# 目次

1 近似推論法

# EM アルゴリズムが困難な場合

- EM アルゴリズムで行う計算
  - ullet E ステップでは、潜在変数の事後確率分布  $p(oldsymbol{Z}|oldsymbol{X},oldsymbol{ heta}^{
    m old})$  を計算
  - ullet M ステップでは、完全データ対数尤度  $\ln p(oldsymbol{X},oldsymbol{Z}|oldsymbol{ heta})$  の期待値を計算

$$Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{\text{old}}) = \sum_{\boldsymbol{Z}} p(\boldsymbol{Z}|\boldsymbol{X}, \boldsymbol{\theta}^{\text{old}}) \ln p(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Z}|\boldsymbol{\theta})$$
 (1)

$$Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{\text{old}}) = \int_{\boldsymbol{Z}} p(\boldsymbol{Z}|\boldsymbol{X}, \boldsymbol{\theta}^{\text{old}}) \ln p(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Z}|\boldsymbol{\theta}) d\boldsymbol{Z}$$
(2)

そして、 $\mathcal{Q}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{old}})$  を最大化するパラメータ  $\boldsymbol{\theta}^{\mathrm{new}}$  を求める

$$\theta^{\text{new}} = \underset{\theta}{\operatorname{arg max}} \mathcal{Q}(\theta, \theta^{\text{old}})$$
 (3)

### EM アルゴリズムが困難な場合

- EM アルゴリズムの困難さ
  - 実際に扱うモデルでは、事後分布  $p(\pmb{Z}|\pmb{X},\pmb{\theta}^{\mathrm{old}})$  の計算や、事後分布に 従った期待値  $\mathcal{Q}(\pmb{\theta},\pmb{\theta}^{\mathrm{old}})$  の計算が、不可能であることが多い
  - 隠れ変数の次元が高すぎる
  - 事後分布が複雑な形をしていて、期待値を解析的に計算できない
  - 連続変数であれば、積分が閉形式の解を持たないかもしれない
  - 空間の次元の問題や、被積分項の複雑さから、数値積分すら困難かもしれない
  - 離散変数であれば、期待値を計算するためには、潜在変数の可能な全ての組み合わせについての和を取る必要がある
  - 隠れ変数の次元が高くなると、組み合わせ数が指数的に増大する
  - 計算量が大きすぎて、期待値の厳密な計算がもはや不可能

## EM アルゴリズムが困難な場合

- 近似法
  - EM アルゴリズムが困難であるとき、何らかの方法で<mark>近似</mark>しなければな らない
  - 近似法は、確率的な近似と、決定的な近似の2つに分けられる
- 確率的な近似
  - マルコフ連鎖モンテカルロ法などの手法がある
  - 無限の計算資源があれば、厳密な結果が得られる
  - 実際には計算量が有限であるため、得られる解は近似解となる
- 決定的な近似
  - 事後分布  $p(\mathbf{Z}|\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$  を解析的に近似する
  - 事後分布に対して、何らかの仮定をおく
  - 例えば、単純な項の積として分解できる、あるいは、(ガウス分布などの 特別な) パラメトリックな分布であるといった仮定

### 変分推論

- ここで扱う近似法
  - 変分推論法 (Variational inference) あるいは変分ベイズ法 (Variational Bayes) について扱う
- 変分推論 (Variational inference)
  - 18 世紀のオイラー、ラグランジュらによる変分法 (Calculus of variations) に起源をもつ
  - まずは、変分法について説明をしていく

- 関数と汎関数の違い
  - 通常の関数は、入力として値をとり、出力として関数の値を返す
  - 通常の関数は、値から値への写像である
  - 関数の導関数は、入力値を微小に変えたときに、出力の関数値がどの程度変わるかを表す
  - 汎関数 (Functional) とは、入力として関数をとり、出力として汎関数の値を返す
  - 汎関数は、関数から値への写像である
  - 汎関数微分 (Functional derivative) とは、入力関数が微小に変わったときに、出力の汎関数値がどの程度変わるかを表す
  - 汎関数の微分を、変分という

