

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

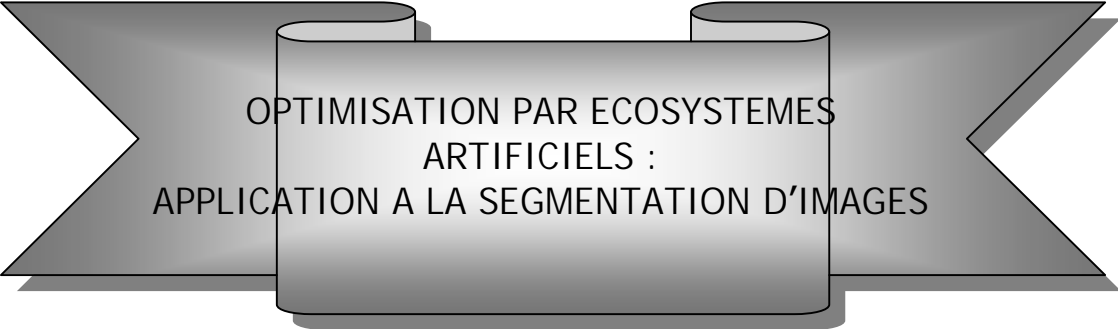
UNIVERSITE MENTOURI DE CONSTANTINE
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

MEMOIRE

PRESENTE EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE MAGISTER
EN INFORMATIQUE

OPTION : INFORMATION & COMPUTATION

THEME



OPTIMISATION PAR ECOSYSTEMES
ARTIFICIELS :
APPLICATION A LA SEGMENTATION D'IMAGES

PRESENTE PAR :

SALIMA NEBTI

DIRIGE PAR :

DR S.MESHOUL

JURY :

Dr MK. Kholadi
Dr S.Meshoul
Dr S.Chikhi
Dr N.Zarrou

MC. Université constantine
MC. Université constantine
MC. Université constantine
MC. Université constantine

président de jury
Rapporteur
Examineur
Examineur

Remerciement

J'exprime ma profonde reconnaissance à Dr Mme Batouche maître de conférence à l'université de Constantine de m'avoir dirigé ce travail.

Je la remercie pour ses qualités humaines ; sa grande disponibilité, sa patience, sa gentillesse, ses précieux conseils, et de m'avoir bénéficié de sa haute compétence professionnelle.

Je remercie le professeur Mr Batouche pour son aide précieuse, ses qualités humaines et professionnelles, sa gentillesse et son dynamisme.

Je remercie également les membres de jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant de juger ce travail.

Mes remerciements son également exprimés à mes chers parents, mon frère et mes sœurs pour l'aide qu'ils m'ont apporté au cours de mes études.

Merci à tous mes amis

Résumé :

Le travail effectué et présenté dans ce mémoire se situe dans le domaine du traitement d'images et plus particulièrement la segmentation d'images. Dans le cadre de la pensée écologique, nous avons essayé de se focaliser sur l'étude et la réalisation des modèles observés de la nature. Nous avons centré nos efforts sur deux approches séduisantes en leur appliquant en premier lieu sur le problème de la segmentation d'images par classification de pixels et puis sur le problème des contours actifs. Ces deux approches sont en fait très étroitement liées à l'écologie qui s'inspirent des relations interspécifiques entre les espèces naturelles au sein d'un écosystème. Ces interactions sont les relations de prédation et symbiose. Ces deux algorithmes ont été présentés, simplifiés et étudiés en montrant leur intérêt en terme d'optimisation de la tâche de segmentation d'image.



LISTE DES FIGURES

FIGURE I.1 : L'Analogie entre la génétique et l'informatique

FIGURE I.2 : LE VOISINAGE DANS UN ALGORITHME EVOLUTIONNAIRE CELLULAIRE

FIGURE II .1 : L'Analogie entre la génétique et l'informatique

FIGUREII.2 : Structure d'un Algorithme génétique

FIGURE II .3 La forme générale d'un algorithme Coopérative Coevolutionnaire Séquentiel

FIGURE II.4 : exemple d'un réseau de tri

FigureII.5 : Les comparaisons dans un réseau de tri

Figure III.1 : Segmentation d'images : catégories et utilisation principale

Figure III.2 : Les opérateurs de masquage par convolution

FigureIV.1 La topologie circulaire du voisinage

FIGURE IV.2 : comparaison entre PSO et APPO



REFERENCES :

