

1202542855874-36875-9058411-89871-36521452833-008702145265-501  
4-368245-9058411-89871-36521452833-00870214325-30122015471-58964012784-1284  
858411-89871-36521452833-008714325-30122015473+58964012784-1254425

# A

**Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet**  
Avec la participation d'Yves Kodratoff

# Apprentissage artificiel

**Concepts et algorithmes**

Préface de Tom Mitchell

# Table des matières

<b>Avant-propos</b>	<b>v</b>
Quelques applications de l'apprentissage artificiel . . . . .	vi
Quelques définitions de base . . . . .	vi
Deux champs industriels de l'apprentissage artificiels : la reconnaissance des formes et la fouille de données . . . . .	vii
Les caractéristiques de l'apprentissage artificiel . . . . .	viii
Trois exemples d'apprentissage . . . . .	x
Organisation et plan de l'ouvrage . . . . .	xiii
Guide de lecture . . . . .	xiv
La situation de l'apprentissage dans l'intelligence artificielle . . . . .	xv
Les applications industrielles de l'apprentissage artificiel à l'extraction de connaissances des données . . . . .	xv
<b>Notations</b>	<b>xxvii</b>
<b>I Les fondements de l'apprentissage</b>	<b>1</b>
<b>1 De l'apprentissage naturel à l'apprentissage artificiel</b>	<b>3</b>
1.1 L'apprentissage artificiel . . . . .	3
1.2 Deux exemples : apprendre à jouer, apprendre à lire . . . . .	5
1.2.1 Apprendre à jouer . . . . .	5
1.2.2 Apprendre à reconnaître des caractères manuscrits . . . . .	7
1.3 Deux approches : la cybernétique et les sciences cognitives . . . . .	9
1.3.1 La cybernétique . . . . .	10
1.3.2 Le pari du cognitivisme . . . . .	11
1.4 Les concepts de base de l'apprentissage . . . . .	13
1.4.1 Un scénario de base pour l'induction . . . . .	13
1.4.2 Quelques notions clés . . . . .	14
1.4.3 L'induction vue comme une estimation de fonction . . . . .	18
1.5 L'induction comme un jeu entre espaces . . . . .	20
1.5.1 L'apprentissage est impossible... . . . .	22
1.5.2 ... sans limiter l'espace des hypothèses . . . . .	23
1.5.3 L'exploration de l'espace des hypothèses . . . . .	26
1.6 Retour sur l'organisation de l'ouvrage . . . . .	27