# 変分法

- 汎関数の例
  - ullet エントロピー H[p] は、確率分布 p(x) を入力として、以下の量を返す汎関数

$$H[p] = -\int p(x) \ln p(x) dx \tag{4}$$

- 汎関数の最適化
  - 多くの問題は、汎関数の値を最適化する問題として定式化できる

  - 通常の最適化では、可能な全てのパラメータ (入力値) の中から、関数を 最大化、あるいは最小化するような1つのパラメータを選び出す
  - 次は、いよいよ変分の計算について説明する



### 変分法

- 変分法
  - 通常の微分を使えば、ある関数 y(x) を最大化 (最小化) するような x の値が求められる
  - ullet 変分法を使えば、汎関数 F[y] を最大化 (最小化) するような、関数 y(x) が求められる
  - 従って、可能な全ての関数 y(x) の中から、F[y] を最大 (最小) にするような関数が得られる
- 変分法によって解ける問題の例
  - 2点を結ぶ最短経路は? (答えは直線)
  - 最速降下曲線は? (答えはサイクロイド)
  - エントロピーが最大になるような確率分布は?(答えはガウス分布)

- 通常の微分の表現
  - 関数  $y(x+\epsilon)$  のテイラー展開は次のように記述できた

$$y(x+\epsilon) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{y^{(n)}(x)}{n!} \epsilon^n$$
 (5)

$$= y(x) + \frac{dy}{dx}\epsilon + \frac{1}{2!}\frac{d^2y}{dx^2}\epsilon^2 + \frac{1}{3!}\frac{d^3y}{dx^3}\epsilon^3 + \cdots$$
 (6)

$$= y(x) + \frac{dy}{dx}\epsilon + O(\epsilon^2)$$
 (7)

- ullet これより微分 dy/dx は、次のように求められる
- 変数 x に微小な変化  $\epsilon$  を加え、このときの関数値  $y(x+\epsilon)$  を  $\epsilon$  の累乗形 として表現する
- 最後に  $\epsilon \to 0$  の極限をとればよい

$$\frac{dy}{dx} = \lim_{\epsilon \to 0} \frac{y(x+\epsilon) - y(x)}{\epsilon} \tag{8}$$



- 多変数関数  $y(x_1,\ldots,x_D)$  の偏微分の表現
  - ullet 多変数関数  $y(x_1,\dots,x_D)$  のテイラー展開は次のように記述できた

$$\mathbf{D}^{n} = \left(\epsilon_{1} \frac{\partial y}{\partial x_{i}} + \dots + \epsilon_{D} \frac{\partial y}{\partial x_{D}}\right)^{n} \tag{9}$$

上記のような演算子 D を考えれば

$$y(x_1 + \epsilon_1, \dots, x_D + \epsilon_D)$$

$$= \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} (\mathbf{D}^n y)(x_1, \dots, x_D)$$

$$= y(x_1, \dots, x_D) + \sum_{i=1}^{D} \frac{\partial y}{\partial x_i} \epsilon_i + \frac{1}{2!} \sum_{i=1}^{D} \sum_{j=1}^{D} \frac{\partial^2 y}{\partial x_i x_j} \epsilon_i \epsilon_j +$$

$$\frac{1}{3!} \sum_{i=1}^{D} \sum_{j=1}^{D} \sum_{k=1}^{D} \frac{\partial^3 y}{\partial x_i x_j x_k} \epsilon_i \epsilon_j \epsilon_k + \cdots$$
(11)