[1] : Amine Boumaza, " Introduction de techniques d'évolution artificielle en vision tridimensionnelle et en robotique mobile » ,*Thèse de doctorat à l'université René Descartes*,Mai.2004

- [2]: Cantú-Paz, E, "Markov chain models of parallel genetic algorithms," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*.4(3): 216-226. 2000.
- [3]:D.Whitley," A Review of Simple and Cellular Genetic Algorithms *Applications of Modern Heuristic Methods*," V. J. Rayward-Smith, ed. pp: 55-67, Alfred Waller.1995.
- [4]: Evelyne LUTTON, "Darwinisme artificiel : une vue d'ensemble", cours 2004.
complex.inria.fr/html/Cours/cours_ea_aux/AE-RevueTSI.pdf
- [5] E. Alba and J. M. Troya., "Cellular evolutionary algorithms: Evaluating the influence of ratio," in *Parallel Problem Solving from Nature, PPSN VI*, M. Schoenauer et al., vol. 1917 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 29–38, Springer-Verlag. 2000.
- [6]: Nowostawski, M. and Poli, R, "Dynamic Demes Parallel Genetic Algorithms,". In L.C. Jain (ed.) *Proceedings of the Second Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems Conference (KES99)*. pp 93-98. IEEE Press. 1999.
- [7]:Akira Imada, **Introduction to Evolutionary Computations cours**
- [8]: ALEXIS DROGOUL ,"De La Simulation Multi-Agent A La Résolution Collective de Problèmes Une Étude De l'Émergence De Structures D'Organisation Dans Les Systèmes Multi-Agents", Thèse de doctorat,1993 .
- [9]: Michael Kirley," Ecological Algorithms: An investigation of adaptation, diversity and spatial patterns in complex optimisation problems", PHD thesis,2002.
- [10] Rachel Bachmann et Bryan Villeneuve, "les algorithmes génétiques," cours . 1998
www.cours.polymtl.ca/mth6414/automne2003/Genetique98.pdf
- [11] Rodolphe Le Riche, Optimisation par algorithmes évolutionnaires , cours
ea.inria.fr/Cours/Cours_Opt_Evol.pdf
- [12]: Rui Mendes, "Population Topologies and Their Influence in Particle Swarm Performance," PHD thesis. 2004.
- [13]: Dorigo, M. and Gambardella, L, "Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1(1):53_66. 1997.
- [14]: Jean-Paul JAMONT, " DIAMOND: UNE APPROCHE POUR LA CONCEPTION

DE SYSTEMES MULTI-AGENTS EMBARQUES", thèse de doctorat,2005 .

[15]: glossaire d'écologie, www.protection-nature.org/glossaire_ecologie.htm

[16]: Mark S. Miller and K. Eric Drexler, " Markets and computation: agoric open systems", In B. A. Huberman, editor, *The Ecology of Computation*, Amsterdam, North-Holland, 1988.

[17]: Hugo de Garis, "Genetic Programming : GenNets, Artificial Nervous Systems, Artificial Embryos" ,Ph.D. THESIS, Brussels University. 1992.

[18]: J. Kennedy and R.C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, 1942_1948. IEEE Press, 1995.

[19]: M. Coeurdassier, P. Giraudoux et T. Déforêt : Ecologie des Populations et des communautés

www.univ-fcomte.fr/download/ufr_st/document/cences/docs_sciences_de_la_vie/ecologie/energie.pdf

[20]: Serge Diebolt. , Généralité, Globalité et Totalité, "les notions ensemblistes complexes : application à la sociologie juridique".

www.rets.msh-paris.fr/communication/docs/diebolt5.pdf

[21] : L'émergence de la communication chez les... robots

www.vivantinfo.com/uploads/media/Robots.pdf

[22]: Cours gratuit, "Optimisation et algorithmes génétiques", l'encyclopédie libre <http://www.polytech-lille.fr/~vmagnin/coursag/>

[23] Kristofer Ekbohm and Eric Astor, "Investigations of Multi-Agent Systems in Computational Markets and Ecosystems", Research report.14, ISSN: 1103-1581. 1996.

[24]: Israel Muñoz Moreno," RELIMINARY STUDIES OF DYNAMICS OF PHYSICAL AGENT ECOSYSTEMS", PHD thesis. July 2000.

