機械学習コース

Step1		
	コース概要	機械学習コース はじめに
イントロダクシ ン	<b>4</b>	Step1 はじめに
		【数学】受講前テスト1
		【Python】受講前テスト2
		【コース概要】機械学習の世界へようこそ
		【なぜ機械学習が必要なのか】
		【これから学ぶこと】
	機械学習の種類	【教師あり学習(回帰、分類)、応用例】教師あり学習
		【教師あり学習(回帰、分類)、応用例】回帰問題
		【教師あり学習(回帰、分類)、応用例】分類問題
		【教師あり学習(回帰、分類)、応用例】答えは1(YES).0(NO)だけでなくていい!
		【教師あり学習(回帰、分類)、応用例】教師あり学習の応用例
		【教師あり学習(回帰、分類)、応用例】(復習)教師あり学習
		【教師なし学習(クラスタリング)、応用例】教師なし学習
		【教師なし学習(クラスタリング)、応用例】教師なし学習の応用例
		【強化学習、応用例】強化学習
		【強化学習、応用例】強化学習とは?
		【強化学習、応用例】強化学習の応用例
		【まとめ】教師あり学習・教師なし学習・強化学習
	線形代数	【線形代数】
		[トレース]
		[/المار]
		【内積】
		【固有値と固有ベクトル】
	確率	【確率】
		【ベイズの定理、独立】
		【確率密度関数】
		[平均、分散、共分散]
		【ガウス分布】
	情報理論	情報理論
	Python	【Python(パイソン)】
	Step1 修了課題	Step1 確認テスト
	Step 1 is 1 is the	Step1 i weno / 入i・ 【Step1 演習】
		ヒント機能の使い方
10.00		
Step2 回帰	回帰	Step2 はじめに 【回帰問題とは】1変数の線形回帰問題
	回帰問題	
		【单線形回帰】
		【重線形回帰】多変数の線形回帰
		【重線形回帰】仮説hθ(x)を拡張する
	線形回帰モデルの学習	[モデルの学習]学習アルゴリズムはどうする?
		[モデルの学習]最小二乗法のイメージ
		【モデルの学習】パラメータ2つのときをイメージしてみる
		【最急降下法】(復習)目的関数
		【最急降下法】最急降下法 どのように最小化するか
		【最急降下法】初期値が局所最小値だったら
		【最急降下法】複数局所最小値があると、スタート地点によって行く谷が違う
		【最急降下法】複数局所最小値があると、スタート地点によって行く谷が違う 【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る
		【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る
		【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める?
	実践に向けて	【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式
	実践に向けて	【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】
		【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善
	実践に向けて Step2 修了課題	【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト
		【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】
2	Step2 修了課題	【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方
ep3		【最急降下法 線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに
ep3 類	Step2 修了課題	【最急降下法 線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】
ep3 類	Step2 修了課題	【最急降下法線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】
ep3 類	Step2 修了課題	【最急降下法 線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】
ep3 類	Step2 修了課題	【最急降下法線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう
ep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは
ep3 類	Step2 修了課題	【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 上ント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】】Yがのか1かを推測するモデルを作りたい
ep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 練形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】 【分類問題の何メージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】Yがのか1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】Dびスティック回帰
ep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 練彩回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 上ント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】Yが0か1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】ロジスティック回帰
ep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 練形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】 【分類問題の何メージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】Yがのか1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】Dびスティック回帰
ep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 練彩回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 上ント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】Yが0か1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】ロジスティック回帰
ep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 練彩回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 とント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】Yが0か1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】ロジスティック回帰 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】ロジスティック回帰モデル
ep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 練彩回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 セント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題の】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】Yが0か1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】口ジスティック回帰 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】のジスティック回帰モデル 【モデル】のジスティック回帰モデル
ep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 練彩回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 セント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題の】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】Yが0か1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】口ジスティック回帰 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】のデスティック回帰モデル 【モデル】のデスティック回帰モデル 【モデル】のデスティック回帰モデル 【モデル】のデスティック回帰モデル
ep3 m類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 セント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】アがのか1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】アがのか1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】ロジスティック回帰 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】のにシグモイド関数を重ねてみよう 【出力の解釈、分類】仮説he(x)の出力はどう解釈する? 【出力の解釈、分類】仮説he(x)の出力はどう解釈する? 【法定境界】
tep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法】線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最小値を一発で求める 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 ヒント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題 【分類問題の例】 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】「どがらかけかを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】「いがらかけかを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰モデル 【モデル】のディック回帰モデル 【モデル】の解釈、分類】仮説he(x)の出力はどう解釈する? 【出力の解釈、分類】仮説he(x)の出力はどう解釈する? 【出力の解釈、分類】仮説he(x)の出力はどう解釈する? 【出力の解釈、分類】仮説he(x)の出力はどう解釈する? 【法定境界】
lep3 類	Step2 修了課題 分類問題とは	【最急降下法 線形回帰分析の話に戻る 【学習率の調整】学習率αはどうやって決める? 【正規方程式による学習】最急降下法 vs. 正規方程式 【特徴の選びかた】 【学習とテスト】学習結果の改善 Step2 確認テスト 【Step2 演習】 セント機能の使い方 Step3 はじめに 【分類問題の例】 【分類問題のイメージ】分類問題 【分類問題のイメージ】予測してみよう 【分類問題のイメージ】形式的にいうと分類問題とは 【ロジスティック回帰とは】アがのか1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】アがのか1かを推測するモデルを作りたい 【ロジスティック回帰とは】ロジスティック回帰 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】ロジスティック回帰モデル 【モデル】のにシグモイド関数を重ねてみよう 【出力の解釈、分類】仮説he(x)の出力はどう解釈する? 【出力の解釈、分類】仮説he(x)の出力はどう解釈する? 【法定境界】

	1	
		【モデルの学習】目的関数をよりシンプルな表記に
		【モデルの学習】目的関数を最小化しよう
		【学習とテスト】(復習)学習とテスト
		【マルチクラス分類】マルチクラス分類問題
	the state of the s	【マルチクラス分類】一対他分類器
	実践に向けて	【偏ったデータが生じる状況】偏ったデータ
		「液ム液し不明液】砂羊ナ液性カスのではか/
		【適合率と再現率】誤差を直接みるのではなく  [F1値】適合率と再現率を使ってどのようにアルゴリズムを評価するか
		【ROC曲線】 【実践に向けて】
	Chang Mr Zam 15	L 美級に向けて Step3 確認テスト
	Step3 修了課題	Step3 強能 / Ar 【Step3 演習】
		Lント機能の使い方
Step4	   ニューラルネットワーク	Step4 はじめに
ニューラルネット	ニューグルネットソーク	[ニューラルネットワーク]
ワーク		【動機:なぜニューラルネットワークを使うのか?】多項式で特徴を増やせばいいのでは?
		【動機:なぜニューラルネットワークを使うのか?】多項式で特徴を増やすデメリット
		【動機:なぜニューラルネットワークを使うのか?】(復習)多項式で特徴を増やすデメリット
		【動機:なぜニューラルネットワークを使うのか?】画像はどのようにデータとして格納されているの?