April 4, 2019

### 変分法

であるから

$$y(x_1 + \epsilon_1, \dots, x_D + \epsilon_D)$$

$$= y(x_1, \dots, x_D) + \sum_{i=1}^D \frac{\partial y}{\partial x_i} \epsilon_i + O(\epsilon^2)$$
(12)

ullet これより偏微分  $\partial y/\partial x_i$  は、次のように求められる

$$\frac{\partial y}{\partial x_i} = \lim_{\epsilon_i \to 0} \frac{1}{\epsilon_i} \left( y(x_1, \dots, x_{i-1}, x_i + \epsilon_i, x_{i+1}, \dots, x_D) - y(x_1, \dots, x_{i-1}, x_i, x_{i+1}, \dots, x_D) \right)$$

$$(13)$$

- 変分の表現
  - 多少不正確だが、変分をどのように定義すればよいか考えてみる
  - ここで、各  $x_i$  に対する関数の値  $z_i=y(x_i)$  を個別の変数とみなして、 次の関数  $F(z_1,\ldots,z_D)$  について考えてみよう

$$F(z_1 + \epsilon \eta(x_1), \dots, z_D + \epsilon \eta(x_D))$$

$$= F(z_1, \dots, z_D) + \sum_{i=1}^{D} \frac{\partial F}{\partial z_i} \epsilon \eta(x_i) + O(\epsilon^2)$$
(14)

 $z_i = y(x_i)$  を代入してみると

$$F(y(x_1) + \epsilon \eta(x_1), \dots, y(x_D) + \epsilon \eta(x_D))$$

$$= F(y(x_1), \dots, y(x_D)) + \sum_{i=1}^{D} \frac{\partial F}{\partial y(x_i)} \epsilon \eta(x_i) + O(\epsilon^2)$$
 (15)

- ここで  $D \to \infty$  の極限を取り、 $x_1, \ldots, x_D$  が、ある連続した区間 [a,b] に含まれる、全ての実数を表すことにする
- このとき  $y(x_1), \ldots, y(x_D)$  は、実数の区間 [a,b] で定義される連続関数 y(x) として書けることが分かる
- 同様に  $y(x_1)+\epsilon\eta(x_1),\ldots,y(x_D)+\epsilon\eta(x_D)$  は、実数の区間 [a,b] で定義される連続関数  $y(x)+\epsilon\eta(x)$  として、まとめることができる
- ullet 関数  $\eta(x)$  も、実数の区間 [a,b] で定義される連続関数
- $\bullet$   $\epsilon\eta(x)$  は、y(x) に加わる<mark>摂動</mark>として、考えることができる

• 関数 F は、関数 y(x) や  $y(x)+\epsilon\eta(x)$  を入力として受け取る、汎関数 F[y] として解釈できるから、次のように書ける

$$F(y(x_1) + \epsilon \eta(x_1), \dots, y(x_D) + \epsilon \eta(x_D)) = F[y(x) + \epsilon \eta(x)]$$
(16)

$$F(y(x_1), \dots, y(x_D)) = F[y(x)]$$
 (17)

• 以下の項は、入力を y(x) に摂動を加えて  $y(x)+\epsilon\eta(x)$  へと微小に変化させたときの、汎関数の  $\left(F[y(x)]\right)$  から  $F[y(x)+\epsilon\eta(x)]$  への) 変化量を表している

$$\sum_{i=1}^{D} \frac{\partial F}{\partial y(x_i)} \epsilon \eta(x_i) \tag{18}$$

• 点  $x_i$  における汎関数 F の変化量を、 $x_1, \ldots, x_D$  の範囲について、即ち、実数の区間 [a,b] について足し合わせていると解釈する



### 変分法

- $D \to \infty$  のとき、 $x_1, \ldots, x_D$  は区間 [a,b] における全ての実数を表すから、総和を積分に置き換えられそうである
- ullet 汎関数の微分  $\dfrac{\delta F}{\delta y(x)}$  を使えば、次のように書ける

$$\sum_{i=1}^{D} \frac{\partial F}{\partial y(x_i)} \epsilon \eta(x_i)$$

$$\Rightarrow \int_{a}^{b} \frac{\delta F}{\delta y(x)} \epsilon \eta(x) dx = \epsilon \int_{a}^{b} \frac{\delta F}{\delta y(x)} \eta(x) dx$$
(19)