<b>2</b>	<b>Première approche théorique de l'induction</b>	<b>35</b>
2.1	Deux exemples d'induction . . . . .	37
2.1.1	Le système ARCH . . . . .	37
2.1.2	Le perceptron . . . . .	39
2.2	Approche de l'induction . . . . .	42
2.2.1	Le compromis biais-variance . . . . .	42
2.2.2	Comment définir formellement le problème de l'induction? . . . . .	45
2.2.3	Quel principe inductif adopter? Une introduction . . . . .	46
2.2.4	Comment analyser l'apprentissage? . . . . .	48
2.3	Analyse dans le pire cas : l'apprentissage <i>PAC</i> . . . . .	49
2.3.1	Étude des conditions de validité de l' <i>ERM</i> . . . . .	50
2.3.2	Le cas de la discrimination : l'analyse <i>PAC</i> . . . . .	53
2.4	Analyse dans un cas moyen : l'analyse bayésienne . . . . .	57
2.4.1	Nature de l'analyse bayésienne . . . . .	58
2.4.2	Le risque bayésien et la décision optimale . . . . .	59
2.4.3	Cas particuliers de la décision bayésienne . . . . .	60
2.4.4	Panorama des méthodes inductives dans le cadre bayésien . . . . .	63
2.4.5	Et si l'espace des hypothèses ne contient pas la fonction cible? . . . . .	63
2.4.6	En résumé : la procédure inductive bayésienne . . . . .	64
2.5	Discussion : Quels types d'analyses et de principes inductifs? . . . . .	64
2.6	Les grands principes inductifs avec régulation des hypothèses . . . . .	65
2.6.1	L'idée générale : le réglage de la classe d'hypothèses . . . . .	66
2.6.2	La sélection de modèles . . . . .	67
2.7	Discussion et perspectives . . . . .	68
2.8	Notes historiques et bibliographiques . . . . .	69
<b>3</b>	<b>L'environnement méthodologique de l'apprentissage</b>	<b>73</b>
3.1	L'espace des données d'apprentissage . . . . .	76
3.1.1	La représentation des objets de l'apprentissage . . . . .	76
3.1.2	Le prétraitement des données . . . . .	80
3.2	L'espace des hypothèses d'apprentissage . . . . .	86
3.2.1	Le problème général de la représentation des connaissances . . . . .	86
3.2.2	La classification . . . . .	87
3.2.3	La régression . . . . .	90
3.2.4	Les distributions de probabilités . . . . .	90
3.2.5	Les arbres de décision . . . . .	90
3.2.6	Les hiérarchies de concepts . . . . .	91
3.2.7	Les réseaux bayésiens et les modèles graphiques . . . . .	92
3.2.8	Les chaînes de Markov et les modèles de Markov cachés . . . . .	93
3.2.9	Les grammaires . . . . .	93
3.2.10	Les formalismes logiques . . . . .	94
3.3	La recherche dans l'espace des hypothèses . . . . .	96
3.3.1	Caractérisation de l'espace de recherche . . . . .	96
3.3.2	Caractérisation des fonctions de coût . . . . .	96
3.3.3	Les méthodes d'optimisation . . . . .	97
3.4	L'évaluation de l'apprentissage . . . . .	102
3.4.1	L'évaluation <i>a priori</i> : critères théoriques . . . . .	103
3.4.2	L'évaluation empirique <i>a posteriori</i> : généralités . . . . .	104

3.4.3	Risque empirique et risque réel . . . . .	105
3.4.4	La sélection de modèle en pratique . . . . .	106
3.4.5	L'estimation du risque réel d'une hypothèse . . . . .	111
3.4.6	Le réglage des algorithmes par un ensemble de validation . . . . .	115
3.4.7	D'autres critères d'appréciation . . . . .	117
3.5	La comparaison des méthodes d'apprentissage . . . . .	118
3.5.1	La comparaison de deux hypothèses produites par un même algorithme sur deux échantillons de test différents. . . . .	119
3.5.2	La comparaison de deux algorithmes sur des ensembles de test différents . . . . .	119
3.5.3	La comparaison de deux algorithmes sur le même ensemble de test . . . . .	120
<b>II</b>	<b>Apprentissage par exploration</b>	<b>123</b>
<b>4</b>	<b>Induction et relation d'ordre : l'espace des versions</b>	<b>125</b>
4.1	Les concepts de base . . . . .	128
4.1.1	La description des attributs, la description des concepts . . . . .	128
4.1.2	Les sélecteurs . . . . .	128
4.1.3	La relation de généralité entre les hypothèses . . . . .	129
4.1.4	La relation entre un objet et un concept . . . . .	131
4.2	La structuration de l'espace des hypothèses . . . . .	132
4.2.1	Preliminaires . . . . .	132
4.2.2	Un exemple: les paires de rectangles . . . . .	133
4.2.3	Un ordre partiel sur l'espace des hypothèses . . . . .	134
4.2.4	Quelques opérateurs de spécialisation et de généralisation . . . . .	136
4.2.5	Quelques propriétés utiles d'un espace structuré par une relation d'ordre partiel . . . . .	137
4.3	La construction de l'espace des versions . . . . .	139
4.3.1	Illustration: retour sur l'exemple des rectangles . . . . .	139
4.3.2	L'algorithme d'élimination des candidats . . . . .	140
4.3.3	Deux exemples . . . . .	140
4.3.4	Un exemple d'application: le système LEX . . . . .	148
4.4	Analyse de l'algorithme d'élimination de candidats . . . . .	149
4.4.1	Complexité au pire . . . . .	149
4.4.2	Le point de vue de l'apprentissage <i>PAC</i> . . . . .	150
4.5	La représentation des connaissances par un treillis de Galois . . . . .	151
4.5.1	La construction de la structure . . . . .	151
4.5.2	L'utilisation pour l'apprentissage . . . . .	153
<b>5</b>	<b>La programmation logique inductive</b>	<b>157</b>
5.1	La programmation logique inductive: le cadre général . . . . .	160
5.1.1	Complexité de l'induction et expressivité du langage d'hypothèses . . . . .	160
5.1.2	La relation de couverture en logique du premier ordre . . . . .	161
5.1.3	La subsomption en logique du premier ordre . . . . .	163
5.1.4	Un résumé des relations de subsomption possibles . . . . .	165
5.2	La logique des prédicats et les programmes logiques: terminologie . . . . .	166
5.2.1	La syntaxe de la logique des prédicats . . . . .	166



