

# 研究進捗報告書

ミーティング日：2020年8月18日

学年 D2

氏名 吉田 皓太郎

注意：ミーティング時には、必ず本報告書を作成し、一部を教員に提出すると共に、一部を自分用に持参して下さい。本報告書の提出がない場合、ミーティングは実施しません。また、項目1)から項目3)について未記入の箇所がある場合にも、ミーティングは実施しません。なお、本報告書は手書きでも構いません。

## テーマの概要

- 機械学習を用いたカップ形状の設計支援
- 着後形状予測のためのカップの変形解析

## テーマの目的

1. 定性的な機能要求を満たせるようなカップ形状を設計できる
2. 布の物性とカップのパターンがどのような結びつきを持っているかを調べることができる。

## 今週のミーティング事項について

## 目次

1	研究進捗について	1
1.1	機械学習を用いたシステムの概要について	1
1.2	これからの Todo	3
ミーティング事項の具体的な内容について		

## 1 研究進捗について

先週の研究成果等について報告いたします。

- ▼ 機械学習を用いたシステムの概要について
- ▼ これからの Todo

### 1.1 機械学習を用いたシステムの概要について

機械学習におけるシステムの概要を文字に起こすと、次のようにまとめられる。

- ▼ ガウス・ボネの原理より、第一基本量，第二基本量によって可展面の情報は一意に決定される。これらの基本量は次式に示す形によって表されている。したがって，この可展面情報を一意に決定する関数群  $\alpha, \omega_\eta, \omega_\xi, D$  を機械学習によって学習することができればよい。（厳密には  $D$  は式中には出てこないが， $t$  の定義域が  $[0, D(s)]$  であることから，特徴的であるとしている）

$$E = (\alpha' + \lambda)^2 t^2 - 2 \cos \alpha (\alpha' + \lambda) t + 1, \quad (1)$$

$$F = -\sin \alpha, \quad (2)$$

$$G = 1, \quad (3)$$

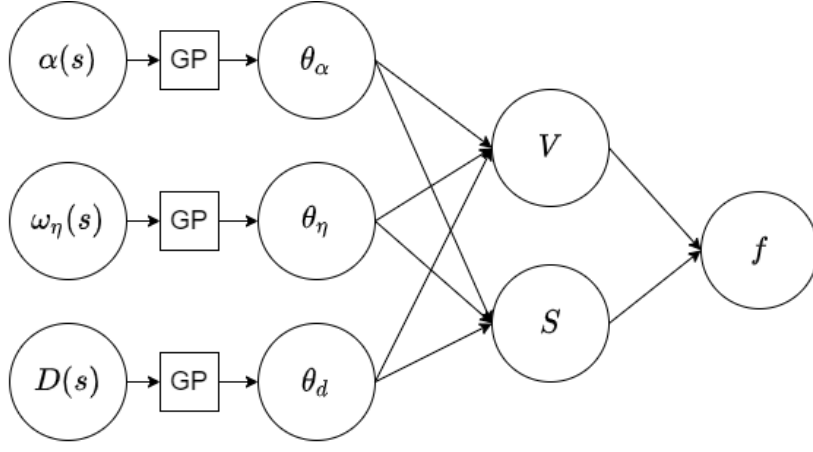


Fig. 1 SYSTEM

$$L = -\omega_\xi + t\{\lambda(-\omega_\xi \cos \alpha + \omega_\zeta \sin \alpha) + \omega'_\zeta \cos \alpha + \omega'_\xi \sin \alpha\}, \quad (4)$$

$$M = \omega_\xi \sin \alpha + \omega_\zeta \cos \alpha, \quad (5)$$

$$N = 0. \quad (6)$$

また、先週にも述べたように、 $\omega_\eta, \omega_\xi$  とワイヤーの空間曲率  $\kappa(s)$  の間には、以下の関係が存在すること、また、データにおける前提としてワイヤーデータはすべて同じものを使っているということから、 $\omega_\xi$  は  $\omega_\eta$  に関して従属的に決定できる。

$$\omega_\eta^2 + \omega_\xi^2 = \kappa^2 \quad (7)$$

このことから、 $\omega_\xi$  は特徴量から除外でき、可展面を決定するのは関数群  $\alpha, \omega_\eta, D$  の3つの関数である。

- ▼ 次に問題となるのが、この3つの関数をどのような特徴空間（パラメータ空間） $S_p$  へ、できるだけ  $\dim S_p$  を小さくしつつ射影するかである。そこで、本研究では、可展面データにおける  $\alpha, \omega_\eta, D$  を、GPを用いてハイパーパラメータベクトル  $\theta_\alpha, \theta_\eta, \theta_D$  を抽出することで、 $\dim S_p$  を小さくしつつ、特徴空間へ射影できると考えた。このベクトル  $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3]$  の各成分は、次式で示す RBF+Linear カーネル式中に現れるパラメータである。

$$k(x_i, x_j) = \theta_1 \exp\left(-\frac{(x_i - x_j)^2}{\theta_2}\right) + \theta_3 x_i x_j \quad (8)$$

- ▼ カップの囲う体積および表面積によって評価関数  $f(V, S)$  を計算する。

「囲う」および「押さえる」を決定する要因を、それぞれカップの囲う体積および表面積とバストにおけるそれらとの差分  $\Delta V, \Delta S$  で表現できるものとする。

- $|\Delta S|$  が小さければ、十分に囲えてることが示されている
- $\Delta V$  が小さい（負の方向に大きくなる）場合、押さえる度合いが大きいことが示されている

上記を考慮し、評価関数を以下のように設定する。

$$f(V, S) = \phi_1 \frac{\Delta V}{V_b} \exp\left(-\phi_2 \left(\frac{\Delta S}{S_b}\right)^2\right) \quad (9)$$

- ▼ 上記を用いて、入力パラメータを  $\theta_\alpha, \theta_\eta, \theta_D$  に対する出力を  $f$  とし学習データを作成,  $f(\theta_\alpha, \theta_\eta, \theta_D)$  を GP を用いて回帰予測を行う.

現在, 学習データが 1100 個程度あり, これを

- 学習用データ 900 個
- 検証用データ 200 個

に分けて, 実行したいと思っております. 現在, 上記のプログラムを実行し, パラメータ化を行っている最中である.

## 1.2 これからの Todo

- ▼ 最後の機械学習も GP を使うと.. なんか同じことを繰り返しているだけな気がするので, ディープラーニング等を用いて何か別の回帰予測を行う手法について検討したい. もしくは, GP に一工夫が欲しい.
- ▼ データを作り直し, 二枚接ぎカップ全体で学習用データを作りたい.

---

4) メモ欄 (ミーティング中に記載)

---

---

5) 次回のミーティングまでの課題 (ノルマ) (ミーティング終了時に記載) ※学生、教員共に記載

---