	シラバス項目		AVILENで提供している講座の該当項目 ※雑数期間にから場合はその味んを扱うの職事を思想しています。		
中項目	小項目	報項目	金人類がわかるE資格調座	全人類がわかる機械学習講座	基礎調査セット(現在販売してません)
応用競学)確率・統計	①一般的な確率分布	ベルヌーイ分布		[5-24]確率分布(3)	統計学入門②_[05]ベルヌーイ分布・マルチヌーイ分布・二項分布 00:00~02:
/催牛*机缸	U一般的な確率が布	多項分布	-	[5-24]確率分布(5)	統計学入門②_[05]ペルヌーイ分布・マルチヌーイ分布・二項分布 02:18~03: 統計学入門②_[05]ペルヌーイ分布・マルチヌーイ分布・二項分布 02:18~03:
		ガウス分布		[5-24]確率分布(3)	
		カウへガ和			統計学入門②_[03]正規分布 00:00-07:55 統計学入門②_[09]ベイズの定理 04:31-07:12 情報理論 00:48:03-01:02:54
	②ベイズ則		-	[5-8]確率論(7)	情報理論 00:48:03~01:02:54
情報理論	①情報理論	情報量		[6-3]情報の価値(1)	情報理論 01:02:54~01:25:03
8被学 者					
1)機械学習の基礎	①学習アルゴリズム	教師あり学習	-	[12-4]機械学習って何?(3)	基礎講座セット/機械学習アルゴリズム概論/全体
		教師なし学習	-	[12-4]機械学習って何?(3)	基礎講座セット/機械学習アルゴリズム概論/全体
		半教師あり学習	[9-3]タスクの工夫③半教師あり学習	-	-
		転移学習	[9-1]タスクの工夫①事前学習(Pretraining)	-	-
	②機械学習課題	能力、過剰適合、過少適合		[12-9]モデル開発の流れ(3)	基礎講座セット/機械学習を行う流れ 08:14~10:41
		次元の呪い	-	[12-8]モデル開発の流れ(2)	機械学習概論補足_次元の呪い 00:00~07:49
	③ハイバーバラメータ			[12-21]アルゴリズム概論(6)	機械学習概論補足_ハイパーパラメータ最適化 02:31~07:18
	④検証集合	学習データ、検証データ、テストデータ	[1-4]ディープラーニング開発 基本の流れ②	-	機械学習概論_機械学習を行う流れ 06:44~08:13
		ホールドアウト法	-	[12-9]モデル開発の流れ(3)	機械学習概論_検証手法 01:35~01:47
		k-分割交差検証法		[15]モデル開発の流れ(9') - k-分割交差検証法について補足	機械学習概論_検証方法 01:48~03:18
	⑤最尤推定	条件付き対数尤度と平均二乗誤差	条件付き対数尤度: [2-18]損失関数	平均二乗誤差:[12-15]モデル開発の流れ(9)	機械学習概論 評価指標(回帰) 00:00~02:06 機械学習概論 評価指標(回帰) 00:00~09:12
		71117 677 777 778 61 177 778 788 788 788 788 788 788 788 78			機械学習概論_評価指標(回帰) 00:00~09:12
実用的な方法論	①性能指標		-	[12-10]モデル開発の流れ(4)	機械学習概論_評価指標(分類) 00:00~09:39
	②ハイバーバラメータの選択	手動でのハイパーパラメータ調整	-	[12-21]アルゴリズム概論(6)	機械学習概論補足_ハイバーバラメータ最適化 01:09~02:30
		グリッドサーチ	-	[12-21]アルゴリズム概論(6)	機械学習概論補足_ハイパーパラメータ最適化 02:31~05:04
		ランダムサーチ		[12-21]アルゴリズム概論(6)	機械学習概論補足_ハイパーパラメータ最適化 05:05~07:18
		モデルに基づくハイパーパラメータの最適化	-	[12-21]アルゴリズム概論(6)	実用テーブルデータ処理:回帰編_13-1.ハイパーパラメータの調整 00:00~06:
強化学習	①方策勾配法		[8-22] 方策勾配ベースのアプローチとは		-
	②価値反復法		[8-15]価値関数ベースの具体的なアプローチ①	-	-
原学者					
順伝播型ネットワーク	①全結合型ニューラルネットワーク		[2-3]単層パーセプトロン①	-	-
	②損失関数	最尤推定による条件付き分布の学習	[2-18]損失関数	=	-
	③活性化関数	シグモイド関数	[2-12]活性化関数②ステップ関数・シグモイド関数	-	-
		Softmax関数	[2-13]活性化関数③Softmax関数・tanh関数	-	-
		ReLU, Leaky ReLU	[2-14]活性化関数④ReLU関数・Leaky ReLU関数	-	-
		tanh	[2-13]活性化関数③Softmax関数・tanh関数	_	_
	④誤差逆伝播法およびその他の微分アルゴリズム	計算グラフ	[2-19]誤差逆伝播法①	_	_
	受耐差定は普及83からくの他の成分 / ルコラスム	微積分の連鎖率	[2-19]誤差逆伝播法①	_	_
		誤差逆伝播のための連鎖律の再起的な適用	[2-19]誤差逆伝播法①		
			[2-19] 顯差速伝播法②	-	-
		シンボル間の微分	[2-20]誤差逆伝播法①	-	-
	0.1=1.5.0.1.01.0=	一般的な誤差逆伝播法		-	-