[25] Tad Hogg and Bernard0 Huberman, " Controlling Chaos in Distributed Systems", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 21 No. 6 pp. 1325-1332, November/December 1991.

[26] : Pellegrin-Boucher E. et Gueguen G, " Constitution d'un écosystème d'affaires sur la base des dynamiques de coopération et de coopération: le cas de SAP, leader

sur le marché des ERP ", 13ème Conférence de l'AIMS, Normandie. Vallée de Seine, Juin, 2004.

[27]: Caldarelli, G., Higgs, P.G. & McKane, A.J, " Modelling coevolution in multispecies communities", *J. Theor. Biol.* 193, 345-358. 1998.

Référence :

[28]: Wiegand, R.P, "Analysis of Cooperative Coevolutionary Algorithms" , Ph.D. thesis, George Mason University. 2004

[29] : Michael Kirley, "Ecological Algorithms: An investigation of adaptation", diversity and spatial patterns in complex optimisation problems, PHD thesis. 2002.

[30] : Paredis, Jan, Westra, R., "Coevolutionary Computation for Path Planning", Proceedings

5th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing; H.-J. Zimmermann; Verlag Mainz.1997.

[31] : 10. Kauffman, S. A. and Johnsen, S," Coevolution to the edge of chaos: coupled fitness landscapes, poised states, and coevolutionary avalanches", *Journal of Theoretical Biology* 149: 467. 1991.

[32]: Lipson H., Bongard J., Zykov V, " Co-Evolutionary Methods in System Design And Analysis ", 15th International CIRP Design Seminar, Shanghai, China. 2005.

[33] : De Jong, K, "*An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*". Ph.D. thesis, University of Michigan, Michigan MI. 1975.

[34]: Mahfoud, S. W, "*Niching Methods for Genetic Algorithms*", Ph.D. thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana IL. 1995.

[35] : Melanie Mitchell and Charles E. Taylor, *Evolutionary Computation : An Overview* ,. *Annual Review of Ecology and Systematics* , 20:593-616. 1999.

[36]: Goldberg, D. E., & Richardson, J. J, "Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimisation", In Grefenstette, J. J. (Ed.), *Second International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 41.49. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale NJ.1987.

- [37]: Wright, S “The roles of mutation, inbreeding, crossbreeding and selection in evolution”. In Jones, D. F. (Ed.), International Proceedings of the Sixth International Congress on Genetics, Vol. 1, pp. 356.366. 1932.
- [38]: Rosin, C. D., & Belew, R. K, “Methods for competitive co-evolution: Finding opponents worth beating”. In Eshelman , pp. 373.380.1995.
- [39]: Watson & Pollack , “Coevolutionary Dynamics in a Minimal Substrate”, PHD thesis. 2000.
- [40] : DAVID LEROUX, *Stratégies pour Alice Soccer Competition*, Projet de semestre, 2000-2001
- [41] : Kirley, M., Li, X. and Green, D.G, “Investigation of a cellular genetic algorithm that mimics landscape ecology”, In R. McKay et al., (eds.), *Simulated Evolution and Learning - SEAL98, volume 1585 Lecture Notes in Artificial Intelligence*. Springer. pp 90-97.1998.
- [42] : Kirley, M., and Green, D.G, “An Empirical Investigation of Optimisation in Dynamic Environments Using the Cellular Genetic Algorithm”. In D. Whitley et al., (eds.) *The Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2000)*. pp 11-18. Morgan Kaufmann.2000.
- [43]: Kirley, M, „A Cellular Genetic Algorithm with Disturbances: Optimisation Using Dynamic Spatial Interactions. *Journal of Heuristics*. 8(3):321-242. 2002.
- [44] : H. Lipson, J. Bongard, V. Zykov, *Co-Evolutionary Methods in System Design and Analysis*
- [45]: Janzen, D. H. (1980). When is it co-evolution? *Evolution*, 34(3), 611.612
- [46] :John Peter Cartlidge, “Rules of Engagement: Competitive Coevolutionary Dynamics in Computational Systems”, PHD thesis, 2004.
- [47] : Evelyne LUTTON, « Darwinisme artificiel : une vue d’ensemble" cours 2004. [complex.inria.fr/html/ Cours/cours_ea_aux/AE-RevueTSl.pdf](http://complex.inria.fr/html/Cours/cours_ea_aux/AE-RevueTSl.pdf)
- [48] : Cours gratuit " Optimisation et algorithmes génétiques " : .l'encyclopédie libre <http://www.polytech-lille.fr/~vmagnin/coursag/>
- [49] : Rosin, C. D, “*Coevolutionary Search among Adversaries*”, Ph.D thesis, Department of Computer Science, University of California, San Diego CA. 1997.