5.2.2	Système de preuve pour les langages de clauses . . . . .	168
5.3	La structuration de l'espace des hypothèses en logique des prédicats . . . . .	170
5.3.1	Le calcul de la <i>lgg</i> pour la $\theta$ -subsomption . . . . .	170
5.3.2	Le calcul de <i>rlgg</i> pour la $\theta$ -subsomption relative . . . . .	172
5.3.3	Le calcul de <i>lgg</i> pour la résolution inverse . . . . .	174
5.4	L'exploration de l'espace des hypothèses . . . . .	177
5.4.1	Le squelette des algorithmes de PLI . . . . .	178
5.4.2	Les biais de recherche dans l'espace d'hypothèses . . . . .	180
5.5	Deux exemples de systèmes de PLI . . . . .	182
5.5.1	Un système empirique descendant : FOIL . . . . .	182
5.5.2	Un système empirique ascendant : PROGOL . . . . .	184
5.6	Les domaines d'application de la PLI . . . . .	186
5.7	Les chantiers de la PLI . . . . .	188
5.7.1	Les problèmes à résoudre . . . . .	188
<b>6</b>	<b>Reformulation et transfert de connaissances</b> . . . . .	<b>193</b>
6.1	L'apprentissage en présence de théorie . . . . .	194
6.2	L'apprentissage par examen de preuve ( <i>EBL</i> ) . . . . .	194
6.2.1	Le principe de l' <i>EBL</i> . . . . .	194
6.2.2	Une illustration de l'apprentissage <i>EBL</i> . . . . .	195
6.2.3	Discussion sur l'apprentissage de concept à partir d'explications . . . . .	198
6.2.4	L'apprentissage de connaissances de contrôle à partir d'explications . . . . .	199
6.2.5	Bilan sur l'apprentissage à partir d'explications . . . . .	201
6.3	Abstraction et reformulation des connaissances . . . . .	201
6.4	Changement de repère et raisonnement par analogie . . . . .	203
6.5	Bilan . . . . .	205
<b>7</b>	<b>L'inférence grammaticale</b> . . . . .	<b>207</b>
7.1	Définitions et notations . . . . .	212
7.1.1	Langages, grammaires, automates et partitions . . . . .	212
7.1.2	Échantillons d'un langage et automates associés . . . . .	218
7.2	Les protocoles de l'inférence : quelques résultats théoriques . . . . .	220
7.2.1	La spécification d'un problème d'inférence grammaticale . . . . .	220
7.2.2	L'identification à la limite d'une grammaire . . . . .	221
7.2.3	Deux propriétés de l'identification à la limite. . . . .	222
7.2.4	Autres protocoles pour l'inférence de grammaires. . . . .	222
7.2.5	L'inférence grammaticale et l'apprentissage <i>PAC</i> . . . . .	223
7.2.6	Résultats <i>PAC</i> pour les langages réguliers . . . . .	224
7.2.7	Apprentissage <i>PACS</i> : <i>PAC</i> Simple . . . . .	225
7.2.8	Apprentissage <i>PAC</i> avec distributions bienveillantes . . . . .	226
7.3	L'espace de recherche de l'inférence régulière . . . . .	226
7.3.1	Le point de la situation . . . . .	226
7.3.2	Deux propriétés fondamentales . . . . .	227
7.3.3	La taille de l'espace de recherche . . . . .	228
7.4	L'inférence régulière sans échantillon négatif . . . . .	228
7.4.1	Une méthode caractérisable : l'inférence de langages k-réversibles . . . . .	228
7.4.2	Une méthode heuristique : l'algorithme ECGI . . . . .	230
7.5	L'inférence régulière sous contrôle d'un échantillon négatif . . . . .	233