2)深層モデルのための正則化	①パラメータノルムペナルティー	L2パラメータ正則化	[4-8]正則化⑥リッジ回帰	-	-
		L1正則化	[4-5]正則化③ラッソ回帰	-	-
	②データ集合の拡張	Rnadom Flip • Erase • Crop • Contrast • Brightness • Rotate, MixUp	[4-13]ノイズによる正則化①データ拡張	-	-
	③ノイズに対する頑健性	出力目標へのノイズ注入	[4-16]ノイズによる正則化④Dropconnect・ラベル平滑化	-	-
	④マルチタスク学習		[9-4]タスクの工夫④マルチタスク学習	-	-
	⑤早期終了		[4-10]正則化⑧早期終了	-	-
	⑥スパース表現		[4-5] 正則化③ラッソ回帰	-	-
			[4-11]正則化③アンサンブル学習、[4-9]正則化⑦リッジ回帰	-	-
	⑦バギングやその他のアンサンブル手法				
	⑦パギングやその他のアンサンブル手法 ®ドロップアウト		[4-15]ノイズによる正則化③Dropout	-	-
実際モデルのための最適化	®ドロップアウト	バッチアルゴリズムとミニバッチアルゴリズム		-	-
尼層モデルのための最適化	⑧ドロップアウト①学習と純粋な最適化の差異	バッチアルゴリズムとミニバッチアルゴリズム 確率的勾配降下法	[3-6]最適化手法①ミニバッチ処理	-	- - -
架層モデルのための最適化	®ドロップアウト	確率的勾配降下法	[3-6] 最適化手法①ミニバッチ処理 [3-8] 最適化手法③最急降下法・SGD	-	
深層モデルのための最適化	⑧ドロップアウト①学習と純粋な最適化の差異②基本的なアルゴリズム		[3-6] 最適化手法①ミニバッチ処理 [3-8] 最適化手法③最急降下法・SGD [3-9] 最適化手法④モメンタム	-	
深層モデルのための最適化	⑧ドロップアウト①宇宮と純粋な最適化の差異②基本的なアルゴリズム③パラメータの初期化戦略	確率的勾配降下法	[3-6]最適化手法①ミニバッチ処理[3-6]最適化手法②最適等下法・SGD[3-9]最適化手法④モンタム[4-17] バッチ正規化 (PyTorchTensorFlow実装)、コーディング演習Chapter06など		
関層モデルのための最適化	⑧ドロップアウト①学習と純粋な最適化の差異②基本的なアルゴリズム	確率的勾配降下法 モメンタム AdaGrad	[3-6]最適化手法①ミニバッチ処理 [3-6]最適化手法②最多等下法・SGD [3-9]最適化予法②モメンタム [4-17] バッチ正教化 (PyTrochTrensorFlow実装), コーディング演習Chapter06など [3-10]最適化予法③AdaGrad・RMSProp		
関層モデルのための最適化	⑧ドロップアウト①宇宮と純粋な最適化の差異②基本的なアルゴリズム③パラメータの初期化戦略	確率的勾配降下法 モメンタム AdaGrad RMSrop	 [3-6]最適化年法(1)ミニハケチ税理 [3-6]最適化年法(3)高急等下法・SGD [3-9]最適化年法(3)モルケンタ [4-17] バッチ正原化(PyTorch/TensorFlow実装), コーディング演習Chapter06など [3-10]最適化手法(3)AdaGrad-RMSProp [3-10]最適化手法(3)AdaGrad-RMSProp 		
展展モデルのための最適化	 ③ドロップアウト ①学習と検幹な最適化の差異 ②連基を約なアルゴリズム ③バラメータの初期化戦略 ④適応約な学習率を持つアルゴリズム 	確認的和同時下接 モジタム AdaGrad RMSrop Adam	[3-6]最適化手法(3ミニバッチ処理 [3-8]最適化手法(3表の場所下法(3をD) [3-9]最適化手法(3-8と)なム [4-17] バッチ正規化 (PyTorch/TensorFlow実装), コーディング演習Chapter06など [3-10]最適化手法(3-AdaGrad+RMSProp [3-11]最適化手法(3-AdaGrad+RMSProp [3-11]最適化手法(3-AdaGrad+RMSProp		
見層モデルのための最適化	⑧ドロップアウト①宇宮と純粋な最適化の差異②基本的なアルゴリズム③パラメータの初期化戦略	確率的勾配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam パッチ正規化	[3-6]最適化年法①ミニハッチ税理 [3-6]最適化年法②最急時下法・SGD [3-9]最適化年法②モとンタム [4-17] バッチ正原化(FyTorch/TensorFlow実装)、コーディング演習Chapter06など [3-10]最適化手法⑤AdaGrad・RMSProp [3-10]最適化手法⑥AdaGrad・RMSProp [3-11]最適化手法⑥AdaGrad・RMSProp [3-11]最適化手法⑥AdaGrad・RMSProp		