• 結局、変分  $\frac{\delta F}{\delta y(x)}$  は次のように定義できる

$$F[y(x) + \epsilon \eta(x)] = F[y(x)] + \epsilon \int_{a}^{b} \frac{\delta F}{\delta y(x)} \eta(x) dx + O(\epsilon^{2})$$
 (20)



- ullet F[y] は、区間 [a,b] で定義される関数 y を受け取るとする
- 変分  $\delta F/\delta y$  は、入力関数 y(x) に、任意の微小な変化  $\epsilon \eta(x)$  を加えたときの、汎関数 F[y] の変化量として定義できる
- $\eta(x)$  は x についての任意の関数

Figure D.1 A functional derivative can be defined by considering how the value of a functional F[y] changes when the function y(x) is changed to  $y(x) + \epsilon \eta(x)$  where  $\eta(x)$  is an arbitrary function of x.

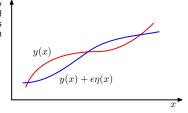


図 1: 
$$y(x)$$
 と  $y(x) + \epsilon \eta(x)$  の表現

# 変分法

- 変分法の例
  - 次の図2を使って、実際に変分を求めてみよう
  - 汎関数 F[y] は、次のように定義されるとする

$$F[y] = \int_{a}^{b} y(x)dx \tag{21}$$

• 汎関数の値  $F[y(x)], F[y(x) + \epsilon \eta(x)]$  は次のようになる

$$F[y(x)] = \int_{a}^{b} y(x)dx \tag{22}$$

$$F[y(x) + \epsilon \eta(x)] = \int_{a}^{b} (y(x) + \epsilon \eta(x)) dx$$
 (23)



## 変分法

•  $F[y(x) + \epsilon \eta(x)]$  は次のように分解できる

$$F[y(x) + \epsilon \eta(x)] = \int_{a}^{b} y(x)dx + \epsilon \int_{a}^{b} \eta(x)dx$$
 (24)

$$= F[y(x)] + \epsilon \int_{a}^{b} \eta(x) dx$$
 (25)

• ここで、変分の定義式は

$$F[y(x) + \epsilon \eta(x)] = F[y(x)] + \epsilon \int_{a}^{b} \frac{\delta F}{\delta y(x)} \eta(x) dx + O(\epsilon^{2})$$
 (26)

であったので、上の 2 つの式を見比べれば、変分  $\delta F/\delta y$  は結局

$$\frac{\delta F}{\delta y(x)} = 1 \tag{27}$$

となることが分かる



April 4, 2019 19 / 45

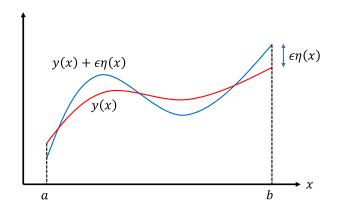


図 2: 区間 [a,b] で定義された関数 y(x) の表現



- 汎関数の最適化
  - 汎関数 F[y] が最大 (最小) となるとき、関数 y(x) の微小な変化に対して、汎関数は変化しないはず
  - 即ち、汎関数が最大 (最小) となるとき、 $F[y(x)+\epsilon\eta(x)]=F[y(x)]$  が 成り立つ
  - 従って、変分の定義式から、以下が成り立つ

$$\int_{a}^{b} \frac{\delta F}{\delta y(x)} \eta(x) dx = 0$$
 (28)

- 上式は任意の  $\eta(x)$  について成立しなければならない
- ullet 従って、変分  $\delta F/\delta y$  は、任意の x について 0 とならなければならない
- 汎関数 F[y] が最大 (最小) となるとき、 $\delta F/\delta y=0$  が成立することが分かった (通常の微分と同じ)

- 変分法の例
  - 様々な汎関数について、変分を導出してみよう
  - また、その汎関数が最大(最小)となるときに成り立つ条件を、導出して みよう

- 汎関数の例(1)
  - y(x) とその微分 y'(x) = dy/dx、そして x によって決まる関数 G(y(x),y'(x),x) があるとする
  - 汎関数 F[y] を、G(y(x), y'(x), x) を区間 [a, b] にわたって積分した結果 を出力する関数として、次のように定める

$$F[y] = \int_{a}^{b} G(y(x), y'(x), x) dx$$
 (29)