7.5.1	L'ensemble frontière . . . . .	232
7.5.2	Le lien avec l'espace des versions . . . . .	233
7.5.3	Les algorithmes RIG et BRIG . . . . .	233
7.5.4	L'algorithme RPNI . . . . .	234
7.5.5	Variantes et extensions . . . . .	236
7.6	L'inférence de grammaires algébriques. . . . .	237
7.6.1	Présentation . . . . .	237
7.6.2	L'apprentissage à partir d'échantillons structurés. . . . .	237
7.6.3	Les méthodes par exploration. . . . .	239
7.6.4	Une méthode avec oracle. . . . .	239
7.6.5	L'inférence de grammaires linéaires équilibrées . . . . .	240
7.7	Quelques extensions . . . . .	240
7.7.1	Les grammaires stochastiques . . . . .	240
7.7.2	Le point de vue connexionniste . . . . .	242
<b>8</b>	<b>Apprentissage par évolution simulée</b> . . . . .	<b>245</b>
8.1	Trois espaces au lieu de deux . . . . .	247
8.2	Un modèle formel simplifié de l'évolution . . . . .	249
8.2.1	Le jeu entre $\mathcal{H}$ et $\mathcal{G}$ . . . . .	249
8.2.2	L'apprentissage comme processus d'évolution d'une population . . . . .	249
8.3	Les algorithmes génétiques . . . . .	250
8.3.1	La représentation dans l'espace génotypique . . . . .	251
8.3.2	L'algorithme générique . . . . .	251
8.3.3	L'initialisation de la population . . . . .	252
8.3.4	Les opérateurs . . . . .	252
8.3.5	La sélection . . . . .	255
8.3.6	Le théorème des schémas : une explication de la puissance des AG ? . . . . .	258
8.4	Les stratégies d'évolution . . . . .	262
8.5	La programmation génétique . . . . .	262
8.5.1	La représentation des programmes . . . . .	265
8.5.2	Les opérateurs génétiques sur les programmes . . . . .	267
8.5.3	Évaluation et sélection . . . . .	267
8.5.4	Le fonctionnement . . . . .	267
8.5.5	Illustrations . . . . .	268
8.5.6	Une analyse de la programmation génétique . . . . .	272
8.6	La coévolution . . . . .	273
8.6.1	Un exemple d'écologie : les systèmes de classeurs . . . . .	274
<b>III</b>	<b>Apprentissage par optimisation</b> . . . . .	<b>277</b>
<b>9</b>	<b>L'apprentissage de surfaces séparatrices linéaires</b> . . . . .	<b>279</b>
9.1	Généralités. . . . .	281
9.1.1	Hyperplans séparateurs et discriminants dans un problème à deux classes. . . . .	281
9.1.2	Un peu de géométrie dans $\mathbb{R}^d$ . . . . .	282
9.2	L'apprentissage d'un hyperplan pour discriminer deux classes . . . . .	283
9.2.1	Une solution globale . . . . .	283
9.2.2	Une méthode itérative : l'algorithme de Ho et Kashyap. . . . .	286