		【ニューラルネットワーク略史】
		【脳内のニューロン、ニューロンの計算モデル】
		【脳内のニューロン、ニューロンの計算モデル】一つのニューロンのモデル
	   なぜ隠れ層が必要なのか	【なぜ隠れ層が必要なのか】実例を見てみよう
		【隠れ層なしでも実現できる計算】隠れ層なしでも実現できるもの:AND
		【隠れ層なしでも実現できる計算】隠れ層なしでも実現できるもの:OR
		【隠れ層なしでも実現できる計算】隠れ層なしでも実現できるもの:NOT
		【隠れ層なしでも実現できる計算】隠れ層なしでも実現できるもの: NOT AND NOT
		【隠れ層を導入することで実現できる計算】隠れ層なしでは実現できないもの
		【隠れ層を導入することで実現できる計算】いままでの物を使ってXNORを作ってみよう
	ニューラルネットワークの学習	【フォワードプロパゲーション】ニューラルネットワークを形式的に書くと
	3// 3/ 3/ 3/ 2	【フォワードプロパゲーション】出カユニットを複数持つニューラルネットワーク
		【フォワードプロパゲーション】フォワードプロパゲーションを目で見てみる
		【目的関数】ニューラルネットワークの目的関数
		【バックプロパゲーション】目的関数を最小化する
		[バックプロパゲーション]イメージ
		【バックプロパゲーション】目的関数が最小化している様子をイメージする
		【3層のニューラルネットワークを利用した自動運転】
	Step4 修了課題	Step4 確認テスト
		【Step4 演習】
		ヒント機能の使い方
Step5	実用上の問題と考えられる原因	Step5 はじめに
機械学習モデル		
機械学省セテル		【実用上の問題と考えられる原因】
機械学賞モデル の実践に向けて		【実用上の問題と考えられる原因】 【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】
機械学賞モデルの実践に向けて		
機械学省モアルの実践に向けて	オーバーフィッティング対策	[アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング]
機械学育モアルの実践に向けて	オーバーフィッティング対策	【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト
機械学育モアルの実践に向けて	オーバーフィッティング対策	【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート質料の例
機械学育モデルの実践に向けて	オーバーフィッティング対策	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例
機械子首モアル の実践に向けて	オーバーフィッティング対策	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える
機械子首モアル の実践に向けて	オーバーフィッティング対策	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ
機械子首モアル の実践に向けて	オーバーフィッティング対策	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる
機械子首モアルの実践に向けて	オーバーフィッティング対策	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート質料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたにジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】
機械子省モナルの実践に向けて		【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート質料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたは影下回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】モデル選択過程
機械子省モナルの実践に向けて		【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート質料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたにジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】
機械子首モナルの実践に向けて		【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート質料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたロジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】モデル選択過程 【学習、検証、テスト】を項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定(改)
機械子首モナルの実践に向けて		【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート質料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたロジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】モデル選択過程 【学習、検証、テスト】を項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改)
機械子首七アルの実践に向けて		【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】モデル選択過程 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータの決定
機械子首七アルの実践に向けて		【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】モデル選択過程 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータの決定
機械子音モナルの実践に向けて		【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】を項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータへの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータの選び方 【学習曲線とは】
機械子音モナルの実践に向けて	モデルの選択	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたは総形回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】手デル選択過程 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラメータの選択】制線を回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラメータの選択】計算を回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラメータの選択】計算を回帰の正則化パラメータの決定
機械子音・インルの実践に向けて		【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたは総形回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】手デル選択過程 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータルの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータルの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータルの決定
機械子音・インルの実践に向けて	モデルの選択	【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたロジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】モデル選択過程 【学習、検証、テスト】を項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラブータの選択】非形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラブータの選択】非形回帰の正則化パラメータAの決定
機械子音(中) けて	モデルの選択	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたロジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】を項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラブル発生。その前に 【データの前処理】 【特徴のスケーリング】FEATURE SCALING 【巨大なデータを集める前に】
機様子音七アルの実践に向けて	モデルの選択	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたロジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】を項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】湯料回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】計・コーラルネットワークのアーキテクチャの選び方 【学習曲線とは】 【まとめ】トラブル発生。その前に 【データの前処理】 【特徴のスケーリング】FEATURE SCALING 【巨大なデータを集める前に】 【データの集め方】
機様子音 上 アル の 実践に向けて	モデルの選択 データの前処理 巨大なデータを集める前に	【アンダーフィッテイング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート賃料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたロジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】を項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】縁形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】未の両側の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】まューラルネットワークのアーキテクチャの選び方 【学習曲線とは】 【まとめ】トラブル発生。その前に 【データの前処理】 【特徴のスケーリング】FEATURE SCALING 【巨大なデータを集める前に】 【データの集め方】 【まとめ】巨大なデータを集めるとき
機様子音 上 アル の 実践に向けて	モデルの選択	[アンダーフィッティング、オーバーフィッティング] [モデル選択](復習)学習とテスト [オーバーフィッティング対策]アパート賃料の例 [オーバーフィッティング対策]アパート賃料の例 [オーバーフィッティング対策]ロジスティック回帰での例 [対処法]オーバーフィッティングへの対処法を考える [正則化]正則化のイメージ [正則化された線形回帰とロジスティック回帰]正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる [正則化された線形回帰とロジスティック回帰]正則化された線形回帰モデルの目的関数 [考えられるトラブル] [学習、検証、テスト]モデル選択過程 [学習、検証、テスト]多項式の次数決定 [学習、検証、テスト]多項式の次数の決定(改) [アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出]学習誤差と交差検証誤差をグラフにする [正則化パラメータの選択]無が同帰の正則化パラメータルの決定 [正則化パラメータの選択]ニューラルネットワークのアーキテクチャの選び方 [学習曲線とは] [まとめ]トラブル発生。その前に [データの前処理] [特徴のスケーリング]FEATURE SCALING [巨大なデータを集めるわき] [まとめ]巨大なデータを集めるとき Step5 確認テスト