• 積分区間は無限であってもよいとする  $(a=-\infty,b=\infty$  でもよい)

• y(x) に摂動  $\epsilon\eta(x)$  を加えたときの、汎関数の値  $F[y(x)+\epsilon\eta(x)]$  を使って、変分  $\delta F/\delta y$  を調べてみる

$$F[y(x) + \epsilon \eta(x)] = \int_a^b G(y(x) + \epsilon \eta(x), y'(x) + \epsilon \eta'(x), x) dx$$
 (30)

ここで、被積分項のテーラー展開を考えれば

$$G(y(x) + \epsilon \eta(x), y'(x) + \epsilon \eta'(x), x)$$

$$= G(y(x), y'(x), x) + \frac{\partial G}{\partial y} \epsilon \eta(x) + \frac{\partial G}{\partial y'} \epsilon \eta'(x) + \frac{\partial G}{\partial x} \cdot 0 + O(\epsilon^{2})$$
(31)

$$= G(y(x), y'(x), x) + \epsilon \left(\frac{\partial G}{\partial y} \eta(x) + \frac{\partial G}{\partial y'} \eta'(x)\right) + O(\epsilon^2)$$
 (32)

#### であるから

$$F[y(x) + \epsilon \eta(x)]$$

$$= \int_{a}^{b} G(y(x) + \epsilon \eta(x), y'(x) + \epsilon \eta'(x), x) dx$$

$$= \int_{a}^{b} \left( G(y(x), y'(x), x) + \frac{\partial G}{\partial y'} \eta'(x) \right) + O(\epsilon^{2}) \right) dx$$

$$= \int_{a}^{b} G(y(x), y'(x), x) dx + \epsilon \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \eta(x) + \frac{\partial G}{\partial y'} \eta'(x) \right) dx + O(\epsilon^{2})$$

$$= F[y(x)] + \epsilon \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \eta(x) + \frac{\partial G}{\partial y'} \eta'(x) \right) dx + O(\epsilon^{2})$$

$$= (34)$$

ここで

$$\int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \eta(x) + \frac{\partial G}{\partial y'} \eta'(x) \right) dx$$

$$= \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \eta(x) \right) dx + \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \eta'(x) \right) dx \qquad (36)$$

$$= \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \eta(x) \right) dx + \left[ \frac{\partial G}{\partial y'} \eta(x) \right]_{a}^{b} - \int_{a}^{b} \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) \eta(x) dx \qquad (37)$$

$$\left[ \frac{\partial G}{\partial y'} \eta(x) \right]_{a}^{b} - \int_{a}^{b} \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) \eta(x) dx \qquad (37)$$

 $= \left[\frac{\partial G}{\partial y'}\eta(x)\right]_a^b + \int_a^b \left(\frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx}\left(\frac{\partial G}{\partial y'}\right)\right)\eta(x)dx \tag{38}$ 

である



- 途中の式変形では、部分積分を使っていることに注意
- ullet いま、積分区間の両端において、y(x) の値は固定されているとする
- これを固定端条件という (図 3)
- このとき、 $\eta(a)=\eta(b)=0$  であるから、上式の最初の項が消えて

$$\int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \eta(x) + \frac{\partial G}{\partial y'} \eta'(x) \right) dx$$

$$= \left[ \frac{\partial G}{\partial y'} \eta(x) \right]_{a}^{b} + \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) \right) \eta(x) dx \qquad (39)$$

$$= \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) \right) \eta(x) dx \qquad (40)$$

のようになる

### 変分法

ullet 従って、摂動を加えたときの汎関数の値  $F[y(x)+\epsilon\eta(x)]$  は

$$F[y(x) + \epsilon \eta(x)] = F[y(x)] + \epsilon \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) \right) \eta(x) dx + O(\epsilon^{2})$$
 (41)

