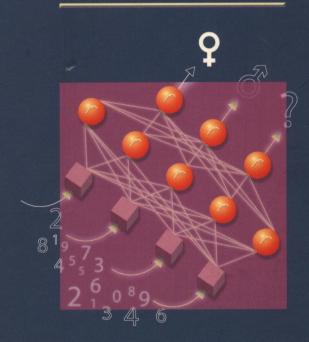
Sciences et techniques de l'ingénieur

## LÉON PERSONNAZ ISABELLE RIVALS

Réseaux de neurones formels pour la modélisation, la commande et la classification



Préface de GÉRARD TOULOUSE



## TABLE DES MATIÈRES

Préfac	e		XI
Avant	-propos		KIII
			XV
Conve	entions d	le notation	VII
y_		Selection de madeles.	
Doma	ines d'ap	plication et exemples d'utilisation des réseaux de neurones formels	1
1.1	Introdu	ction	1
1.2	Domain	nes d'utilisation	1
	1.2.1	Modélisation statique et dynamique de processus	1
	1.2.2	Commande de processus	4
	1.2.3	Classification	4
1.3	Réseaux	de neurones non bouclés	7
	1.3.1	Définition du neurone formel	7
	1.3.2	Définition des réseaux de neurones non bouclés	9
	1.3.3	Comparaison de modèles polynomiaux et neuronaux	14
	1.3.4	Exemples de classifieurs neuronaux à deux classes	16
	1.3.5	Propriétés des réseaux de neurones non bouclés	19
	1.3.6	Apprentissage des réseaux de neurones non bouclés	22
1.4	Réseaux	de neurones bouclés	25
	1.4.1	Définition des réseaux de neurones bouclés	25
	1.4.2	Exemple de modélisation dynamique	27
	1.4.3	Exemple de commande de processus	31
	1.4.4	Propriétés des réseaux de neurones bouclés	33
	1.4.5	Estimation des paramètres des réseaux de neurones bouclés	33

2	Modé	elisation		37
	2.1	Introdu	action	37
	2.2	Modéli	sation statique	39
		2.2.1	Situation du problème et définitions	39
		2.2.2	Estimation des paramètres d'un modèle statique linéaire	43
		2.2.3	Estimation des paramètres d'un modèle statique neuronal	50
		2.2.4	Estimation des paramètres de réseaux de fonctions	70
		2.2.5	Exemple illustratif	76
		2.2.6	Récapitulation	78
		2.2.7 2.2.8	Intervalles de confiance pour la régression avec un modèle linéaire Intervalles de confiance pour la régression avec un modèle non	79
			linéaire	88
	2.3	Modéli	sation dynamique	97
		2.3.1	Introduction	97
		2.3.2	Modèles dynamiques	100
		2.3.3	Estimation des paramètres d'un modèle dynamique neuronal.	107
	2.4	Conclu	ision	131
3	Sélec	tion de n	nodèles	133
	3.1		uction	133
	3.2		pour la sélection de modèles statiques	134
	3.2	3.2.1	Erreurs quadratiques et estimation de la performance	135
		3.2.2	Classement des régresseurs par orthogonalisation	152
		3.2.3	Outils pour l'homologation de modèles candidats	158
		3.2.4	Tests d'hypothèses	162
		3.2.5	Illustration	178
		3.2.6	Récapitulation	182
	3.3		ure pour la sélection d'un modèle	182
	5.5	3.3.1	Sélection d'un modèle linéaire par rapport aux paramètres	183
		3.3.2	Sélection d'un réseau de neurones	186
		3.3.3	Exemple récapitulatif sur des données industrielles	189
	3.4		on de modèles dynamiques	196
	5.1	3.4.1	Outils pour la sélection de modèles dynamiques	198
		3.4.2	Exemples	200
	3.5		sion	209
	5.5	Conciu	1.4.4 Proprietes des réseaux de naurantes	209
4	Comr	nande de	processus processus des parametres des resultantes de la processus processus processus de la p	213
	4.1	Introdu	action	213
		4.1.1	Généralités	213