深層モデルのための最適化	 ③ドロップアウト ①学習と検幹な最適化の差異 ②連基を約なアルゴリズム ③バラメータの初期化戦略 ④適応約な学習率を持つアルゴリズム 	確率的句配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam パッチ正規化 Layer正規化	[3-6]最適化年法(3)ミン・シア 参照 [3-6]最適化年法(3)を発育下法・SGD [3-6]最適化年法(3)をよりな人 [4-17] バッチ正原化 (Pytroth/TensorFlow実装)、コーティング漢音 Chapter08など [3-10]最適化手法(3)Addar(3-RMSProp [3-11]最適化手法(3)Addar(4-RMSProp [3-11]最適化手法(3)Addar(4-RMSProp [3-11]、バッチ正原化 (PyTroth実装)、[5-11]画像データにおける正規化(3) [5-13]画像データにおける正規化(3)		
関層モデルのための最適化	 ③ドロップアウト ①学習と検幹な最適化の差異 ②連基を約なアルゴリズム ③バラメータの初期化戦略 ④適応約な学習率を持つアルゴリズム 	確認的句配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam バジテ正規化 Layer正規化 Instance正規化	[3-6]最適化年法公第会時下法・SGD [3-9]最適化年法公第会時下法・SGD [3-9]最適化年法公第会時下法・SGD [3-10]最適化年法公第会時下法・SGD [3-10]最適化年法公第公前・MSProp [3-10]最適化年法公第公司公司・MSProp [3-10]最適化年法公第公司公司・MSProp [3-11]最適化年法公和公司公司・MSProp [4-17]パッチ正規化(PyTorch実装)。[5-11]画像データにおける正規化① [5-13]画像データにおける正規化② [5-13]画像データにおける正規化②		
	 (8) ロップアウト ①学習と検討な房通化の差異 ②基本的なアルゴリズム ③パラメータの初別化戦略 ④適応的な学習単を持つアルゴリズム ⑤最適化戦略とメタアルゴリズム 	確率的句配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam パッチ正規化 Layer正規化	[3-6]最適化半法() = ハッチ税理 [3-6]最適化+法(3-5×5GD [3-6]最適化+法(3-5×5CD [4-17] バッチ正教化 (PyTorch/TensorFlow実装), コーディング演習Chapter06など [3-10]最適化手法(5)Adam [4-17] バッチ正教化(PyTorch/TensorFlow [3-11] 最適化手法(5)Adam [4-17] バッチ正教化(PyTorch/実装), [5-11] 画像データにおける正規化() [5-13] 画像データにおける正規化(3) [5-13] 画像データにおける正規化(3) [5-13] 四条データにおける正規化(3) [5-14] スクのエ系(3-前時) デザ(Petraining)		
	 ③ドロップアウト ①学習と検討な最適化の差異 ②基本的なアルゴリズム ③バラメータの初期化戦略 ④適応約な学習率を持つアルゴリズム ⑤最適化戦略とメタアルゴリズム 	確認的句配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam バジテ正規化 Layer正規化 Instance正規化	[3-6]最適化年法(3)ミン・ハテ税理 [3-6]最適化年法(3)高級海下法・SGD [3-6]最適化手法(3)毛が下法・SGD [3-10]最適化手法(3)毛が、(4)に対している。 [3-10]最適化手法(3)Ada(3)は、(4)に対している。 [3-10]最適化手法(3)Ada(3)は、(4)に対している。 [3-10]最適化手法(3)Ada(4)に対している。 [3-10]最適化手法(3)Ada(4)に対している。 [3-10]最高化手法(4)に対している。 [3-10]最高化手法(4)に対している。 [3-10]最高化一列に対して正規(4) [3-10]最高化一列に対して正規(4) [3-10]また(3)に対している。 [3-10]また(3)に対		
豊み込みネットワーク	 (8) ロップアウト (1) 学習と純粋な最適化の差異 (2) 進本的なアルゴリズム (3) イラメータの初期化電路 (3) 適応的な学習率を持つアルゴリズム (5) 最適化戦略とメタアルゴリズム (1) 量み込み処理 (2) ブーリング 	確認的句配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam バジテ正規化 Layer正規化 Instance正規化	[3-6]最適化年法①ミニ・バッチ税理 [3-6]最適化年法②最急時下法・SGD [3-9]最適化年法②表急時下法・SGD [3-10]最適化年法②表急時下法・SGD [3-10]最適化年法③AdaGrad・RMSProp [3-10]最適化手法⑤AdaGrad・RMSProp [3-11]最適化手法⑥AdaGrad・RMSProp [3-11]最適化手法⑥AdaGrad・RMSProp [3-11]基適化手法⑥AdaGrad・RMSProp [3-11]基億十三次の大田(上)「「「「「「「「「「」」」「「「「」」「「「」」「「「」」「「」」「「」」「		