9.2.3	Un autre calcul : l'algorithme du perceptron . . . . .	287
9.2.4	L'hyperplan discriminant de Fisher . . . . .	290
9.2.5	Surfaces séparatrices non linéaires . . . . .	292
9.2.6	Et pour plus de deux classes? . . . . .	292
9.3	Les séparateurs à vastes marges (SVM) . . . . .	293
9.3.1	La recherche des séparateurs linéaires à vastes marges . . . . .	294
9.3.2	Quelle justification pour les SVM? . . . . .	302
9.3.3	La régression par fonctions noyau et exemples critiques . . . . .	307
9.3.4	Conclusions sur les SVM . . . . .	309
<b>10</b>	<b>L'apprentissage de réseaux connexionnistes</b> . . . . .	<b>311</b>
10.1	Les différents éléments d'un réseau connexionniste . . . . .	313
10.2	L'architecture multicouche . . . . .	315
10.2.1	La transmission de l'information dans un réseau multicouche . . . . .	315
10.2.2	Un exemple . . . . .	316
10.2.3	Un autre exemple : le problème « XOR » . . . . .	318
10.2.4	Le protocole d'apprentissage . . . . .	319
10.2.5	Le codage des exemples d'apprentissage . . . . .	320
10.3	L'algorithme d'apprentissage . . . . .	320
10.3.1	Retour sur le perceptron . . . . .	321
10.3.2	L'apprentissage par rétropropagation du gradient de l'erreur . . . . .	325
10.3.3	L'organisation des calculs . . . . .	326
10.3.4	Retour sur l'exemple . . . . .	326
10.3.5	Une variante . . . . .	328
10.3.6	Quand arrêter l'apprentissage? . . . . .	329
10.3.7	Le problème des minima locaux . . . . .	329
10.4	Quelques résultats théoriques sur les réseaux connexionnistes . . . . .	329
10.4.1	Pouvoir d'expression . . . . .	329
10.4.2	Complexité . . . . .	330
10.4.3	Réseaux connexionnistes et apprentissage <i>PAC</i> . . . . .	330
10.5	Comment choisir l'architecture d'un réseau? . . . . .	331
<b>11</b>	<b>Apprentissage par combinaison de décisions</b> . . . . .	<b>333</b>
11.1	Les arbres de décision . . . . .	335
11.1.1	Principe . . . . .	335
11.1.2	La construction récursive d'un arbre de décision . . . . .	336
11.1.3	Comment élaguer un arbre trop précis . . . . .	343
11.1.4	Un exemple : les iris de Fisher . . . . .	347
11.1.5	Traduction des arbres de décision en logique des propositions . . . . .	349
11.2	Les arbres de régression . . . . .	352
11.2.1	Le principe . . . . .	352
11.2.2	La construction . . . . .	353
11.2.3	Un exemple . . . . .	353
11.2.4	La fin de la construction et l'élagage . . . . .	354
11.3	Le <i>boosting</i> d'un algorithme d'apprentissage . . . . .	354
11.3.1	Plusieurs experts valent mieux qu'un . . . . .	354
11.3.2	Le premier algorithme de <i>boosting</i> . . . . .	355
11.3.3	Le <i>boosting</i> probabiliste et l'algorithme ADABOOST . . . . .	357