機械子音に向けて	モデルの選択 データの前処理 巨大なデータを集める前に	[アンダーフィッティング、オーバーフィッティング] [モデル選択](復習)学習とテスト [オーバーフィッティング対策]アパート質料の例 [オーバーフィッティング対策]アパート質料の例 [オーバーフィッティング対策]ロジスティック回帰での例 [対処法]オーバーフィッティングへの対処法を考える [正則化]正則化のイメージ [正則化された総形回帰とロジスティック回帰]正則化された総形回帰モデルに最急降下法を使ってみる [正則化された総形回帰とロジスティック回帰]正則化されたにジスティック回帰モデルの目的関数 [考えられるトラブル] [学習、検証、テスト]を項式の次数決定 [学習、検証、テスト]多項式の次数決定 [学習、検証、テスト]多項式の次数の決定(改) [アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出]学習誤差と交差検証誤差をグラフにする [正則化パラメータの選択]線形回帰の正則化パラメータAの決定 [正則化パラメータの選択]ニューラルネットワークのアーキテクチャの選び方 [学習曲線とは] [まとめ]トラブル発生。その前に [データの前処理] [特徴のスケーリング]FEATURE SCALING [巨大なデータを集める前に] [データの集め方] [まとめ]巨大なデータを集めるとき Step5 確認テスト [Step5 演習]
の実践に向けて	モデルの選択         データの前処理         巨大なデータを集める前に         Step5 修了課題	【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート質料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化 】 正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたロジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】モデル選択過程 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化バラメータの選択】線形回帰の正則化バラメータAの決定 【正則化バラメータの選択】またの選び方 【学習曲線とは】 【まとめ】トラブル発生。その前に 【データの前処理】 【特徴のスケーリング】FEATURE SCALING 【巨大なデータを集める前に】 【データの集め方】 【まとり】巨大なデータを集めるとき Step5 演習】 とント機能の使い方
の実践に向けて Step6	モデルの選択 データの前処理 巨大なデータを集める前に	【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アパート貫料の例 【オーバーフィッティング対策】アパート貫料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーパーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化されたロジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラメータの選択】ニューラルネットワークのアーキテクチャの選び方 【学習曲線とは】 【まとめ】トラブル発生、その前に 【データの頼処理】 【特徴のスケーリング】FEATURE SCALING 【巨大なデータを集める前に】 【データの集め方】 【まとめ】巨大なデータを集めるとき  Step5 確認テスト 【Step5 演習】 ヒント機能の使い方 Step6 はじめに
の実践に向けて	モデルの選択         データの前処理         巨大なデータを集める前に         Step5 修了課題	【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アバート質料の例 【オーバーフィッティング対策】アバート質料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化】正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された印ジスティック回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】モデル選択過程 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータへの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータへの決定 【正則化パラブルタの選択】非形回帰の正則化パラメータの決定 【正則化パラブータの選択】ニューラルネットワークのアーキテクチャの選び方 【学習曲線とは】 【まとめ】トラブル発生。その前に 【データの前処理】 【特徴のスケーリング】FEATURE SCALING 【巨大なデータを集める前に】 【データの頼の五] 【まとめ]巨大なデータを集めるとき Step5 確認テスト 【Step5 演習】 ヒント機能の使い方 Step6 はじめに 【サポートペクトルマシン】
の実践に向けて Step6 サポートペクトル	モデルの選択         データの前処理         巨大なデータを集める前に         Step5 修了課題	【アンダーフィッティング、オーバーフィッティング】 【モデル選択】(復習)学習とテスト 【オーバーフィッティング対策】アバート質料の例 【オーバーフィッティング対策】ロジスティック回帰での例 【対処法】オーバーフィッティングへの対処法を考える 【正則化 I 正則化のイメージ 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 【正則化された線形回帰とロジスティック回帰】正則化された線形回帰モデルの目的関数 【考えられるトラブル】 【学習、検証、テスト】を項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数決定 【学習、検証、テスト】多項式の次数の決定(改) 【アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出】学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 【正則化パラメータの選択】線形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】非形回帰の正則化パラメータAの決定 【正則化パラメータの選択】非不クの選択】にューラルネットワークのアーキテクチャの選び方 【学習曲線とは】 【まとめ】トラブル発生。その前に 「データの前処理】 【特徴のスケーリング】FEATURE SCALING 【巨大なデータを集める前に】 「データの集め方】 【まとめ】巨大なデータを集めるとき Step5 確認テスト 【Step5 演習】 ヒント機能の使い方 Step6 はじめに 【サポートペクトルマシン】 【議別境界をどうやって決める】SVMの決定境界
Step6       サポートベクトル	モデルの選択         データの前処理         巨大なデータを集める前に         Step5 修了課題	「アンダーフィッティング、オーバーフィッティング] 「モデル選択](復習)学習とテスト  【オーバーフィッティング対策] アバート質料の例 「オーバーフィッティング対策] ロジスティック回帰での例 「対処法] オーバーフィッティングへの対処法を考える 「正則化と ] 正則化のイメージ 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰] 正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰] 正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰] 正則化された線形回帰モデルの目的関数 「考えられるトラブル] 「学習、検証、テスト] モデル選択過程 「学習、検証、テスト] 多項式の次数決定 「学習、検証、テスト] 多項式の次数決定 「学習、検証、テスト] 多項式の次数決定 「正則化パラメータの選択] 線形回帰の正則化パラメータんの決定 「正則化パラメータの選択] は形回帰の正則化パラメータの決定 「正則化パラメータの選択] まかりワークのアーキテクチャの選び方 「学習曲線とは」 「まとめ]トラブル発生。その前に 「データの前処理] 「特徴のスケーリング ] FEATURE SCALING 「巨大なデータを集める前に」 「データの集め方] 「まとめ]巨大なデータを集めるとき Step5 確認テスト 「Step6 演習] ヒント機能の使い方 Step6 はじめに 「サポートベクトルマシン] 「識別境界をどうやって決める] SVMの決定境界 「マージン最大化]
Step6       サポートベクトル	モデルの選択         データの前処理         巨大なデータを集める前に         Step5 修了課題	「アンダーフィッティング、オーバーフィッティング] 「モデル選択](復習)学習とテスト 「オーバーフィッティング対策]アバート質料の例 「オーバーフィッティング対策]アバート質料の例 「オーバーフィッティング対策]ロジスティック回帰での例 「対処法]オーバーフィッティングへの対処法を考える 「正則化] 正則化のイメージ 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰]正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰]正則化された線形回帰モデルに正規力程式を使ってみる 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰]正則化された線形回帰モデルの目的関数 「考えられるトラブル] 「学習、検証、テスト]を項式の次数決定 「学習、検証、テスト]を項式の次数決定(改) 「アンダーフィッティングとオーバーフィッティングの検出]学習誤差と交差検証誤差をグラフにする 「正則化パラメータの選択]にユーラルネットワークのアーキテクチャの選び方 「学習曲線とは」 「まとめ]トラブル発生。その前に 「データの前処理] 「特徴のスケーリング]FEATURE SCALING 「巨大なデータを集める前に] 「データの集め方] 「まとめ]巨大なデータを集めるとき Step5 確認テスト 「Step5 演習] ヒント機能の使い方 Step6 はじめに 「サポートベクトルマシン] 「識別境界をどうやって決める]SVMの決定境界 「マージン最大化] 「自的関数]SVMの目的関数はヒンジ関数を使う
Step6       サポートベクトル	モデルの選択         データの前処理         巨大なデータを集める前に         Step5 修了課題	「アンダーフィッティング、オーバーフィッティング] 「モデル選択](復習)学習とテスト  【オーバーフィッティング対策] アバート質料の例 「オーバーフィッティング対策] ロジスティック回帰での例 「対処法] オーバーフィッティングへの対処法を考える 「正則化と ] 正則化のイメージ 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰] 正則化された線形回帰モデルに最急降下法を使ってみる 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰] 正則化された線形回帰モデルに正規方程式を使ってみる 「正則化された線形回帰とロジスティック回帰] 正則化された線形回帰モデルの目的関数 「考えられるトラブル] 「学習、検証、テスト] モデル選択過程 「学習、検証、テスト] 多項式の次数決定 「学習、検証、テスト] 多項式の次数決定 「学習、検証、テスト] 多項式の次数決定 「正則化パラメータの選択] 線形回帰の正則化パラメータんの決定 「正則化パラメータの選択] は形回帰の正則化パラメータの決定 「正則化パラメータの選択] まかりワークのアーキテクチャの選び方 「学習曲線とは」 「まとめ]トラブル発生。その前に 「データの前処理] 「特徴のスケーリング ] FEATURE SCALING 「巨大なデータを集める前に」 「データの集め方] 「まとめ]巨大なデータを集めるとき Step5 確認テスト 「Step6 演習] ヒント機能の使い方 Step6 はじめに 「サポートベクトルマシン] 「識別境界をどうやって決める] SVMの決定境界 「マージン最大化]

	カーネル法	【線形分離不可能なケース】
		[カーネル法とは]カーネル
		【カーネル法とは】ガウシアンカーネルがどんなものか見てみよう
		【カーネル法とは 】ランドマークの選び方
		【カーネル法とは】カーネルを用いたSVM
	サポートベクトルマシンの実践	【サポートベクトルマシンの実現に向けて】SVMの利用法
	サホートベクトルマジンの美成	【カーネルの選択】カーネルを選ぶ
		【サポートベクトルマシンの実現に向けて】ロジスティック回帰 VS. SVM VS. ニューラルネットワーク
		【SVMの利用例】迷惑メール分類器
		【SVMの利用例】誤差を小さくするためになにに力をいれればいいか
		【SVMの利用例】エラ一解析
	k近傍法	k近傍法(knn)
	N.E. 15/14	kd-tree
	O. O. M. 7	I TO THE CONTRACT OF THE CONTR
	Step6 修了課題	Step6 確認テスト
		【Step6 演習】
		ヒント機能の使い方
Step7	教師なし学習とは	Step7 はじめに
教師なし学習		【教師なし学習とは】教師なし学習
	k-meansクラスタリング	【k-meansクラスタリングとは】K平均アルゴリズム
		【アルゴリズム】k平均法の目的関数
		【セントロイドの初期化】初期化について
		【クラスタ数の決定】
		DBSCAN
		【混合ガウスモデル】
		【その他のクラスタリング手法】混合ガウスモデル:多変量正規分布
	主成分分析	【次元削減】
		- * * * * * * * * * * * * * * * * * * *
		【動機:次元削減]次元削減は何に使うの?