豊み込みネットワーク	 ③ドロップアウト ①学習と検討な漫画化の差異 ②基本的なアルゴリズム ③バラメータの初別化戦略 ④適応的な学習率を持つアルゴリズム ⑤最適化戦略とメタアルゴリズム ①置み込み処理 ②ブーリング ①回帰者を型のニューラルネットワーク 	確認的句配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam バジテ正規化 Layer正規化 Instance正規化	[3-6]最適化・無法①ミニ・ハケチ税理 [3-6]最適化・共法③最急時下法・SGD [3-9]最適化・共法③最急時下法・SGD [3-10]最適化・共法⑤和46[Ford Fund Fund Fund Fund Fund Fund Fund Fun		
<u>የ</u> ታ 込 みネットワーク	 ③ドロップアウト ①学習と検幹な最適化の差異 ②達本的なアルゴリズム ③バラメータの初期化戦略 ④適応的な学習率を持つアルゴリズム ⑤最適化戦略とメタアルゴリズム ①量み込み処理 ②ブーリング ①回帰轄台型のニューラルネットワーク ②双プロ RNN 	確認的句配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam バジテ正規化 Layer正規化 Instance正規化	[3-6]最適化年法①ミニ・シッチ処理 [3-8]最適化年法②最急時下法・SGD [3-9]最適化年法②最急時下法・SGD [3-10]最適化年法○第2時では「VivoriviTensorFlow実装」、コーディング演習Chapter06など [3-10]最適化年法⑤AdGrad・RMSProp [3-10]最適化年去⑥AdGrad・RMSProp [3-11]最適化手法⑥AdGrad・RMSProp [3-11]最高化+基⑥AdGrad・RMSProp [3-11]最高化+基⑥AdGrad・RMSProp [5-13]間高ゲークにおける正規(に③) [5-13]間高ゲークにおける正規(に③) [5-13]間高が一クにおける正規(に③) [5-13]間高が一クにおける正規(に③) [5-13]間のイン・「Vivorip では一般に一般に一般に一般にある。 [5-17]プーリング [6-2]RNN(1)ループ構造 [6-13]双方の旧NM		
<u>የ</u> ታ 込 みネットワーク	 (8) にリンプァクト (1) 学習と検討を基連化の差異 (2) 基本的なアルゴリズム (3) パラメータの初期化戦略 (4) 通応的な学習半を持つアルゴリズム (5) 最適化戦略とメタアルゴリズム (1) 量か込み規理 (2) ブーリング (1) 回帰轄合型のニューラルネットワーク (2) 双方向 RNN (3) Encoder Decoder & Sequence-to-Sequence 	確認的句配牌下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam バジテ正規化 Layer正規化 Instance正規化	[3-6]最適化年法①ミーバッチ税理 [3-6]最適化年法②表急等下法・SGD [3-6]最適化年法②表急等下法・SGD [3-10]最適化年法②表とから、 [4-17] バッチ正発化(PyTorch/TensorFlow実装)、コーディング演習Chapter06など [3-10]最適化手法⑤AddarGat-RMSProp [3-11]最適化手法⑥Addam [4-17]・バッチ正規化(PyTorch実装)、[5-11]画像データにおける正規化① [5-13]画像データにおける正規化② [5-13]画像データにおける正規化② [5-14]最多込み演算①需要 [5-17]・バージグ [6-2] RNN(①ルーブ構造 [6-13] 双方向RNN [7-3] エンコーダーデコーダーモデル、[11-10] 翻訳タスクとニューラルネットワーク		
! ታ ፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟ታች፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟፟	 8ドロップアウト ①学習と検討と最適化の差異 ②基本的なアルゴリズム ③パラメータの初期化戦略 ④適応的な学習率を持つアルゴリズム ⑤最適化戦略とメタアルゴリズム ①畳み込み処理 ②ブーリング ①回帰結合型のニューラルネットワーク ②双方向 RNN ③Encoder-Decoder と Sequence-to-Sequence ④果樹原存性の課題 	確率的句配降下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam バッチ正規化 Layer正規化 Instance正規化 教師あり事前学習	[3-6]最適化・手法①ミニ・ハッチ税理 [3-6]最適化・手法②素色等下法・SGD [3-6]最適化・手法③素色等下法・SGD [3-10]最適化・手法③本品のは「Non-Non-Non-Non-Non-Non-Non-Non-Non-Non-		