11.3.4	Les propriétés de l'algorithme ADABOOST . . . . .	358
11.3.5	L'utilisation du boosting . . . . .	360
11.3.6	Boosting et théorie <i>PAC</i> . . . . .	360
11.3.7	Le « bagging » . . . . .	361
<b>12</b>	<b>L'apprentissage de réseaux bayésiens</b> . . . . .	<b>363</b>
12.1	Les réseaux d'inférence bayésiens . . . . .	364
12.1.1	Définitions et notations . . . . .	366
12.1.2	La d-séparation . . . . .	366
12.1.3	Définition formelle d'un réseau bayésien . . . . .	368
12.2	Les inférences dans les réseaux bayésiens . . . . .	368
12.2.1	Schémas d'inférence . . . . .	369
12.2.2	La d-séparation généralisée . . . . .	372
12.3	L'apprentissage des réseaux bayésiens . . . . .	374
12.3.1	Apprentissage avec structure connue et données complètes . . . . .	375
12.3.2	Apprentissage avec structure inconnue et données complètes . . . . .	376
12.3.3	Apprentissage en présence de données incomplètes . . . . .	379
12.3.4	Apprentissage avec structure connue et données incomplètes . . . . .	379
12.3.5	Apprentissage avec structure inconnue et données incomplètes . . . . .	381
<b>13</b>	<b>L'apprentissage de modèles de Markov cachés</b> . . . . .	<b>385</b>
13.1	Les modèles de Markov observables . . . . .	388
13.2	Les modèles de Markov cachés (HMM) . . . . .	389
13.2.1	Définition . . . . .	389
13.2.2	Pourquoi faut-il des variables cachées? . . . . .	389
13.2.3	Notations . . . . .	391
13.2.4	Deux types de HMM . . . . .	392
13.2.5	Comment un HMM engendre une séquence . . . . .	393
13.3	Les HMM comme règles de classification de séquences . . . . .	393
13.3.1	Les trois problèmes des HMM . . . . .	393
13.3.2	Les HMM et la classification bayésienne . . . . .	394
13.4	L'évaluation de la probabilité d'observation . . . . .	395
13.5	Le calcul du chemin optimal: l'algorithme de Viterbi . . . . .	397
13.6	L'apprentissage . . . . .	400
13.7	Approfondissements . . . . .	406
13.8	Applications . . . . .	407
<b>IV</b>	<b>Apprentissage par approximation et interpolation</b> . . . . .	<b>409</b>
<b>14</b>	<b>L'apprentissage bayésien et son approximation</b> . . . . .	<b>411</b>
14.1	L'apprentissage bayésien . . . . .	413
14.1.1	Présentation . . . . .	413
14.1.2	Un petit retour en arrière . . . . .	415
14.1.3	L'apprentissage bayésien d'une règle de classification . . . . .	415
14.1.4	La classification bayésienne est optimale en moyenne... . . . .	416
14.1.5	...mais on ne peut que l'approcher. . . . .	416
14.1.6	La règle bayésienne et la régression aux moindres carrés . . . . .	418
14.1.7	La règle bayésienne et la minimisation de l'entropie croisée . . . . .	419



