目次

① 変分の導入

目次

- ① 変分の導入
 - EM アルゴリズムが困難な場合
 - 変分法
 - 変分法で解ける問題の例
 - 変分法のまとめ

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、 $\mathcal{Q}(\theta, heta^{\mathrm{old}})$ を最大化するパラメータ $heta^{\mathrm{new}}$ 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

目次

- 1 変分の導入
 - EM アルゴリズムが困難な場合
 - 変分法
 - 変分法で解ける問題の例
 - 変分法のまとめ

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

- 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
 - 汎関数の最適化とは、可能な全ての入力関数の中から、汎関数の値を最大化、あるいは最小化するような関数を選び出すことである
 - 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
 - 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 ϵ を加え、このときの関数値 $y(x+\epsilon)$ を ϵ 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 $y(x_1,\ldots,x_D)$ 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)

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



- $D \to \infty$ 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

変分法

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.

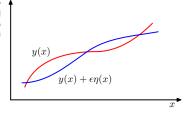


図 1:
$$y(x)$$
 と $y(x) + \epsilon \eta(x)$ の表現

- 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



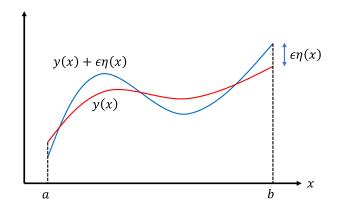


図 2: 区間 [a,b] で定義された関数 y(x) の表現

- 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
- 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

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

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

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

$$= \left[\frac{\partial G}{\partial y'} \eta(x) \right]_{a}^{b} + \int_{a}^{b} \left(\frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial G}{\partial y'} \right) \right) \eta(x) dx \qquad (38)$$

である



28 / 56

- 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

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

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



April 12, 2019 30 / 56

- 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 ϵ による微分は 0 になるはず

31 / 56

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

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

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

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

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

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

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

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

$$= 0$$
(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

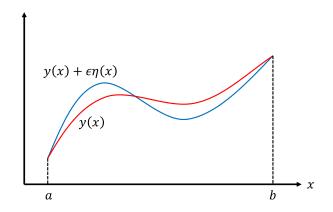


図 3: 制約条件を含んでいる場合の表現

- 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

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

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

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

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



April 12, 2019 40 / 56

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

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



目次

- ① 変分の導入
 - EM アルゴリズムが困難な場合
 - 変分法
 - 変分法で解ける問題の例
 - 変分法のまとめ

- 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)

• 被積分項が y' のみの関数となっていることが分かる

• 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)



- 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

45 / 56

- 変分法で解ける問題の例 (2)
 - エントロピーが最大になるような確率分布は?
 - 確率変数が離散的である場合は、一様分布 (変数の取り得る状態が等確率であるとき)
 - それでは、連続変数の場合はどのようになるか?
 - 確率分布 p(x) のエントロピー H[p] は次で定義された

$$H[p] = -\int p(x) \ln p(x) dx \tag{78}$$

- ullet H[p] を単純に最大化するだけでは、p は確率分布とはならない可能性がある
- そこで、p(x) の x による積分が 1 になる という制約を付けた最大化を行う



- 分散が増加するにつれて、エントロピーは無限に増加する
- これでは、どの分布が最大のエントロピーを持つかという問題を考える 意味がなくなってしまう
- 分布をx方向にずらせば、エントロピーを変更せずに分布を任意に変化させられてしまう
- これより、解が無限に存在するため、劣決定系となってしまう
- そこで、分布の平均を μ に固定して、解が唯一に定まるようにする

即ち、以下の3つの制約の下で、ラグランジュの未定乗数法を使って、 エントロピー H[p] を最大化する

$$\int p(x)dx = 1 \tag{79}$$

$$\int xp(x)dx = \mu \tag{80}$$

$$\int p(x)dx = 1$$

$$\int xp(x)dx = \mu$$

$$\int (x-\mu)^2 p(x)dx = \sigma^2$$
(81)