		4.1.2	Systèmes de commande non adaptatifs/adaptatifs	214
		4.1.3	Algorithmes d'apprentissage	216
		4.1.4	Problèmes de commande abordés dans ce chapitre	216
	4.2	Asservis	ssement de poursuite	217
		4.2.1	Le modèle du processus	219
		4.2.2	Position du problème	220
		4.2.3	Le correcteur par modèle de référence	221
		4.2.4	Commande par simple bouclage	226
		4.2.5	Commande avec modèle interne	235
	4.3	Régulat	ion	239
		4.3.1	Régulation par retour d'état statique	240
		4.3.2	Position du problème	240
		4.3.3	Apprentissage du régulateur	242
		4.3.4	Exemple-exercice	243
	4.4	Applica	tion au pilotage d'un 4 × 4 autonome	247
		4.4.1	Introduction au pilotage de robots mobiles	247
		4.4.2	Pilotage latéral	251
		4.4.3	Pilotage longitudinal	256
		4.4.4	Performance globale du système de pilotage	257
	4.5	Conclus	sion	258
				15
5	Classi	fication		261
	5.1	Introdu	ction	261
	5.2			
	3.4	Classifie	eur théorique de Bayes	266
	3.2	Classifie 5.2.1	eur théorique de Bayes	<ul><li>266</li><li>266</li></ul>
	3.2		La relation de Bayes	
	3.2	5.2.1		266
	5.3	5.2.1 5.2.2 5.2.3	La relation de Bayes	<ul><li>266</li><li>267</li></ul>
		5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi	La relation de Bayes	<ul><li>266</li><li>267</li><li>269</li></ul>
	5.3	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  lités a posteriori et régression  eurs neuronaux pour deux classes	<ul><li>266</li><li>267</li><li>269</li><li>273</li><li>277</li></ul>
	5.3	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi Classifie	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  dités a posteriori et régression  eurs neuronaux pour deux classes  Classifieurs probabilistes	<ul><li>266</li><li>267</li><li>269</li><li>273</li><li>277</li></ul>
	5.3	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi Classifie 5.4.1 5.4.2	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  lités a posteriori et régression  eurs neuronaux pour deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs définis par un hyperplan	266 267 269 273 277 277 284
	5.3	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi Classifie 5.4.1 5.4.2 5.4.3	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  dités a posteriori et régression  curs neuronaux pour deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs définis par un hyperplan  Classifieurs séparateurs définis par une hypersurface non linéaire	266 267 269 273 277 277
	5.3 5.4	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi Classifie 5.4.1 5.4.2 5.4.3	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  dités a posteriori et régression  curs neuronaux pour deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs définis par un hyperplan  Classifieurs séparateurs définis par une hypersurface non linéaire eurs neuronaux pour plus de deux classes	266 267 269 273 277 277 284 296
	5.3 5.4	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi Classifie 5.4.1 5.4.2 5.4.3 Classifie	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  lités a posteriori et régression  eurs neuronaux pour deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs définis par un hyperplan  Classifieurs séparateurs définis par une hypersurface non linéaire eurs neuronaux pour plus de deux classes  Classifieurs probabilistes	266 267 269 273 277 277 284 296 297
	5.3 5.4 5.5	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi Classifie 5.4.1 5.4.2 5.4.3 Classifie 5.5.1 5.5.2	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  dités a posteriori et régression  curs neuronaux pour deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs définis par un hyperplan  Classifieurs séparateurs définis par une hypersurface non linéaire eurs neuronaux pour plus de deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs  Classifieurs séparateurs	266 267 269 273 277 277 284 296 297 297
	5.3 5.4	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi Classifie 5.4.1 5.4.2 5.4.3 Classifie 5.5.1 5.5.2	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  clités a posteriori et régression  curs neuronaux pour deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs définis par un hyperplan  Classifieurs séparateurs définis par une hypersurface non linéaire eurs neuronaux pour plus de deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs  Classifieurs séparateurs  ion de la performance	266 267 269 273 277 284 296 297 297 307
	5.3 5.4 5.5	5.2.1 5.2.2 5.2.3 Probabi Classifie 5.4.1 5.4.2 5.4.3 Classifie 5.5.1 5.5.2 Estimat	La relation de Bayes  Le classifieur de Bayes  Estimation des densités de probabilités conditionnelles  dités a posteriori et régression  curs neuronaux pour deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs définis par un hyperplan  Classifieurs séparateurs définis par une hypersurface non linéaire eurs neuronaux pour plus de deux classes  Classifieurs probabilistes  Classifieurs séparateurs  Classifieurs séparateurs	266 267 269 273 277 277 284 296 297 297 307 309

	5.7.1	Classification à l'aide de classifieurs de paires de classes	312
			313
			316
5.8		on	317
5.6	Concrus	on a subspace of a Like of	
Annexe 1	Notions		319
A1.1	Événeme	ent, probabilité	319
A1.2	Variable	aléatoire	319
A1.3			320
A1.4			320
A1.5			321
A1.6			322
A1.0	A1.6.1		322
			323
	A1.6.3		324
A1.7	Échanti	llon aléatoire	325
A1.8			325
711.0		Estimation ponctuelle d'un paramètre	325
	A1.8.2	Estimation par intervalle	328
	A1.8.3		329
A1.9	Définiti	on d'un test d'hypothèse	332
A1.10		s de probabilité utiles en Statistique	333
	A1.10.1	Densité de probabilité uniforme	333
	A1.10.2	Densité de probabilité gaussienne	334
		Densité de probabilité de Pearson	335
		Densité de probabilité de Student et intervalles de confiance	337
	A1.10.5	Densité de probabilité de Fisher-Snedecor et tests d'hypothèses	338
Annexe	2 Algori	thmes pour l'estimation d'une régression	347
A2.1	Ingrédi	ents pour établir les algorithmes	347
	A2.1.1	Notations	347
	A2.1.2	Vecteur gradient du coût par rapport aux paramètres	348
	A2.1.3	Matrice hessienne du coût par rapport aux paramètres	350
	A2.1.4	Calcul des éléments des matrices jacobiennes pour un RNF	351
	A2.1.5	Factorisation de Cholesky	353
	A2.1.6	Factorisation LU (par matrices triangulaires basse et haute)	354
	A2.1.7	Factorisation QR (matrice orthonormale et matrice triangulaire	355
		supérieure)	333

	A2.1.8	Factorisation SVD (avec les valeurs singulières)	356
	A2.1.9	Matrice pseudo-inverse	358
A2.2	Algorit	hmes itératifs	360
	A2.2.1	Algorithme du gradient	360
	A2.2.2	Algorithme de Newton	
	A2.2.3	Algorithme simplifié de Newton-Raphson	
	A2.2.4	Algorithme de Levenberg-Marquardt	364
	A2.2.5	Algorithmes de quasi-Newton	
	A2.2.6	Méthodes d'asservissement du pas dans une direction de	
		descente	367
	A2.2.7	Mise en œuvre de l'algorithme de quasi-Newton (ici BFGS)	
		agrémenté d'un asservissement du pas	369
A2.3	Algorith	hmes récursifs	370
	A2.3.1	Algorithme récursif du gradient (gradient du coût partiel)	370
	A2.3.2	Algorithmes récursifs du second ordre	371
Références			
Index 38			