14.1.8	La règle bayésienne et la longueur minimale de description . . . . .	420
14.1.9	L'apprentissage bayésien non supervisé . . . . .	422
14.2	Les méthodes paramétriques . . . . .	422
14.2.1	L'estimation par maximum de vraisemblance . . . . .	422
14.2.2	L'estimation des paramètres d'une distribution gaussienne . . . . .	423
14.2.3	Des hypothèses simplificatrices . . . . .	427
14.2.4	Les cas non gaussiens et multigaussiens . . . . .	428
14.2.5	La prédiction bayésienne de la distribution des paramètres . . . . .	428
14.3	L'apprentissage bayésien non paramétrique . . . . .	431
14.3.1	Généralités : le problème de l'estimation locale d'une densité . . . . .	431
14.3.2	Les fonctions noyau et les fenêtres de Parzen . . . . .	432
14.3.3	Les $k$ -plus proches voisins ( $k$ -ppv) . . . . .	435
14.4	Les méthodes semi paramétriques . . . . .	445
14.4.1	La discrimination logistique . . . . .	445
14.4.2	Les mélanges de distributions . . . . .	447
14.4.3	Le cas des réseaux connexionnistes et des arbres de décision . . . . .	448
<b>15</b>	<b>La classification non supervisée et la découverte automatique</b>	<b>451</b>
15.1	La classification hiérarchique de données numériques . . . . .	453
15.1.1	Généralités . . . . .	453
15.1.2	Un algorithme général de classification hiérarchique . . . . .	456
15.1.3	L'indice du lien simple . . . . .	456
15.1.4	L'indice de la distance entre centres de gravité . . . . .	457
15.1.5	L'indice de Ward . . . . .	457
15.1.6	L'indice de la vraisemblance du lien . . . . .	458
15.1.7	Le choix du nombre de classes . . . . .	458
15.2	La classification non hiérarchique de données numériques . . . . .	458
15.2.1	La méthode des $k$ -moyennes . . . . .	458
15.2.2	L'estimation d'une somme pondérée de distributions gaussiennes . . . . .	460
15.2.3	Un exemple . . . . .	460
15.3	La classification de données symboliques . . . . .	462
15.3.1	Les données binaires et catégorielles . . . . .	462
15.3.2	Les attributs nominaux : la représentation attribut-valeur . . . . .	463
15.3.3	Les données logiques . . . . .	464
15.4	La découverte automatique . . . . .	464
15.4.1	Présentation . . . . .	464
15.4.2	La découverte de fonctions simples . . . . .	465
15.4.3	Découverte de lois plus complexes . . . . .	466
15.4.4	Traitement des données bruitées . . . . .	467
15.4.5	Découverte de lois avec plus de deux variables . . . . .	468
15.4.6	Améliorations ultérieures . . . . .	470
15.5	La découverte non supervisée d'associations complexes d'attributs . . . . .	470
15.5.1	Les associations d'attributs binaires : définitions . . . . .	470
15.5.2	L'apprentissage des associations . . . . .	471
15.5.3	Découverte de suites temporelles dans les données . . . . .	473
15.6	Le coapprentissage et les mélanges d'exemples supervisés et non supervisés . . . . .	479
15.6.1	Le cas de deux jeux indépendants d'attributs : le coapprentissage . . . . .	479

15.6.2	L'utilisation de l'algorithme <i>EM</i> . . . . .	480
<b>16</b>	<b>L'apprentissage de réflexes par renforcement</b>	<b>483</b>
16.1	Description du problème . . . . .	485
16.1.1	La modélisation d'un agent en action dans le monde . . . . .	485
16.1.2	Les notions fondamentales . . . . .	487
16.1.3	Les problèmes et les grandes approches . . . . .	490
16.2	Si tout est connu : l'utilité de la fonction d'utilité . . . . .	491
16.3	L'apprentissage des fonctions d'utilité quand l'environnement est connu . . . . .	492
16.3.1	L'évaluation d'une politique par propagation locale d'information . . . . .	493
16.3.2	Un théorème conduisant à l'amélioration de politique . . . . .	494
16.3.3	Processus itératif d'amélioration de politique . . . . .	495
16.4	Si rien n'est connu : la méthode de Monte-Carlo . . . . .	496
16.5	Le meilleur des deux mondes : la méthode des différences temporelles . . . . .	497
16.5.1	L'évaluation suivant la méthode des différences temporelles . . . . .	497
16.5.2	L'amélioration de politique avec les différences temporelles . . . . .	498
16.5.3	SARSA : Une méthode d'amélioration « sur politique » . . . . .	499
16.5.4	Le <i>Q-learning</i> : Une méthode d'amélioration « hors politique » . . . . .	499
16.5.5	TD( $\lambda$ ) : les méthodes de différences temporelles à plusieurs pas . . . . .	500
16.6	La généralisation dans l'apprentissage par renforcement . . . . .	501
16.6.1	Le problème . . . . .	501
16.6.2	Généralisation par approximation de la fonction d'utilité . . . . .	502
16.6.3	Méthodes de généralisation par partition de l'espace . . . . .	504
16.6.4	Méthodes directes d'apprentissage de politique . . . . .	506
16.7	Le cas des environnements partiellement observables . . . . .	506
16.8	Exemples d'application . . . . .	507
16.8.1	Le TD-Gammon . . . . .	507
16.8.2	Applications au contrôle et à la robotique . . . . .	508
16.9	Bilan et perspectives . . . . .	508
<b>V</b>	<b>Approfondissements et annexes techniques</b>	<b>511</b>
<b>17</b>	<b>Approfondissement sur l'analyse de l'induction</b>	<b>513</b>
17.1	L'analyse de l'induction de Vapnik . . . . .	513
17.1.1	Cas où $ \mathcal{H}  = \infty$ et $\mathcal{F} \subseteq \mathcal{H}$ . . . . .	514
17.1.2	Fonction de croissance et dimension de Vapnik-Chervonenkis . . . . .	515
17.1.3	Le lemme de Sauer : un lemme sauveur . . . . .	517
17.1.4	L'analyse de Vapnik et Chervonenkis pour des fonctions quelconques . . . . .	520
17.1.5	Discussion . . . . .	523
17.2	Les principes inductifs avec contrôle de l'espace des hypothèses . . . . .	524
17.2.1	La minimisation du risque structurel : <i>SRM</i> . . . . .	524
17.2.2	La théorie de la régularisation . . . . .	525
17.2.3	La théorie de l'estimation bayésienne . . . . .	528
17.3	L'induction par compression d'information . . . . .	529
17.3.1	Un exemple . . . . .	530
17.3.2	La théorie de l'induction selon Solomonoff . . . . .	530