<u>የ</u> ታ 込 みネットワーク	 (8) にリンプァクト (1) 学習と検討を基連化の差異 (2) 基本的なアルゴリズム (3) パラメータの初期化戦略 (4) 通応的な学習半を持つアルゴリズム (5) 最適化戦略とメタアルゴリズム (1) 量か込み規理 (2) ブーリング (1) 回帰轄合型のニューラルネットワーク (2) 双方向 RNN (3) Encoder Decoder & Sequence-to-Sequence 	確単的 配降下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam パンテ正現化 Layer正現化 Instance正現化 教師あり事前学習	[3-6]最適化年法①ミニハッチ税理 [3-6]最適化年法②最急時下法・SGD [3-9]最適化年法②最急時下法・SGD [3-10]最適化手法③最急時下法・SGD [3-10]最適化手法⑤AGGAG + MMSProp [3-10]最適化手法⑤AGGAG + MMSProp [3-10]最適化手法⑤AGGAG + MMSProp [3-11]最適化手法⑥AGGAG + MMSProp [3-11]最適化子法⑥AGEM [4-17]・小タ子提供(PyTorchy業)、[5-11]画像データにおける正規化① [5-13]画像データにおける正規化② [5-13]画像データにおける正規化③ [5-13]画像データにおける正規化③ [5-13]最からが漢写(概要 [5-17]ールング [6-2] RNNの①ループ構造 [6-13]及方向RNN [7-3]エンコーダーデコーダーモデル、[11-10]翻訳タスクとニューラルネットワーク [6-5] 長期依存性の解消の記のリッピング・スキップ接続 + Leaky接続 [6-6] 長期依存性の解消で、「かきRNN・SGM		
<u>የ</u> ሉዄ አ ネットワーク	 (8) につっプァウト (1) 学習と検討く最適化の差異 (2) 基本的なアルゴリズム (3) パラメータの初預化戦略 (4) 適応的な学習半を持つアルゴリズム (5) 最適化戦略とメタアルゴリズム (1) 量か込み処理 (2) ブーリング (2) 図別時格を型のニューラルネットワーク (2) 双方向 RNN (3) Encoder Decoder & Sequence-to-Sequence (4) 長期依存性の課題 (5) ゲート付きRNN 	確単的 配降下法 モメンタム Ada Grad RMS rop Adam バッチ正規化 Layer正規化 Instance正規化 教師あり事前学習	[3-6]最適化・注点①ミニ・ハッチ税理 [3-6]最適化・注点③最急等下法・SGD [3-6]最適化・注点③最急等下法・SGD [3-10]最適化・注点③を急等下法・SGD [3-11]最適化・注点③を必ず、MSPPop [3-11]最適化・手法⑤AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]重像データにおける正規化③ [5-13]重像データにおける正規化③ [5-13]重像データにおける正規化③ [5-13]重像データにおける正規化③ [5-13]重像データにおける正規化③ [5-13]重像が一条①・ボール・データーでは「MSPROP 「MSPROP 「M		
豊み込みネットワーク	 (8) につっプァウト (1) 学習と検討く最適化の差異 (2) 基本的なアルゴリズム (3) パラメータの初預化戦略 (4) 適応的な学習半を持つアルゴリズム (5) 最適化戦略とメタアルゴリズム (1) 量か込み処理 (2) ブーリング (2) 図別時格を型のニューラルネットワーク (2) 双方向 RNN (3) Encoder Decoder & Sequence-to-Sequence (4) 長期依存性の課題 (5) ゲート付きRNN 	確単的 配降下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam パンテ正現化 Layer正現化 Instance正現化 教師あり事前学習	[3-6]最適化・注点①ミニ・ハッチ税理 [3-6]最適化・注点③最急等下法・SGD [3-6]最適化・注点③最急等下法・SGD [3-10]最適化・注点③を急等下法・SGD [3-11]最適化・注点③を必ず、MSPPop [3-11]最適化・手法⑤AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGarda・FMSProp [3-11]重像データにおける正規化③ [5-13]重像データにおける正規化③ [5-13]重像データにおける正規化③ [5-13]重像データにおける正規化③ [5-13]重像データにおける正規化③ [5-13]重像が一条①・ボール・データーでは「MSPROP 「MSPROP 「M		
豊み込みネットワーク	 8ドロップアウト ①学習と検討と最適化の差異 ②基本的なアルゴリズム ③パラメータの初期化戦略 ④適応的な学習率を持つアルゴリズム ⑤最適化戦略とメタアルゴリズム ①畳み込み処理 ②ブーリング ①回帰結合型のニューラルネットワーク ②双方向 RNN ③Encoder-Decoder と Sequence-to-Sequence ④果樹原存性の課題 	確単的 配降下法 モメンタム Ada Grad RMS rop Adam バッチ正規化 Layer正規化 Instance正規化 教師あり事前学習	[3-6]最適化年法①ミニハッチ税理 [3-6]最適化年法②最急時下法・SGD [3-9]最適化年法②最急時下法・SGD [3-10]最適化手法③最急時下法・SGD [3-10]最適化手法⑤AGGAG + MMSProp [3-10]最適化手法⑤AGGAG + MMSProp [3-10]最適化手法⑤AGGAG + MMSProp [3-11]最適化手法⑥AGGAG + MMSProp [3-11]最適化子法⑥AGEM [4-17]・小タ子提供(PyTorchy業)、[5-11]画像データにおける正規化① [5-13]画像データにおける正規化② [5-13]画像データにおける正規化③ [5-13]画像データにおける正規化③ [5-13]最からが漢写(概要 [5-17]ールング [6-2] RNNの①ループ構造 [6-13]及方向RNN [7-3]エンコーダーデコーダーモデル、[11-10]翻訳タスクとニューラルネットワーク [6-5] 長期依存性の解消の記のリッピング・スキップ接続 + Leaky接続 [6-6] 長期依存性の解消で、「かきRNN・SGM		