• 最大化すべきラグランジュ汎関数 $\mathcal{L}[p]$ は次のようになる

$$\mathcal{L}[p] = -\int p(x) \ln p(x) dx + \lambda_1 \left(\int p(x) dx - 1 \right) + \lambda_2 \left(\int x p(x) dx - \mu \right) + \lambda_3 \left(\int (x - \mu)^2 p(x) dx - \sigma^2 \right)$$

$$= \int \left(\lambda_1 p(x) + \lambda_2 x p(x) + \lambda_3 (x - \mu)^2 p(x) - p(x) \ln p(x) \right) dx - \lambda_1 - \mu \lambda_2 - \sigma^2 \lambda_3$$
(83)

• $\mathcal{L}[p]$ を p(x) について変分最適化する

$$\frac{\delta}{\delta p(x)} \mathcal{L}[p]$$

$$= \frac{\delta}{\delta p(x)} \int \left(\lambda_1 p(x) + \lambda_2 x p(x) + \lambda_3 (x - \mu)^2 p(x) - p(x) \ln p(x)\right) dx$$

$$= \frac{\partial}{\partial p(x)} \left(\lambda_1 p(x) + \lambda_2 x p(x) + \lambda_3 (x - \mu)^2 p(x) - p(x) \ln p(x)\right)$$

$$= \lambda_1 + \lambda_2 x + \lambda_3 (x - \mu)^2 - \ln p(x) - 1 = 0$$
(84)

$$p(x) = \exp\left(-1 + \lambda_1 + \lambda_2 x + \lambda_3 (x - \mu)^2\right) \tag{85}$$

• ラグランジュ乗数 $\lambda_1,\lambda_2,\lambda_3$ は次のようにすれば、3 つの制約が満たされる

$$\lambda_1 = 1 - \ln\left(2\pi\sigma^2\right) \tag{86}$$

$$\lambda_2 = 0 \tag{87}$$

$$\lambda_3 = \frac{1}{2\sigma^2} \tag{88}$$

• これより、p(x) は次のように書ける

$$p(x) = \exp\left(-1 + 1 - \ln\left(2\pi\sigma^2\right) + \frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right)$$

$$= \exp\left(-\ln\left(2\pi\sigma^2\right)\right) \exp\left(\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right)$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right)$$

$$= \mathcal{N}(x|\mu, \sigma^2)$$
(89)

- エントロピーを最大化する分布は、ガウス分布であることが分かった
- エントロピーを最大化する際に、分布が非負になるという制約は置かなかった
- しかし、結果として得られた分布は非負であるから、制約をラグランジュ乗数で取り込む必要はなかった
- エントロピーを最小化するような分布は?
 - エントロピーを最小化する特定の分布は存在しない
 - 2 つの点 $x = \mu + \sigma$, $\mu \sigma$ に多くの確率密度を配置し、他の全ての x について、より少ない確率密度を配置することで、分散 σ^2 を維持したままエントロピーを小さくできる
 - これを続けると、 $2 \, \text{点} \, x = \mu + \sigma, \mu \sigma$ に無限の確率密度をもち、他の全ての x について、確率密度が 0 となるように、収束していく

- この極限では、2つのデルタ関数の足し合わせ(混合ディラック分布)となる
- これは、単一の確率分布関数では記述できない
- 従って、上記のように、汎関数微分が 0 となる特定の関数について解く 手法では、得られない解である

目次

- ① 変分の導入
 - EM アルゴリズムが困難な場合
 - 変分法
 - 変分法で解ける問題の例
 - 変分法のまとめ

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

$$\frac{\delta}{\delta y(x)} \int G(y(x), y'(x), x) dx = \frac{\partial}{\partial y} G(y(x), y'(x), x) - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial}{\partial y'} G(y(x), y'(x), x) \right)$$
(91)

$$\frac{\delta}{\delta y(x)} \int G(y(x), x) dx = \frac{\partial}{\partial y} G(y(x), x)$$
 (92)

$$\frac{\delta}{\delta y(x)} \int G(y'(x), x) dx = -\frac{d}{dx} \left(\frac{\partial}{\partial y'} G(y'(x), x) \right)$$
 (93)

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