17.3.3	La complexité de Kolmogorov . . . . .	531
17.3.4	Le principe de longueur de description minimale ( <i>MDLP</i> ) . . . . .	532
17.3.5	Analyse: compression et pouvoir inductif . . . . .	534
17.4	L'induction en débat . . . . .	536
17.4.1	Le <i>no-free-lunch theorem</i> : toutes les méthodes se valent!?	536
17.4.2	Le <i>no-free-lunch theorem</i> et l'analyse de Vapnik: une contradiction?	541
17.5	Discussion sur l'analyse classique. Variantes et perspectives . . . . .	542
17.5.1	D'autres modèles d'apprentissage . . . . .	544
17.5.2	D'autres types d'analyses . . . . .	546
<b>18</b>	<b>Annexes techniques</b>	<b>551</b>
18.1	Exemples de fonctions de perte en induction . . . . .	551
18.1.1	La reconnaissance de formes ou classification . . . . .	551
18.1.2	La régression . . . . .	552
18.1.3	L'estimation de densité . . . . .	553
18.2	Optimisation par descente de gradient . . . . .	554
18.3	La rétropropagation du gradient de l'erreur . . . . .	557
18.3.1	Notations . . . . .	557
18.3.2	Fonctionnement du système . . . . .	557
18.3.3	Calcul du gradient . . . . .	558
18.4	Estimation d'une densité de probabilité en un point . . . . .	560
18.5	L'estimation des paramètres d'une distribution gaussienne . . . . .	561
18.6	Pourquoi et comment la règle du PPV converge-t-elle? . . . . .	562
18.6.1	Pourquoi? . . . . .	562
18.6.2	Comment? . . . . .	562
18.7	Le calcul de l'intervalle de confiance de l'estimation de la probabilité d'une règle de classification . . . . .	563
18.8	Pourquoi la règle de décision bayésienne est-elle optimale? . . . . .	564
18.9	Apprentissage par estimation-maximisation. . . . .	565
18.9.1	Un exemple . . . . .	565
18.9.2	Application de l'algorithme <i>EM</i> à l'exemple . . . . .	565
18.9.3	Statistique suffisante . . . . .	566
18.9.4	Plus généralement . . . . .	566
18.9.5	Retour sur l'exemple . . . . .	566
18.9.6	L'apprentissage des paramètres des HMM . . . . .	568
18.9.7	L'apprentissage des paramètres de distributions multigaussiennes . . . . .	568
	<b>Bibliographie</b>	<b>571</b>
	<b>Index</b>	<b>586</b>