		L 助機: 次元削減1次元削減は何に使うの? 【次元削減の注意】
		【主成分分析】もう一つの教師なし学習
		【アルゴリズム】PCAを使うにあたって必要な前処理
		【固有値、固有ベクトル】
		【固有値、固有ベクトル】特異値分解(SVD)
		【アルゴリズム】(復習)PCAの手順1
		【アルゴリズム】(復習)PCAの手順2
		【アルゴリズム】具体的な実装
		【主成分の数を選ぶ】
		【主成分分析を用いた教師あり学習】教師あり学習の高速化
		【その他の次元削減】t-SNE
	その他の教師なし学習	【線形判別分析】
		【線形判別分析】線形判別分析とは
		Francisco Artista and Artista
		1【緑形判別分析】ノイツンヤーの緑形判別分析
		【線形判別分析】フィッシャーの線形判別分析 「B営給知】
	OL . 7 16 7 28 BZ	【異常検知】
	Step7 修了課題	【異常検知】 Step7 確認テスト
	Step7 修了課題	【異常検知】 Step7 確認テスト 【Step7 演習】
	Step7 修了課題	【異常検知】 Step7 確認テスト
Step8	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】 Step7 確認テスト 【Step7 演習】
Step8 ディープラーニン	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】         Step7 確認テスト         【Step7 演習】         ヒント機能の使い方
Step8 ディープラーニング	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】 Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方 Step8 はじめに
Step8 ディープラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】         Step7 確認テスト         【Step7 演習】         ヒント機能の使い方         Step8 はじめに         【パックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数         【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】         Step7 確認テスト         【Step7 演習】         ヒント機能の使い方         Step8 はじめに         【パックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数         【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する         【パックプロパゲーションの実装】イメージ
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	<ul> <li>【異常検知】</li> <li>Step7 確認テスト</li> <li>【Step7 演習】</li> <li>ヒント機能の使い方</li> <li>Step8 はじめに</li> <li>【パックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数</li> <li>【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する</li> <li>【パックプロパゲーションの実装】イメージ</li> <li>【パックプロパゲーションの実装】半純な例を見てみる</li> </ul>
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【パックプロパゲーションの実装】イメージ 【パックプロパゲーションの実装】半純な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】上まれる
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【バックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【バックプロパゲーションの実装】4メージ 【バックプロパゲーションの実装】4が一ジョンの実装】4次一ジ 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】こうして実装する 【バックプロパゲーションの実装】実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない
Step8 ディープラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【パックプロパゲーションの実装】イメージ 【パックプロパゲーションの実装】半純な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】上まれる
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【バックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【バックプロパゲーションの実装】4メージ 【バックプロパゲーションの実装】4が一ジョンの実装】4次一ジ 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】こうして実装する 【バックプロパゲーションの実装】実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【パックプロパゲーションの実装】4メージ 【パックプロパゲーションの実装】4 神統な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】2 神統な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】2 神統な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】表急降下大以外の最適化アルゴリズム
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【バックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【バックプロパゲーションの実装】目が関数を最小化する 【バックプロパゲーションの実装】半純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】上ラして実装する 【バックプロパゲーションの実装】上ラして実装する 【バックプロパゲーションの実装】実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない 【バックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【バックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム
Step8 ディープラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【パックプロパゲーションの実装】目が関数を最小化する 【パックプロパゲーションの実装】イメージ 【パックプロパゲーションの実装】半純な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】上きないの表表 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】上きないの表表 【パックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【パックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【パックプロパゲーションの実装】引起をどのように実装するか
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【パックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【パックプロパゲーションの実装】イメージ 【パックプロパゲーションの実装】上さらして実装する 【パックプロパゲーションの実装】上さらして実装する 【パックプロパゲーションの実装】実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない 【パックプロパゲーションの実装】景色降下法以外の最適化アルゴリズム 【パックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【パックプロパゲーションの実装】日に対して以下をコードとして書いておく 【パックプロパゲーションの実装】勾配をどのように実装するか
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【パックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【パックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【パックプロパゲーションの実装】4メージ 【パックプロパゲーションの実装】4単純な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【パックプロパゲーションの実装】実は、よく使われる活性化関数はシヴモイド関数だけではない 【パックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【パックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【パックプロパゲーションの実装】引急を降下法以外の最適化アルゴリズム 【パックプロパゲーションの実装】気のに対して以下をコードとして書いておく 【パックプロパゲーションの実装】気の記をどのように実装するか 【パックプロパゲーションの実装】気の記をどのように実装するか
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【バックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【バックプロパゲーションの実装】目が関数を最小化する 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】は、よく使われる活性化関数はシヴモイド関数だけではない 【バックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【バックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【バックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【バックプロパゲーションの実装】気にアいていてをコードとして書いておく 【バックプロパゲーションの実装】気にアいていて、ままするか
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	「異常検知
Step8 ディープラーニング	ディーブラーニングの基礎	【異常検知】  Step7 確認テスト 【Step7 演習】 ヒント機能の使い方  Step8 はじめに 【バックプロパゲーションの実装】ニューラルネットワークの目的関数 【バックプロパゲーションの実装】目的関数を最小化する 【バックプロパゲーションの実装】目が関数を最小化する 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】単純な例を見てみる 【バックプロパゲーションの実装】は、よく使われる活性化関数はシヴモイド関数だけではない 【バックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【バックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【バックプロパゲーションの実装】最急降下法以外の最適化アルゴリズム 【バックプロパゲーションの実装】気にアいていてをコードとして書いておく 【バックプロパゲーションの実装】気にアいていて、ままするか
Step8 ディープラーニング	ディーブラーニングの基礎	「異常検知