畳み込みネットワーク 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		確単的 配降下法 モメンタム Ada Grad RMS rop Adam バッチ正規化 Layer正規化 Instance正規化 教師あり事前学習	[3-6]最適化平法(3-2・ハッチ税理 [3-6]最適化平法(3-2・ハッチ税理 [3-6]最適化平法(3-2・大ックル [4-17) バッチ正原化(ド/Torch/TensorFlow実装)、コーディング演習Chapter06など [3-10]最適化手法(5-Adam (4-17)・パッチ正原化(ド/Torch/TensorFlow [3-10]最適化手法(5-Adam (4-17)・パッチ正規化(ド/Torch/更接)、(5-11)画像データにおける正規化() [5-13]画像データにおける正規化(3) [5-13]画像データにおける正規化(3) [5-13]画像データにおける正規化(3) [5-13]画像データにおける正規化(3) [5-13]画像データにおける正規化(3) [5-13]画像データにおける正規化(3) [5-13]画像データにおける正規化(3) [5-13]画像データにおける正規化(3) [5-13]画のアージに対している正規(3) [5-13]画のアージに対している正規(3) [5-13]三人の一類は(3-2・12・13・13・13・13・13・13・13・13・13・13・13・13・13・		
畳み込みネットワーク 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		確率的句配降下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam バッチ正規化 Layer正規化 Instance正規化 教師あり事前学習	[3-6]最適化年法公宝-バッテ処理 [3-8]最適化年法公園会等下法・SGD [3-9]最適化子法公園会等下法・SGD [3-10]最適化子法公園会等下法・SGD [3-10]最適化子法公園会等では、PMSProp [3-10]最適化子共送の44054では、PMSProp [3-10]最適化子共送の44054では、PMSProp [3-11]最適化子共送の44054では、PMSProp [3-11]最適化子共送の4405年(PyTorch実装)、[5-11]画像データにおける正規化① [5-13]画像データにおける正規化② [5-13]画像データにおける正規化③ [5-13]画像データにおける正規化③ [5-13]画像データにおける正規化③ [5-13]型の大海翼(PMSPROP (Petraining) [5-1]型のインスターのよりでは、PMSPROP (Petraining) [5-1]型のインスターの大海翼(PMSPROP (PMSPROP) (PMS		
畳み込みネットワーク 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		確単的 配降下法 Ada Grad RMS rop Adam / ハッチ 正現化 Layer 正現化 Instance 正現化 Spin カリ 宇 育 子 音 LSTM GRU 勾配の かりッピング	[3-6]最適化年法①ミーバッチ税理 [3-6]最適化年法②最急時下法・SGD [3-9]最適化子法②最急時下法・SGD [3-10]最適化子法③最急時下法・SGD [3-10]最適化子法③最急時下法・SGD [3-10]最適化子法⑤和名GTd-RMSProp [3-10]最適化子法⑤和名GTd-RMSProp [3-10]最適化子法⑤和名GTd-RMSProp [3-11]最適化子法⑥和名GTd-RMSProp [3-11]重着千子第(5-12年 「5-12年 「5-1		
深層モデルのための最適化 量み込みネットワーク 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 生成モデル		確率的 配降下法 モメンタム Ada Grad RMS rop Adam バッチ正規化 Layer正規化 Instance正規化 教師あり事前学習 LSTM GRU 勾配の クリッピング	[3-6]最適化・手法①ミニ・ハッチ処理 [3-6]最適化・手法②最急等下法・SGD [3-6]最適化・手法③最急等下法・SGD [3-10]最適化・手法③表色等下法・SGD [3-10]最適化・手法③AdGAGTad・RMSProp [3-10]最適化・手法⑤AdGAGTad・RMSProp [3-11]最適化・手法⑤AdGAGTad・RMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGAGTad・RMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGAGTad・RMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGAGTad・RMSProp [3-11]最適化・手法⑥AdGAGTad・RMSProp [3-11]最多で、少における正規化② [3-13]服像データにおける正規化③ [3-13]服像データにおける正規化③ [3-13]服像データにおける正規化③ [3-13]取入の同、NP [3-12]、「中間・音管(Petrainling) [3-14]最み込み演算①報要 [3-17]、「リング [3-2]、「中間・日間・日間・日間・日間・日間・日間・日間・日間・日間・日間・日間・日間・日間		
畳み込みネットワーク 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		確率的名配降下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam パッチ正規化 Layer正規化 Instance正規化 教師あり事前学習 LSTM GRU 勾配のウリッピング	[3-6]最適化年法公宝-いケチ処理 [3-6]最適化年法公園会師下法・SGD [3-9]最適化子法公園会師下法・SGD [3-10]最適化子法公園会師下法・SGD [3-10]最適化子法公園会師下法・SGD [3-10]最適化子法公司会では、FMSProp [3-10]最適化子法のAddorfart-FMSProp [3-10]最適化子法のAddorfart-FMSProp [3-10]最適化子法のAddorfart-FMSProp [3-11]最適化子法のAddorfart-FMSProp [3-11]最適化子子における正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像プロークにおける正規化③ [5-13]面を対象項目の [5-13]面を対象項目の [5-13]面を対象項目の [5-13]面を対象可NN [7-3]エンコーダーデコーダーモデル、「11-10]顧野タスクとニューラルネットワーク [5-15]最初を存在の解消の2サート付きRNN・LSTM [5-12]長期依存住の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]最初を存在の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]表別を存在の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]表別を存在の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]表別を存在の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]表別を存在の解消の3をプローがでNN・CRU [5-14]と成を手ルの考え方 [7-5]以AE(3) [7-5]以AE(3)		
置み込みネットワーク 図傳結合型ニューラルネットワークと再帰的ネットワーク 生成モデル		確単的 配降下法 モメンタム Ada Grad RMS rop Adam / ハッチ 正規化 Layer 正規化 instance 正規化 参新あり 事前学習 LSTM GRU 切配の ウリッピング VAE VC-VAE DC-GAN Conditional GAN	[3-6]最適化年法①ミーバッチ税理 [3-6]最適化年法②素急等下法・SGD [3-6]最適化子法②最急等下法・SGD [3-6]最適化子法②最急等下法・SGD [3-10]最適化手法③最急等下法・SGD [3-10]最適化手法⑤AdaGard FMSProp [3-10]最適化手法⑤AdaGard FMSProp [3-11]最適化手法⑥AdaGard FMSProp [3-11]最適化手法⑥AdaGard FMSProp [3-11]副金子一列における正規化② [5-13]副金子一列における正規化③ [5-13]副金子一列における正規化③ [5-13]副金子ー列における正規化③ [5-13]副金子のにおける正規化③ [5-13]副金子のにおける正規化③ [5-13]副金子のにおける正規化③ [5-13]国からでは一般では一般では「1-10]副駅タスクとニューラルネットワーク [6-13]異対の本では「9年間へ「3年のアンスキップ接続・Leaky接続 [6-13]異対な中性の解消の「3年のアン・スキップ接続・Leaky接続 [6-12]異対な中性の解消の「3年のアン・ビーング・スキップ接続・Leaky接続 [11-12] Attention① [7-1]生成モデルの考え方 [7-5]VAE□ [7-5]VAE□ [7-8]以各E④ [13-11]高解度度画像生成のGAN③DCGAN [11-21] 内容の表別 [13-21]ラタス推定画像生成のGAN③DCGAN [11-21] 内容の表別 [13-21]ラスを開始では「9年間のGAN		