となる

• 上式を、変分の定義式と比べれば

$$F[y(x) + \epsilon \eta(x)] = F[y(x)] + \epsilon \int_{a}^{b} \frac{\delta F}{\delta y(x)} \eta(x) dx + O(\epsilon^{2})$$
 (42)

変分  $\delta F/\delta y$  は次のように書ける

$$\frac{\delta F}{\delta y(x)} = \frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) \tag{43}$$



- 汎関数 F[y] が最大 (最小) になるとき、変分  $\delta F/\delta y$  が 0 になる
- 従って、汎関数が最大 (最小) になるとき、以下の方程式が成り立つ

$$\frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) = 0 \tag{44}$$

- これをオイラー-ラグランジュ方程式という
- オイラー-ラグランジュ方程式は、次のような考え方で導出することもできる
- F[y] が最大 (最小) であれば、摂動  $\epsilon\eta(x)$  によって y(x) が少し変化しても、F[y] の値は変化しないはず
- 従って、F[y] が最大 (最小) であるとき、F[y] の  $\epsilon$  による微分は 0 になるはず



これを数式で表現すると、次のようになる

$$\left. \frac{\partial F[y]}{\partial \epsilon} \right|_{\epsilon=0} = 0 \tag{45}$$

左辺は通常の偏微分であり、これを計算すると

$$\frac{\partial F[y]}{\partial \epsilon} \\
= \frac{\partial}{\partial \epsilon} \int_{a}^{b} G(y, y', x) dx \tag{46}$$

$$= \int_{a}^{b} \frac{\partial}{\partial \epsilon} G(y, y', x) dx \tag{47}$$

$$= \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \epsilon} + \frac{\partial G}{\partial y'} \frac{\partial y'}{\partial \epsilon} + \frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \epsilon} \right) dx \tag{48}$$

$$= \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} \eta(x) + \frac{\partial G}{\partial y'} \eta'(x) \right) dx \tag{49}$$

∢□▶∢御▶∢恵▶∢恵▶ 恵 め

$$= \left[\frac{\partial G}{\partial y'}\eta(x)\right]_{a}^{b} + \int_{a}^{b} \left(\frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx}\left(\frac{\partial G}{\partial y'}\right)\right)\eta(x)dx \qquad (50)$$

$$(\because \eta(a) = \eta(b) = 0)$$

$$= \int_{a}^{b} \left( \frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) \right) \eta(x) dx$$

$$= 0$$
(51)

• 上の式変形では、 $y = y(x) + \epsilon \eta(x)$  であるから

$$\frac{\partial y}{\partial \epsilon} = \eta(x) \tag{52}$$

$$\frac{\partial y'}{\partial \epsilon} = \frac{\partial}{\partial \epsilon} \left( \frac{\partial y}{\partial x} \right) = \frac{\partial}{\partial \epsilon} \left( y'(x) + \epsilon \eta'(x) \right) = \eta'(x) \tag{53}$$

$$\frac{\partial x}{\partial \epsilon} = 0 \tag{54}$$

が成立することを利用している



• 任意の  $\eta(x)$  について、上式が恒等的に成り立つためには

$$\frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) = 0 \tag{55}$$

でなければならないことが分かり、先程と同様に、オイラー-ラグランジュ方程式を得る

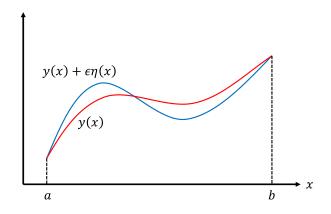


図 3: 制約条件を含んでいる場合の表現

- 汎関数の例(2)
  - 上では G(y(x), y'(x), x) について考えて、変分を導出した
  - y(x) と x のみによって決まり、y'(x) には依存しない関数 G(y(x),x) を考えよう
  - 汎関数 F[y] は、先程と同様に以下で表されるとする