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	「異常検知
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	「異常検知
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	「異常検知
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	実常検知    Step7 確認テスト   IStep7 演習    ヒント機能の使い方   Step8 はじめに   「バックブロパゲーションの実装]ニューラルネットワークの目的関数   「バックブロパゲーションの実装]目的関数を最小化する   「バックブロパゲーションの実装]目的関数を最小化する   「バックブロパゲーションの実装]単純な例を見てみる   「バックブロパゲーションの実装]単純な例を見てみる   「バックブロパゲーションの実装]実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない   「バックブロパゲーションの実装]実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない   「バックブロパゲーションの実装]最急降下法以外の最適化アルゴリズム   「バックブロパゲーションの実装]会に対して以下をコードとして書いておく   「バックブロパゲーションの実装]のに対して以下をコードとして書いておく   「バックブロパゲーションの実装]を応じて以下をコードとして書いておく   「バックブロパゲーションの実装]を値のように、「バックブロパゲーションの実装]を値の数値的概算   「バックブロパゲーションの実装]が分値の数値的概算   「バックブロパゲーションの実装]が   「バックブロパゲーションの実装]を向の数値的概算   「バックブロパゲーションの実装]を入びに   「バックブロパゲーションの実装]を入びに   「バックブロパゲーションの実装]を入びに   「バックブロパゲーションの実装]を入びに   「バックブロパゲーションの実装]を入びに   「バックブロパゲーションの実装]を入びに   「ボーブラーニング   「ディーブラーニング   「ディーブラーニーローローエーローローローローローローローローローローローローローローローロ
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	国業検知   Step7 確認テスト   IStep7 演習   ヒント機能の使い方   Step8 はじめに
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	【異常検知
Step8 ディーブラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	国業検知   Step7 確認テスト   IStep7 演習   ヒント機能の使い方   Step8 はじめに
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	【異常検知
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	【異常検知
Step8 ディープラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	「異常検知
Step8 ディープラーニング	ディーブラーニングの基礎	実常検知    Step7 確認テスト   [Step7 演習 ]
Step8 ディープラーニン グ	ディーブラーニングの基礎	(実常検知)  Step7 確認テスト (Step7 演習)  ヒント機能の使い方  Step8 はじめに  「バックプロパゲーションの実装]ニューラルネットワークの目的関数  「バックプロパゲーションの実装]目的関数を最小化する  「バックプロパゲーションの実装]単純な例を見てみる  「バックプロパゲーションの実装]単純な例を見てみる  「バックプロパゲーションの実装]実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない  「バックプロパゲーションの実装]実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない  「バックプロパゲーションの実装]表。降下法以外の最適化アルゴリズム  「バックプロパゲーションの実装]表。降下法以外の最適化アルゴリズム  「バックプロパゲーションの実装]到面配をどのように実装するか  「バックプロパゲーションの実装]対面配をどのように実装するか  「バックプロパゲーションの実装]を創金化ライブラリにどのようにパラメータを渡すか  「バックプロパゲーションの実装]が使の数値的概算  「バックプロパゲーションの実装]が分値の数値的概算  「バックプロパゲーションの実装]が分値の数値の数値のではないい?  「バックプロパゲーションの実装]RANDOM INITIALIZATION  「バックプロパゲーションの実装]アーキテクチャーはどうやって決めるの?  「ディーブラーニングの応用例]画風変換  「ディーブラーニングの応用例]1画風変換  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声記載  「ディーブラーニングの応用例]1音声記載
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	[異常検知]   Step7 確認テスト   (Step7 演習)   とい機能の使い方   Step8 はじめに   (バックプロバゲーションの実装]ニューラルネットワークの目的関数   (バックプロバゲーションの実装]目的関数を最小化する   (バックプロバゲーションの実装]目的関数を最小化する   (バックプロバゲーションの実装]単な例を見てみる   (バックプロバゲーションの実装]単な例を見てみる   (バックプロバゲーションの実装]単な例を見てみる   (バックプロバゲーションの実装]をが成る見てみる   (バックプロバゲーションの実装]を対して実装する   (バックプロバゲーションの実装]を対して実装する   (バックプロバゲーションの実装]を対して以下をコードとして書いておく   (バックプロバゲーションの実装]の耐とどのように実装するか   (バックプロバゲーションの実装]の耐とどのように実装するか   (バックプロバゲーションの実装]が   (バックプロバゲーションの実装]が   (バックプロバゲーションの実装]が   (バックプロバゲーションの実装]が   (バックプロバゲーションの実装]が   (バックプロバゲーションの実装]が   (アックプロバゲーションの実装]が   (アックプロバゲーションの実装]が   (アックブロバゲーションの実装]が   (アックデー・ションの実装]が   (アックデー・ションの実装]が   (アィーブラーニングの応用例]画風変換   (ディーブラーニングの応用例]画風変換   (ディーブラーニングの応用例]   (アィーブラーニングの応用例]   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングログラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングのに用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングの応用の)   (アィーブラーニングラーニングの応用の)   (アイブーエングラーニングラーニングログーエングラーニングログーエ
Step8 ディーブラーニング	ディーブラーニングの基礎	(実常検知)  Step7 確認テスト (Step7 演習)  ヒント機能の使い方  Step8 はじめに  「バックプロパゲーションの実装]ニューラルネットワークの目的関数  「バックプロパゲーションの実装]目的関数を最小化する  「バックプロパゲーションの実装]単純な例を見てみる  「バックプロパゲーションの実装]単純な例を見てみる  「バックプロパゲーションの実装]実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない  「バックプロパゲーションの実装]実は、よく使われる活性化関数はシグモイド関数だけではない  「バックプロパゲーションの実装]表。降下法以外の最適化アルゴリズム  「バックプロパゲーションの実装]表。降下法以外の最適化アルゴリズム  「バックプロパゲーションの実装]到面配をどのように実装するか  「バックプロパゲーションの実装]対面配をどのように実装するか  「バックプロパゲーションの実装]を創金化ライブラリにどのようにパラメータを渡すか  「バックプロパゲーションの実装]が使の数値的概算  「バックプロパゲーションの実装]が分値の数値的概算  「バックプロパゲーションの実装]が分値の数値の数値のではないい?  「バックプロパゲーションの実装]RANDOM INITIALIZATION  「バックプロパゲーションの実装]アーキテクチャーはどうやって決めるの?  「ディーブラーニングの応用例]画風変換  「ディーブラーニングの応用例]1画風変換  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声認識  「ディーブラーニングの応用例]1音声記載  「ディーブラーニングの応用例]1音声記載

エデル選択 ・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	【近年の畳み込みニューラルネットワークの発展】 【ディーブラーニング進展の背景】 CNN 【ディーブラーニング進展の背景】RNN/LSTM 【ディーブラーニング進展の背景】本ステップのまとめ 機械学習コース 最後に Step8 確認テスト 【Step8 演習】 ヒント機能の使い方 【確率的モデリング】 はじめに 最尤推定 統計的推定 最尤推定とは 対数尤度の活用 最尤推定による線形回帰 【ナイーブペイズ】 ベイズの定理 ナイーブペイズとは 条件付き独立性 【MAP推定】 MAP推定 MAP推定と正則化 情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準と同じ ベイズ最適化 ハイバーパラメータサーチ ガウス過程 ベイズ最適化とは
ズ	<ul> <li>【ディープラーニング進展の背景]RNN/LSTM</li> <li>【ディープラーニング進展の背景] RNN/LSTM</li> <li>【ディープラーニング進展の背景] 本ステップのまとめ 機械学習コース 最後に</li> <li>Step8 確認テスト</li> <li>【Step8 演習】</li> <li>ヒント機能の使い方</li> <li>【確率的モデリング】</li> <li>はじめに</li> <li>最尤推定</li> <li>統計的推定</li> <li>最尤推定による線形回帰</li> <li>【ナイーブベイズ】</li> <li>ベイズの定理</li> <li>ナイーブベイズとは 条件付き独立性</li> <li>【MAP推定】</li> <li>MAP推定と取り化</li> <li>情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC)</li> <li>ベイズ最適化</li> <li>ハイパーパラメータサーチ ガウス過程</li> </ul>
ズ	<ul> <li>【ディーブラーニング進展の背景】RNN/LSTM</li> <li>【ディーブラーニング進展の背景】本ステップのまとめ 機械学習コース 最後に</li> <li>Step8 確認テスト</li> <li>【Step8 演習】</li> <li>ヒント機能の使い方</li> <li>【確率的モデリング】</li> <li>はじめに</li> <li>最大推定</li> <li>統計的推定</li> <li>最大推定とは 対数尤度の活用</li> <li>最大推定による線形回帰</li> <li>【ナイーブベイズ】</li> <li>ベイズの定理 ナイーブベイズとは 条件付き独立性</li> <li>【MAP推定と正則化 情報量規準・モデル選択 情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC)</li> <li>ベイズ最適化</li> <li>ハイパーパラメータサーチ ガウス過程</li> </ul>
