Tangent Convolutions for Dense Prediction in 3D

どんなもの?

tangent convolutionの概念に基づいて表面の畳み込みネットワークのための代替構成を開発した。隠れている表面を必要とせず、近似的な法線ベクトル推定をサポートしている任意の形式(点群、メッシュ、polygon soup)で扱える。 tangent convolutionは点の周りの接平面に局所表面形状を映すことに基づいている。これにより接平面の画像を作れる。これらの接平面画像は通常の2Dの畳み込みとして扱われる。tangent convolutionを基礎構成として、U-type networkを設計した。

先行研究と比べてどこがすごいの?

大規模点群を含む現実世界で取ったデータを処理できる。

技術や手法のキモはどこ?

- **tangent convolution(未完成)**
  P={p}が点群、F(p)点Pにおけるtangent convolutionは以下のように定義される。

$$X(\mathbf{p}) = \int_{\pi_{\mathbf{p}}} c(\mathbf{u}) S(\mathbf{u})\, d\mathbf{u},$$

  このとき、u∈R**2はπpの点であり、c(u)は畳み込みカーネル、Sは接平面画像である。

  F(p)はP上の離散スカラー関数であり、中間層から色やジオメトリ、抽象特徴を符号化する。Fを畳み込むにはそれを連続関数に拡張する必要がある。また、pにとっての法線npを設定し、画像平面はpの接平面πpとして扱う。

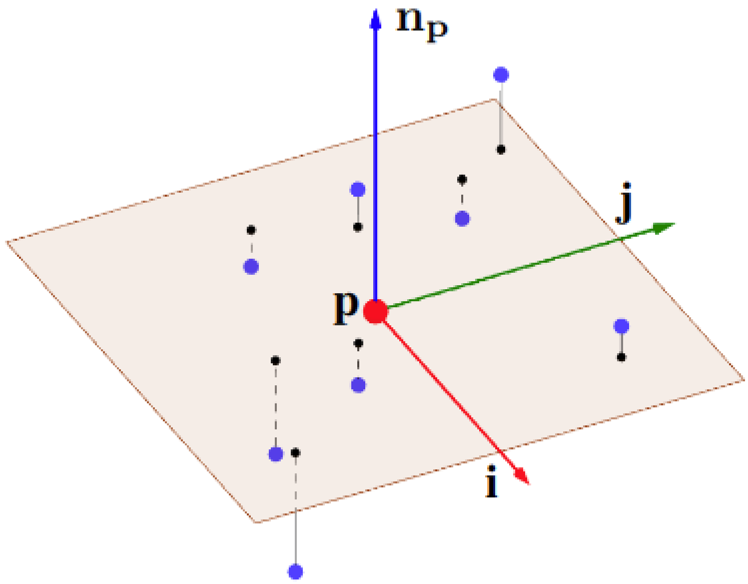
- **接平面推定** まずは各点pについて、局所共分散分析を使ったカメラ画像の向きを推定する。 ||p-q||<Rに当てはまるpを中心とする球内にある近傍点qがあるとき、接平面の向きは共分散行列Cの固有ベクトルによって決定される。Cは以下の通り。

$$\mathbf{C} = \sum_{\mathbf{q}} \mathbf{r}\mathbf{r}^{\top} \quad \mathbf{r} = \mathbf{q} - \mathbf{p}$$

  最小固有値の固有ベクトルは推定された法線平面を定義し、他の固有ベクトルiとjは接平面画像をパラメータ化する2D画像軸を定義する。

- **補完**
  次にpの近傍点qを接平面に投影する。このとき、投影された点vが生成される。vは以下の通りであり、投影は青点がq、赤点がpであるとき下図のようになる。

$$\mathbf{v} = (\mathbf{r}^{\top}\mathbf{i}, \mathbf{r}^{\top}\mathbf{j})$$



また、S(v)は以下のように定義される。

$$S(\mathbf{v}) = F(\mathbf{q})$$

下図の(a)は上の投影図を上から見たものである。シグナル(点を平面に投影したもの)は(a)のままだと離散したままではS(u)に使うことができないので、補完を行う。S(u)は以下の通り。

$$S(\mathbf{u}) = \sum_{\mathbf{v}} \big(w(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \cdot S(\mathbf{v}) \big),$$

ここで、w(u,v)はカーネルの重さでありΣ_v w=1を満たす。 補完は近傍とGussian kernel mixtureの2種類を考えた。下の上の式は近傍、下はGaussian kernel mixtureを表したものである。

どうやって有効だと検証した?

議論はある?

次に読むべき論文は?

-
-

論文関連リンク

-
-

参考リンク

-
-

会議

著者/所属機関

Maxim Tatarchenko, Jaesik Park, Vladlen Koltun, Qian-Yi Zhou

投稿日付(yyyy/MM/dd)

2018/12/21

コメント