$$F[y] = \int_{a}^{b} G(y(x), x) dx \tag{56}$$

- ullet このとき変分  $\delta F/\delta y$  を求めるのは、非常に簡単である
- 先程の式に、 $\partial G/\partial y'=0$  を代入すれば直ちに得られる

$$\frac{\delta F}{\delta y(x)} = \frac{\partial G}{\partial y} \tag{57}$$



あるいは以下のように書ける

$$\frac{\delta}{\delta y(x)} \int_{a}^{b} G(y(x), x) dx = \frac{\partial}{\partial y} G(y(x), x)$$
 (58)

• F[y] が最大 (最小) であるとき、以下のオイラー-ラグランジュ方程式が成り立つ

$$\frac{\partial G}{\partial y} = 0 \tag{59}$$

- 汎関数の例(3)
  - 今度は、y'(x) と x のみによって決まり、y(x) には依存しない関数 G(y'(x),x) を考えよう
  - ullet この場合も変分  $\delta F/\delta y$  を求めるのは簡単である
  - G(y(x),y'(x),x) の変分の式に、 $\partial G/\partial y=0$  を代入すればよい

$$\frac{\delta F}{\delta y(x)} = -\frac{d}{dx} \left( \frac{\partial G}{\partial y'} \right) \tag{60}$$

• オイラー-ラグランジュ方程式は次のようになる

$$-\frac{d}{dx}\left(\frac{\partial G}{\partial y'}\right) = 0\tag{61}$$



## 変分法

- 汎関数の例 (4)
  - y(x) と y'(x) によって決まる関数 G(y(x), y'(x)) を考えよう
  - このときのオイラー-ラグランジュ方程式を導出してみよう
  - G(y(x), y'(x)) を x で微分すれば

$$\frac{d}{dx}G(y,y')$$

$$= \frac{\partial}{\partial y}G(y,y')\frac{dy}{dx} + \frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\frac{dy'}{dx}$$
(62)

$$= y'\frac{\partial}{\partial y}G(y,y') + \frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\frac{dy'}{dx}$$
 (63)

となるから

$$y'\frac{\partial}{\partial y}G(y,y') = \frac{d}{dx}G(y,y') - \frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\frac{dy'}{dx} \tag{64}$$



また、オイラー-ラグランジュ方程式の両辺に  $y^\prime$  を掛けたものは

$$y'\frac{\partial}{\partial y}G(y,y') - y'\frac{d}{dx}\left(\frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\right) = 0$$
 (65)

これらを連立させて

$$y'\frac{d}{dx}\left(\frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\right) = \frac{d}{dx}G(y,y') - \frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\frac{dy'}{dx}$$
(66)  

$$y'\frac{d}{dx}\left(\frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\right) + \frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\frac{dy'}{dx} = \frac{d}{dx}G(y,y')$$
(67)  

$$\frac{d}{dx}\left(y'\cdot\frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\right) = \frac{d}{dx}G(y,y')$$
(68)  

$$\int \left(\frac{d}{dx}\left(y'\cdot\frac{\partial}{\partial y'}G(y,y')\right)\right)dx =$$
  

$$\int \left(\frac{d}{dx}G(y,y')\right)dx + C$$
(69)

$$G(y, y') = y' \cdot \frac{\partial}{\partial y'} G(y, y') + C \tag{70}$$

となるので、結局オイラー-ラグランジュ方程式は

$$G - y' \frac{\partial G}{\partial y'} = \text{Const.}$$
 (71)