ズ	<ul> <li>【ディーブラーニング進展の背景】本ステップのまとめ 機械学習コース 最後に</li> <li>Step8 確認テスト</li> <li>【Step8 演習】</li> <li>ヒント機能の使い方</li> <li>【確率的モデリング】</li> <li>はじめに</li> <li>最尤推定</li> <li>統計的推定</li> <li>最尤推定とは</li> <li>対数尤度の活用</li> <li>最尤推定による線形回帰</li> <li>【ナイーブベイズ】</li> <li>ベイズの定理</li> <li>ナイーブペイズとは条件付き独立性</li> <li>【MAP推定と正則化</li> <li>情報量規準とは</li> <li>赤池情報量規準とは</li> <li>赤池情報量規準(AIC)</li> <li>ベイズ最適化</li> <li>ハイパーパラメータサーチ</li> <li>ガウス過程</li> </ul>
ズ	Step8 確認テスト         [Step8 演習]         とい人機能の使い方         [確率的モデリング]         はじめに         最大推定         統計的推定         最大推定とよる線形回帰         【ナイーブベイズ】         ベイズの定理         ナイーブペイズとは         条件付き独立性         [MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準・モデル選択         情報量規準(AIC)         ベイズ情報量規準(BIC)         ベイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
ズ	Step8 確認テスト         [Step8 演習]         とい人機能の使い方         [確率的モデリング]         はじめに         最大推定         統計的推定         最大推定とよる線形回帰         【ナイーブベイズ】         ベイズの定理         ナイーブペイズとは         条件付き独立性         [MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準・モデル選択         情報量規準(AIC)         ベイズ情報量規準(BIC)         ベイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
ズ	にント機能の使い方 【確率的モデリング】 はじめに 最尤推定 統計的推定 最尤推定とは 対数尤度の活用 最尤推定による線形回帰 【ナイーブベイズ】 ベイズの定理 ナイーブベイズとは 条件付き独立性 【MAP推定】 MAP推定と正則化 情報量規準・モデル選択 情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC) ベイズ情報量規準(BIC) ベイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
モデル選択	【確率的モデリング】         はじめに         最尤推定         統計的推定         最尤推定とは         対数尤度の活用         最尤推定による線形回帰         【ナイーブペイズ】         ペイズの定理         ナイーブペイズとは         条件付き独立性         【MAP推定】         MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準とは         赤池情報量規準(AIC)         ペイズ情報量規準(BIC)         ペイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
モデル選択	はじめに 最光推定 統計的推定 最尤推定とは 対数尤度の活用 最尤推定による線形回帰 【ナイーブペイズ】 ベイズの定理 ナイーブペイズとは 条件付き独立性 【MAP推定】 MAP推定と正則化 情報量規準・モデル選択 情報量規準・モデル選択 情報量規準(AIC) ベイズ情報量規準(BIC) ベイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
モデル選択	最尤推定 統計的推定 最尤推定とは 対数尤度の活用 最尤推定による線形回帰  【ナイーブペイズ】 ペイズの定理 ナイーブペイズとは 条件付き独立性 【MAP推定】 MAP推定と正則化 情報量規準と正正則化 情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC) ペイズ情報量規準(BIC) ペイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
モデル選択	<ul> <li>統計的推定</li> <li>最尤推定とは</li> <li>対数尤度の活用</li> <li>最尤推定による線形回帰</li> <li>【ナイーブペイズ】</li> <li>ペイズの定理</li> <li>ナイーブペイズとは</li> <li>条件付き独立性</li> <li>【MAP推定】</li> <li>MAP推定と正則化</li> <li>情報量規準・モデル選択</li> <li>情報量規準とは</li> <li>赤池情報量規準(AIC)</li> <li>ペイズ情報量規準(BIC)</li> <li>ベイズ最適化</li> <li>ハイパーパラメータサーチ</li> <li>ガウス過程</li> </ul>
モデル選択	最尤推定とは 対数尤度の活用 最尤推定による線形回帰  【ナイーブベイズ】  ベイズの定理  ナイーブベイズとは 条件付き独立性  【MAP推定】  MAP推定と正則化 情報量規準とよ正則化 情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC) ベイズ情報量規準(BIC)  ベイズ最適化  ハイパーパラメータサーチ  ガウス過程
モデル選択	対数尤度の活用 最尤推定による線形回帰  【ナイーブベイズ】  ベイズの定理  ナイーブベイズとは 条件付き独立性  【MAP推定】  MAP推定と正則化 情報量規準とと正則化 情報量規準とは 赤池情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC)  ベイズ情報量規準(BIC)  ベイズ最適化  ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
モデル選択	最大推定による線形回帰         【ナイーブペイズ】         ペイズの定理         ナイーブペイズとは         条件付き独立性         【MAP推定】         MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準とは         赤池情報量規準(AIC)         ペイズ情報量規準(BIC)         ペイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
モデル選択	【ナイーブペイズ】         ペイズの定理         ナイーブペイズとは         条件付き独立性         【MAP推定】         MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準とは         赤池情報量規準(AIC)         ペイズ情報量規準(BIC)         ペイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
モデル選択	ベイズの定理         ナイーブペイズとは         条件付き独立性         [MAP推定]         MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準とは         赤池情報量規準(AIC)         ベイズ情報量規準(BIC)         ベイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
	ナイーブペイズとは         条件付き独立性         [MAP推定]         MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準とは         赤池情報量規準(AIC)         ベイズ情報量規準(BIC)         ベイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
	条件付き独立性         [MAP推定]         MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準とは         赤池情報量規準(AIC)         ベイズ情報量規準(BIC)         ベイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
	【MAP推定】         MAP推定と正則化         情報量規準・モデル選択         情報量規準とは         赤池情報量規準(AIC)         ベイズ情報量規準(BIC)         ベイズ最適化         ハイパーパラメータサーチ         ガウス過程
	MAP推定と正則化 情報量規準・モデル選択 情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC) ベイズ情報量規準(BIC) ベイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
	情報量規準・モデル選択 情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC) ベイズ情報量規準(BIC) ベイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
	情報量規準とは 赤池情報量規準(AIC) ベイズ情報量規準(BIC) ベイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
	赤池情報量規準(AIC) ベイズ情報量規準(BIC) ベイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
;	ベイズ情報量規準(BIC) ベイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
;	ペイズ最適化 ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
:	ハイパーパラメータサーチ ガウス過程
	ガウス過程
	ベイズ最適化とは
	【Step9 演習】
	【決定木】はじめに
	決定木
	決定木とは
	決定木の学習
	Gini係数について
	決定木のメリット・デメリット
学習	【アンサンブル学習】
	アンサンブル学習とは
	ブースティング
	バギング
	ランダムフォレスト
	スタッキング
	まとめ
	【Step10 演習】 機械学習コース 演習
	機械学習コース 演習ファイル原本 ヒント機能の使い方
	機械学習コース参考書
	機械学習コース参考文献
	【更新履歴】機械学習
	ReNom
	ディープラーニングコース はじめに
	Step1 はじめに
- ・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	Step1 はじめに ディープラーニングコース 受講前テスト
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに ディープラーニングコース 受講前テスト ディープラーニングの世界へようこそ
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに       ディープラーニングコース 受講前テスト       ディープラーニングの世界へようこそ       人工知能の歴史
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに ディープラーニングコース 受講前テスト ディープラーニングの世界へようこそ 人工知能の歴史 ディープラーニングとは
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに ディープラーニングコース 受講前テスト ディープラーニングの世界へようこそ 人工知能の歴史 ディープラーニングとは ディープラーニングの注目
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに ディープラーニングコース 受講前テスト ディープラーニングの世界へようこそ 人工知能の歴史 ディープラーニングとは ディープラーニングの注目 産業での応用例