えみ込みネットワーク 3陽結合型ニューラルネットワークと再帰的ネットワーク		確率的名配降下法 モメンタム AdaGrad RMSrop Adam パッチ正規化 Layer正規化 Instance正規化 教師あり事前学習 LSTM GRU 勾配のウリッピング	[3-6]最適化年法公宝-いケチ処理 [3-6]最適化年法公園会師下法・SGD [3-9]最適化子法公園会師下法・SGD [3-10]最適化子法公園会師下法・SGD [3-10]最適化子法公園会師下法・SGD [3-10]最適化子法公司会では、FMSProp [3-10]最適化子法のAddorfart-FMSProp [3-10]最適化子法のAddorfart-FMSProp [3-10]最適化子法のAddorfart-FMSProp [3-11]最適化子法のAddorfart-FMSProp [3-11]最適化子子における正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像データにおける正規化③ [5-13]面像プロークにおける正規化③ [5-13]面を対象項目の [5-13]面を対象項目の [5-13]面を対象項目の [5-13]面を対象可NN [7-3]エンコーダーデコーダーモデル、「11-10]顧野タスクとニューラルネットワーク [5-15]最初を存在の解消の2サート付きRNN・LSTM [5-12]長期依存住の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]最初を存在の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]表別を存在の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]表別を存在の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]表別を存在の解消の2サート付きRNN・CRU [5-13]表別を存在の解消の3をプローがでNN・CRU [5-14]と成を手ルの考え方 [7-5]以AE(3) [7-5]以AE(3)		

(9)深層学習の適用方法	①画像認識	GoogLeNet	[10-7]GoogLeNet	-	-
		ResNet	[10-8]ResNet①	-	-
		WideResNet	[10-13]WideResNet①	-	-
		DenseNet	[10-15]DenseNet	-	-
		EfficientNet	[10-17]EfficientNet①	-	-
	②画像の局在化・検知・セグメンテーション	FasterR-CNN	[10-29]Faster R-CNN	-	-
		YOLO	[10-30]YOLO①	-	-
		SSD	[10-32]SSD	-	-
		MaskR—CNN	[10-33]Mask R-CNN①	-	-
		FCOS	[10-43]FCN①	-	-
	③自然言語処理	WordEmbedding	[11-4] 自然言語処理で解く文書分類タスク③	-	-
		Transformer	[11-16] Attentionつきモデル③	-	-
		BERT	[11-22]Attentionつきモデル ®BERT	-	-
		GPT-n	[11-20]Attentionつきモデル⑦GPT	-	-
	④音声処理	WaveNet	[12-16]WaveNetとは①	-	-
		サンプリング	[12-1]音声データ①	-	-
		短時間フーリエ変換	[12-5]音声データ⑤フーリエ変換(Fourier Transform)	-	-
		メル尺度	[12-2]音声データ②	-	-
		стс	[12-11]CTC①	_	-
	⑤スタイル変換	pix2pix	[13-25]画像変換のGAN①pix2pix		-
(10)距離学習(Metric Learning)	①2サンプルによる比較	SiameseNet	[9-6]距離学習②Siamese Network	_	-
	②3サンプルによる比較	TripletLoss	[9-12]距離学習®Triplet Network	-	-
(11)メタ学習(Meta Learning)	①初期値の獲得	MAML	[9-18]メタ学習②MAML	_	-
(12)深層学習の説明性	①判断根拠の可視化	Grad-CAM	[9-21]深層学習の説明性③Grad-CAM	-	-
	②モデルの近似	LIME	[9-23]深層学習の説明性⑤LIME	-	-
		SHAP	[9-25]深層学習の説明性⑦SHAP	-	-
4. 開発·運用環境					
(1)ミドルウェア	①深層学習ライブラリ		[1-6]ディープラーニングのライブラリ①	-	-
(2)エッジコンピューティング	①軽量なモデル	MobileNet	[10-16]MobileNet	_	-
	②モデルの軽量化	プルーニング	[4-21]軽量化	-	-
		蒸留	[4-21]軽量化	-	-
		量子化	[4-21]軽量化	-	-
(3)分散処理	①モデル並列		[4-19]高速化②モデル並列・データ並列	-	-
	②データ並列		[4-19]高速化②モデル並列・データ並列	-	-
(4)アクセラレータ	①デバイスによる高速化	GPU	[1-12]AI開発に必要な環境①AI開発環境の構成要素, [4-18]高速化①GPU	-	
(5)環境構築	①コンテナ型仮想化	Docker	[1-19]Dockerとは①Dockerとは		