と書ける

# 変分法で解ける問題の例

- 変分法で解ける問題の例(1)
  - 2点 P(0,0)、Q(a,b) を結ぶ最短経路は?
  - 2 点を結ぶ経路  $y=f(x)(0 \le x \le a)$  の長さ l は、次のようになる

$$l = \int_0^a \sqrt{1 + \left(\frac{dy}{dx}\right)^2} dx = \int_0^a \sqrt{1 + y'^2} dx$$
 (72)

ullet 被積分項が y' のみの関数となっていることが分かる

40 / 45

# 変分法で解ける問題の例

ullet G(y'(x),x) の場合の公式を使えば、l の y=f(x) による変分が求まる

$$\frac{\delta l}{\delta f(x)} = -\frac{d}{dx} \left( \frac{\partial}{\partial y'} \sqrt{1 + y'^2} \right)$$
 (73)

$$= -\frac{d}{dx} \left( \frac{1}{2} \frac{1}{\sqrt{1+y'^2}} \frac{\partial}{\partial y'} \left( 1 + y'^2 \right) \right) \tag{74}$$

$$= -\frac{d}{dx} \frac{y'}{\sqrt{1 + y'^2}} \tag{75}$$

ullet l を最小化するような y=f(x) は、上式の変分を 0 と等置すれば

$$-\frac{d}{dx}\frac{y'}{\sqrt{1+y'^2}} = 0 {(76)}$$

$$\therefore \frac{y'}{\sqrt{1+y'^2}} = \text{Const.}$$
 (77)



### 変分法で解ける問題の例

- これは、y' が定数であることを意味している
- 従って、 $y = C_0 x + C_1$  と書ける
- 以上より、2点間を結ぶ最短経路は直線である
- y = f(x) の形について、具体的な仮定は特に置いていないことに注意
- 変分法では、関数そのものを最適化する
- 従って、関数の具体的な形については、特に仮定する必要がない

# 変分法のまとめ

- 変分のまとめ
  - これまでの計算で、次の変分が明らかとなった

$$\frac{\delta}{\delta y(x)} \int G(y(x), y'(x), x) dx = \frac{\partial}{\partial y} G(y(x), y'(x), x) - \frac{d}{dx} \left( \frac{\partial}{\partial y'} G(y(x), y'(x), x) \right)$$
(78)

$$\frac{\delta}{\delta y(x)} \int G(y(x), x) dx = \frac{\partial}{\partial y} G(y(x), x)$$
 (79)

$$\frac{\delta}{\delta y(x)} \int G(y'(x), x) dx = -\frac{d}{dx} \left( \frac{\partial}{\partial y'} G(y'(x), x) \right)$$
 (80)

### 変分法のまとめ

- ここまでの話の流れ
  - 1 変分の定義や、変分の計算法について調査した
  - 2 <mark>変分</mark> (汎関数の微分) とは、入力関数が微小に変化したときの、出力値の 変化量として定義される
  - 3 汎関数が特定の形で表せるとき、変分がどのようになるか計算した
  - 4 汎関数が最大 (最小) になるとき、オイラー-ラグランジュ方程式が成立 した
  - 5 変分法を用いて、2点間を結ぶ最短経路が<mark>直線</mark>になることを確認した
- これからの話の流れ
  - 変分最適化を、どのように推論問題に適用するのかについて調べていく

### 変分推論

- 変分推論が必要だった理由
  - ullet 潜在変数に関する事後分布  $p(oldsymbol{Z}|oldsymbol{X},oldsymbol{ heta})$  の計算は、困難であることが多い
  - ullet  $p(oldsymbol{Z}|oldsymbol{X},oldsymbol{ heta})$  の厳密な計算は諦める代わりに、 $oldsymbol{ ext{N}}$ の確率分布で近似したい
  - 別の確率分布で近似するとき、単純な項の積として表現できるといった、何らかの仮定を置く
- 変分推論の目的
  - 同時分布  $p(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{Z})$  が求まっているときに、事後分布  $p(\boldsymbol{Z}|\boldsymbol{X})$  と、エビデンス  $p(\boldsymbol{X})$  の近似を求める
- 注意点
  - 観測変数と潜在変数をまとめて、X,Zとおく
  - $\bullet$  p(X) は、確率モデルからデータ X が生起する確率である
  - ullet データからみたモデルの好みと解釈できるから、 $p(oldsymbol{X})$  をモデルエビデンスという