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに       ディープラーニングコース 受講前テスト       ディープラーニングの世界へようこそ       人工知能の歴史       ディープラーニングとは       ディープラーニングの注目       産業での応用例       機械学習
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに         ディープラーニングコース 受講前テスト         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディーブラーニングとは         ディーブラーニングの注目         産業での応用例         機械学習         ディープラーニングの種類
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに ディープラーニングコース 受講前テスト ディープラーニングの世界へようこそ 人工知能の歴史 ディーブラーニングとは ディーブラーニングの注目 産業での応用例 機械学習 ディープラーニングの種類 演習
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに         ディープラーニングコース 受講前テスト         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングとは         ディープラーニングの種類         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         [Step1 演習]
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに         ディープラーニングコース 受講前テスト         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングとは         ディープラーニングの種類         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         [Step1 演習]         ヒント機能の使い方
	Step1 はじめに         ディープラーニングコース 受講前テスト         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングとは         ディープラーニングの種類         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         [Step1 演習]         ヒント機能の使い方         [E資格]フレームワークを利用した実装
ニングの世界へようこそ	Step1 はじめに         ディープラーニングコース 受講前テスト         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングの注目         産業での応用例         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         [Step1 演習]         ヒント機能の使い方         [E資格]フレームワークを利用した実装         Step2 はじめに
ットワークの基礎	Step1 はじめに         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングとは         ディープラーニングの注目         産業での応用例         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         Lント機能の使い方         [E資格]フレームワークを利用した実装         Step2 はじめに         ニューラルネットワークの基礎
	Step1 はじめに         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングとは         ディープラーニングの注目         産業での応用例         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         Lント機能の使い方         [E資格]フレームワークを利用した実装         Step2 はじめに         ニューラルネットワークの基礎         脳とニューロン
ットワークの基礎	Step1 はじめに         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングとは         ディープラーニングの注目         産業での応用例         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         [Step1 演習]         ヒント機能の使い方         [E資格]フレームワークを利用した実装         Step2 はじめに         ニューラルネットワークの基礎         脳とニューロン         ニューラルネットワークと単純なモデル
ットワークの基礎	Step1 はじめに         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングとは         ディープラーニングの注目         産業での応用例         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         [Step1 演習]         ヒント機能の使い方         [E資格]フレームワークを利用した実装         Step2 はじめに         ニューラルネットワークの基礎         脳とニューロン         ニューラルネットワークと単純なモデル         論理回路
ットワークの基礎	Step1 はじめに         ディーブラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディーブラーニングの注目         産業での応用例         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         [Step1 演習]         とント機能の使い方         [E資格]フレームワークを利用した実装         Step2 はじめに         ニューラルネットワークの基礎         脳とニューロン         ニューラルネットワークと単純なモデル         論理回路         AND回路
ットワークの基礎	Step1 はじめに         ディープラーニングの世界へようこそ         人工知能の歴史         ディープラーニングとは         ディープラーニングの注目         産業での応用例         機械学習         ディープラーニングの種類         演習         [Step1 演習]         ヒント機能の使い方         [E資格]フレームワークを利用した実装         Step2 はじめに         ニューラルネットワークの基礎         脳とニューロン         ニューラルネットワークと単純なモデル         論理回路
	学習

ディープラーニングコース

1		ステップ関数
		単純パーセプトロン②
		シグモイド関数
	ロジスティック回帰	ロジスティック回帰
		例)ロジスティック回帰
		ロジスティック回帰の限界
	タクラスロジスティック回帰	多クラスロジスティック回帰
	272.11.21.17.17.17.17.17.17.17.17.17.17.17.17.17	ソフトマックス関数
		線形分類と非線形分類
	多層パーセプトロン	XOR回路
		多層パーセプトロン
		ReLU
		例)多クラス分類
	モデルの学習	ネットワークの学習
	C///007-1	計算グラフ
		ネットワークの学習方法
		フォワードプロパゲーション
		コスト関数
		最適化とは
		最適化の方法
		パックプロパゲーション
		バックプロパゲーションの計算
		パラメータの更新:勾配降下法
		局所的最小値の問題
		パラメータの更新:確率的勾配降下法
		ハフメーダの更新: 確率的勾配降下法 データの正規化
		パラメータの初期化ニューラルネットワークの学習まとめ
		学習とテスト
	Chan C 文字 III	学育とアスト 【Step2 演習】
	Step2 演習	トント機能の使い方
	の4	
010	Step2 E資格サンプル問題	Step2 E資格サンプル問題
Step3 ニューラルネット	ニューラルネットワークの改善	Step3 はじめに ニューラルネットワークの改善
ワークの改善		
		ディープニューラルネットワーク 勾配消失問題
	活性化関数	活性化関数
	冶工に対数	シグモイド関数
		ングモイト関数 ハイパボリックタンジェント(Tanh)関数
		ハイババッツグダンシェント(Tallit)関数 ReLU
		Leaky ReLU
		その他の活性化関数
	正則化	オーバーフィッティング
		正則化
		ドロップアウト
		ノイズ
		半教師あり学習
		マルチタスク学習
		能動学習
		パラメータ共有
	 最適化	最適化
	A.C. 10	最適化が抱える課題①
		最適化が抱える課題②
		基本的な学習アルゴリズム
		モメンタム
		学習率調整アルゴリズム
		Adagrad
		RMSprop
		Adam
		二次手法の近似
	Step3 演習	【Step3 演習】
		ヒント機能の使い方
	Step3 E資格サンプル問題	Step3 E資格サンプル問題
Step4	畳み込みニューラルネットワーク	Step4 はじめに
Step4 畳み込みニュー ラルネットワーク		畳み込みニューラルネットワーク
	畳み込みとプーリング	畳み込みとは?
		畳み込み層を使う際のテクニック
		二次元の畳み込み
		なぜ畳み込みを行うのか?
		畳み込み関数の変種
		プーリング層
	CNNの応用	構造出力とデータの種類
		効率的な畳み込み
		特徴量の学習
		CNNと神経科学
		学習時のテクニック

I	I	データ拡張
	CNNの構造	CNNの構造例
		AlexNet≿VGG16
		GoogLeNet
		ResNet
		まとめ
	Step4 演習	【Step4 演習】
		ヒント機能の使い方
	Step4 E資格サンプル問題	Step4 E資格サンプル問題
Step5	回帰結合型ニューラルネットワーク	Step5 はじめに
Step5 回帰結合型		RNNE/Li?
ニューラルネットワーク		計算グラフの展開
		RNNの順伝播
		RNNの逆伝播
		RNNの逆伝播
	RNNの様々なモデル	RNNと有向グラフィカルモデル
		双方向RNN
		Encoder-Decoder
		Attention Model
		その他のモデル
		エコーステートネットワーク
	長期依存性	長期依存性の問題
	KMIXITIE	長期依存性の処理
		長期依存性の処理
		長期依存性の処理
		長期依存性の最適化
		最後に
	Step5 演習	版版に 【Step5 演習】
	Siep5 演目	ヒント機能の使い方
	Step5 E資格サンプル問題	Step5 E資格サンプル問題
Stone	前提知識の確認	Step6 はじめに
Step6 生成モデル	削援和誠の推認	はじめに
		前提知識の確認
		条件付き確率と同時確率
		周辺確率とベイズの定理
		KL-divergence 潜在変数モデル
		*****
		凸関数とイエンセンの不等式
	700 L L	識別モデルと生成モデル
	深層生成モデル	深層生成モデル
		Variational Auto-Encoder(VAE)
		VAEの目的関数
	10.145	変分下界の最適化とリパラメトリゼーショントリック
	VQ-VAE	VQ-VAE
		潜在変数について
		VQ-VAE Encoding, Embedding, Decoding
		VQ-VAE 勾配の計算と損失関数
		VQ-VAELta?
