDTree(permutedims(V))
                                                                                                      etuple2idx[nedges[ei]] = ei
   # merge congruent vertices
                                                                                                  for i in 1:length(edge_map)
   todelete = []
                                                                                                      row = edge map[i]
   i = 1
                                                                                                      row = map(x\rightarrow edges[x], row)
   for vi in 1:vertsnum
                                                                                                      row = filter(t->t[1]!=t[2], row)
      if !(vi in todelete)
                                                                                                      row = map(x->etuple2idx[x], row)
          nearvs = Lar.inrange(kdtree, V[vi, :], err)
                                                                                                      edge_map[i] = row
          newverts[nearvs] .= i
                                                                                                  end
          nearvs = setdiff(nearvs, vi)
                                                                                                   # return new vertices and new edges
          todelete = union(todelete, nearvs)
                                                                                                  return Lar.Points(nV), nEV
          i = i + 1
   end
   nV = V[setdiff(collect(1:vertsnum), todelete), :]
   # merge congruent edges
   edges = Array{Tuple{Int, Int}, 1}(undef, edgenum)
   oedges = Array{Tuple{Int, Int}, 1}(undef, edgenum)
   for ei in 1:edgenum
      v1, v2 = EV[ei, :].nzind
       edges[ei] = Tuple{Int, Int}(sort([newverts[v1], newverts[v2]]))
       oedges[ei] = Tuple{Int, Int}(sort([v1, v2]))
   nedges = union(edges)
   nedges = filter(t->t[1]!=t[2], nedges)
   nedgenum = length(nedges)
```

Si occupa di fondere vertici congruenti e bordi congruenti, assegnare a coppie di indici di vertici indici di bordo e costruire una mappa dei bordi.

1.3.3 FRAG_EDGE

```
function frag_edge(V, EV::Lar.ChainOp, edge_idx::Int, bigPI)
   alphas = Dict{Float64, Int}()
    edge = EV[edge_idx, :]
    verts = V[edge.nzind, :]
   for i in bigPI[edge_idx]
       if i != edge idx
          intersection = Lar.Arrangement.intersect_edges(
              V, edge, EV[i, :])
           for (point, alpha) in intersection
              verts = [verts: point]
              alphas[alpha] = size(verts, 1)
    alphas[0.0], alphas[1.0] = [1, 2]
   alphas_keys = sort(collect(keys(alphas)))
    edge_num = length(alphas_keys)-1
    verts_num = size(verts, 1)
    ev = SparseArrays.spzeros(Int8, edge_num, verts_num)
   for i in 1:edge_num
       ev[i, alphas[alphas_keys[i]]] = 1
       ev[i, alphas[alphas_keys[i+1]]] = 1
   return verts, ev
```

Si occupa della frammentazione dei bordi in EV usando l'indice spaziale bigPI.

1.4 CONCLUSIONI PER FUTURA OTTIMIZZAZIONE

Analizzando il codice nel dettaglio, è possibile evidenziare che in alcuni passi dell'algoritmo è stato implementato il calcolo parallelo e distribuito. Infatti, nella funzione "planar_arrangement_1", la frammentazione dei bordi può essere effettuata tramite il calcolo asincrono.

Continuando l'analisi del codice ed osservando accuratamente le dipendenze presenti risulta opportuno implementare modifiche con l'obiettivo di migliorare scalabilità, modificabilità e prestazioni di porzioni dello stesso, riducendo l'accoppiamento tra i moduli presenti fattorizzando il codice e continuando ad implementare forme di calcolo parallelo e distribuito. In particolare, alcune di queste modifiche dovranno coinvolgere il codice relativo alla funzione "merge_vertices!", presentata in precedenza. Infatti, ad essa sono assegnate numerose task che possono essere suddivise in diverse sotto funzioni.