		VAEの派生モデル
	GAN	Generative Adversarial Networks(GAN)
		DCGAN
		Conditional-GAN
	401.00-	近年の研究動向
	おわりに	おわりに
	Step6 演習	【Step6 演習】
	0	ヒント機能の使い方
	Step6 E資格サンプル問題	Step6 E資格サンプル問題
Step7 強化学習	強化学習とは	Step7 はじめに
法化子目		イントロダクション
		強化学習の環境
		方策 (Policy)
		収益と価値 (Return and Value )
		探索と利用
	強化学習の定式化	環境の定式化
		マルコフ決定過程 (Markov Decision Process, MDP)
		方策と収益(Policy and Return)
		価値関数 (Value Functions)
		ベルマン方程式 (Bellman's Equation)
	動的計画法	強化学習のアルゴリズムの分類
		動的計画法 (Dynamic Programming, DP)
		価値反復法 (Value Iteration Methods)
		方策反復法 (Policy Iteration Methods)
	モンテカルロ法とTD法	モデルフリー (Model-Free)
		モンテカルロ法 (Monte Carlo Methods)
		TD法 (Temporal Difference Methods)
		Sarsa
1	1	-

l	I	e WITH (e.e., )
		Q学習 (Q-Learning)
	DQN	Deep Q-Network (DQN)とは
		DQNの特徴
		DQNの改良 (Double DQN, Prioritized Replay Dueling DQN)
	方策勾配法	方策勾配法とは (Policy Gradient Methods)
		REINFORCE
		Actor-Critic Actor-Critic
	A3C	A3C
		A3Cの損失関数
		A3Cの学習手法
		A3Cの性能
		A3CŁA2C
	まとめ	まとめ
	Step7 演習	【Step7 演習】
		ヒント機能の使い方
		ディープラーニングコース おわりに
	Step7 E資格サンプル問題	Step7 E資格サンプル問題
Step8	深層学習の適用方法 画像認識	画像認識
Step8 深層学習の応用		画像認識の様々な手法
		ResNet
		Wide ResNet
		EfficientNet
		EfficientNetの性能
		Emiclentinetの注能 ResNetの派生モデル
		画像認識のまとめ
	深層学習の適用方法 画像の局在化・検知・セグメンテーション	物体検出&セグメンテーション
		R-CNN
		R-CNNの問題点
		Fast R-CNN
		Faster R-CNN
		RPN (Region Proposal Network)
		FCOS
		Instance Segmentation
		画像の局在化、検知、セグメンテーション
		ハードネガティブマイニング
		MobileNet
		DenseNet
		自然言語処理
		Transformer
		Transformer Attention
		Attention
		Attention Embedding & Positional Encoding
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT)
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケプストラム
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケプストラム
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラム ケブストラム 係数(MFCC)
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケプストラム ケプストラム ケプストラム 係数(MFCC) CTCの概要
	深層学習の適用方法 音声認識	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケプストラム ケプストラム ケプストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケプストラム ケプストラムの導出 メル周波数ケプストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラム ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラム ケブストラム ダブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network)
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラム ダブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラムの導出 メル間波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GNNの適用
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラムの導出 メル周波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GNNの適用 GATのコンセプト
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケプストラム ケプストラムの導出 メル周波数ケプストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GNNの適用 GATのコンセプト GATの派生モデル
	グラフニューラルネットワーク	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラムの導出 メル周波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GNNの適用 GATのルンセプト GATの派生モデル GNNの実装
		Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラム クブストラムの導出 メル周波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GNNの適用 GATのコンセプト GATの派生モデル GNNの実装 メタ学習
	グラフニューラルネットワーク	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変検 [発展] 高速フーリエ変検(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラム ケブストラムの導出 メル周波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GATのコンセブト GATの派生モデル GNNの変装 メタ学習 MAML
	グラフニューラルネットワーク	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラム ケブストラム ケブストラム ケブストラムの導出 メル間波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GNNの適用 GATのコンセブト GATの派生モデル GNNの実装 メタ学習 MAML Neural Process
	グラフニューラルネットワーク	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラムの導出 メル周波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCので概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GNNの適用 GATのコンセプト GATの派生モデル GNNの実装 メタ学習 MAML Neural Process 距離学習
	グラフニューラルネットワーク	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラム ケブストラム ケブストラム ケブストラムの導出 メル間波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GNNの適用 GATのコンセブト GATの派生モデル GNNの実装 メタ学習 MAML Neural Process
	グラフニューラルネットワーク	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラムの導出 メル周波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCので概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GNNの適用 GATのコンセプト GATの派生モデル GNNの実装 メタ学習 MAML Neural Process 距離学習
	グラフニューラルネットワーク	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリェ変換 [発展] 高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケプストラム ケプストラムの導出 メル周波数ケプストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Oraph Convolutional Network) GATの派生モデル GNNの実装 メタ学習 MAML Neural Process 距離学習 Siamese Network
	グラフニューラルネットワーク	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変検 [発展] 高速フーリエ変検(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラムの導出 メル周波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GCN(Graph Convolutional Network) GNNの適用 GATのコンセプト GATの派生モデル GNNの実装 メタ学習 MAML Neural Process 距離学習 Siamese Network Triplet Network
	グラフニューラルネットワーク メタ学習 距離学習	Attention Embedding & Positional Encoding Encoder & Decoder 深層学習を用いた自然言語処理 自然言語のデータ拡張 BERT GPT 音声認識の流れ 音声の前処理 音声波形 フーリエ変換 「発展」高速フーリエ変換(FFT) FFTの応用 メル尺度 ケブストラム ケブストラムの導出 メル周波数ケブストラム 係数(MFCC) CTCの概要 CTCのアルゴリズム Text to Speech グラフ畳み込み ノード・グラフの表現学習 GNN(Graph Neural Network) GNNの適用 GATのコンセプト GATの派生モデル GNNの実装 メタ学習 MAML Neural Process 距離学習 Siamese Network Triplet Network 角度ベースの距離学習

		説明可能性の分類
		Gradients
		CAM
		Grad-CAM 深層学習モデルに限らない説明手法
		沫筒子首モデルルに限りない説明于法 LIME
		SHAP
	Step8 演習	【Step8 演習】
	Step8 E資格サンプル問題	Step8 E資格サンプル問題
Step9	環境構築	Docker
開発環境	軽量化•高速化技術	軽量化技術
		分散処理
		連合学習
		アクセラレータ 連合学習、移動後
		プロセッサと処理の高速化
ディープラーニン	リソース	ディープラーニングコース 演習
グコース リソース		ディープラーニングコース 演習ファイル原本
,, ,		ヒント機能の使い方
		ディープラーニングコース 参考文献
		【更新履歴】ディープラーニング
E資格追加資料		E資格パッケージ はじめに
	直近合格者による「E資格」直前対策体験談	< 第1回 > 東北大学工学部材料科学総合学科 蒲原紳乃輔様 (第2回 > スリポススリポススリポスタ は 世界 京様 (第2回 > スリポススリポスタ ) (1) (1) (1) (1) (1) (1) (1) (1) (1) (
E資格クイズ	クイズ	<第2回> アルプスアルパイン株式会社 増田直様   クイズについて
こ見ばソイヘ	応用数学	確率・統計
		情報理論
	機械学習	機械学習の基礎①
		機械学習の基礎②
		機械学習の基礎③
		機械学習の基礎④
		実用的な方法論
	深層学習	強化学習
		順伝播型ネットワーク① 順伝播型ネットワーク②
		深層モデルのための正則化
		深層モデルのための最適化①
		深層モデルのための最適化②
		深層モデルのための最適化③
		畳み込みネットワーク①
		置み込みネットワーク②
		畳み込みネットワーク③ 畳み込みネットワーク④
		回帰結合型ニューラルネットワークと再帰的ネットワーク①
		回帰結合型ニューラルネットワークと再帰的ネットワーク②
		生成モデル①
		生成モデル②
		生成モデル③
		生成モデル④
		生成モデル⑤
		深層強化学習①
		深層強化学習③
		本層域化学音(3)   グラフニューラルネットワーク
		深層学習の適用方法「画像認識・画像処理」①
		深層学習の適用方法「画像認識・画像処理」②
		深層学習の適用方法「画像認識・画像処理」③
		深層学習の適用方法「物体認識・セグメンテーション」①
		深層学習の適用方法「物体認識・セグメンテーション」②
		深層学習の適用方法「物体認識・セグメンテーション」③
		深層学習の適用方法「自然言語処理・音声認識」① 深層学習の適用方法「自然言語処理・音声認識」②
		深層学習の適用方法「自然言語処理・音声認識」③
		距離学習(Metric Learning)
		メタ学習(Meta Learning)
		深層学習の説明性
	開発·運用環境	ミドルウェア
		エッジコンピューティング
	T. Control of the con	分散処理
		アクセラレータ
		環境構築
	フレームワーク 捨 似にする	環境構築 フレームワーク①
	フレームワーク 模擬試験	環境構築 フレームワーク① E資格対策 模擬試験
		環境構築 フレームワーク①

The state of the s
[公式例題] Module5 深層学習 I ②
[公式例題] Module5 深層学習 I ③
[公式例題] Module5 深層学習 I ④
[公式例題] Module5 深層学習 I ⑤
[公式例題] Module5 深層学習 I ⑥
[公式例題] Module6 深層学習 II ①
[公式例題] Module6 深層学習 II ②
[公式例題] Module6 深層学習 II ③
[公式例題] Module6 深層学習 II ④
[公式例題] Module6 深層学習 II ⑤
[公式例題] Module6 深層学習 II ⑥
[公式例題] Module6 深層学習 II ⑦
[公式例題] Module7 開発·運用環境
[公式例題] フレームワーク