- [50] : Rosin, C. D., & Belew, R. K, “Methods for competitive co-evolution: Finding opponents worth beating”. In Eshelman (1995), pp. 373.380. 1995.
- [51] : Rosin, C. D., & Belew, R. K, “New methods for competitive coevolution”. *Evolutionary Computation*, 5(1), 1.29. 1997.
- [52] :Potter, M. A., & De Jong, K. A, “ A cooperative coevolutionary approach to function optimisation.”, In Davidor, Y., Schwefel, H.-P., & Manner, R. (Eds.), *Parallel Problem Solving from Nature III*, pp. 249.257. Springer-Verlag, Berlin, Germany. 1994.
- [53]: Potter, M. A., & De Jong, K. A,” Cooperative coevolution: An architecture for evolving coadapted subcomponents”. *Evolutionary Computation*, 8(1), 1.29. 2000.
- [54] : Potter, M. A., & De Jong, K. A, “Evolving neural networks with collaborative species”. In Oren, T. I., & Birta, L. G. (Eds.), *Summer Computer Simulation Conference*, pp. 340.345. The Society of Computer Simulation, San Diego CA.1995.
- [55]: Wiegand, R. P., W. Liles, and K. De Jong, “An empirical analysis of collaboration methods in cooperative coevolutionary algorithms”. See Spector, Goodman, Wu, Langdon, Voigt, Gen, Sen, Dorigo, Pezeshk, Garzon, and Burke, pp. 1235–1242. 2001.
- [56]: Angeline, P. and J. Pollack, “Competitive environments evolve better solutions for complex tasks”, In S. Forest (Ed.), *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms (ICGA)*, San Mateo, CA, pp. 264–270. Morgan Kaufmann. 1993.
- [57]: Ray, T. S, “ Evolution, ecology and optimization of digital organisms” ,Santa Fe Institute working paper 92-08-042. 1992.
- [58]: Akira Imada,” **Introduction to Evolutionary Computations**”
- [59]: Pagie, L. and P. Hogeweg, “ Evolutionary consequences of coevolving targets”. *Evolutionary Computation* 5, 401-418. 1997.
- [60]: David E. Moriarty, Risto Mjikkulainen, “ Efficient Reinforcement Learning through Symbiotic Evolution”, *Machine Learning* 22 (1-3): 11-32 .1996.

[61]: J. and De Jong, K.A, “*An analysis of the effects of neighborhood size and shape on local selection algorithms*”, In Proc 4 th PPSN, LNCS 1141, Springer Verlag, pp.236—244. 1996.

[62] :Spiessens P. and Manderick B, “*A Massively Parallel Genetic Algorithm*”, In: Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms, Belew R.K., Booker L.B. (eds.). Morgan Kaufmann,pp 238-245, 1991.

[63]: Voigt H.M., Santibanez-Koref I. and Born J.” *Hierarchically Structured Distributed Genetic Algorithm*”, In: Parallel Problem Solvimg from Nature II, Amsterdam: Elsevier Science Publishers, pp. 145-154, 1992.

[64]: Hillis, W. D, „Co-evolving parasites improve simulated evolution as an optimisation procedure”, *Physica D*, 42, 228.234. 1990.

[65]: Sevan G. Ficici and Jordan B. Pollack, “Challenges in Coevolutionary Learning: Arms-Race Dynamics, Open-Endedness, and Mediocre Stable States”

[66]: David Eric Moriarty, “Symbiotic Evolution of Neural Networks in Sequential Decision Tasks”, PHD thesis. 1997.

[67]: Li, X. and Sutherland, S, “A Cellular Genetic Algorithm Simulating Predator-Prey Interactions”, Proceedings of the 4th Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning, 2002.

[68]: Tony Poppleton, “can co-evolution play Ball, competitive co-evolution in a pong game”, PHD thesis.2002.

[69]: Herve Meunier: " Algorithmes évolutionnaires parallèles pour l'optimisation multi-objectif de réseaux de télécommunications mobiles" , thèse de doctorat. 2002.

[70] : Dung Hoang, ".détermination simultanée de la résistivité et de l'épaisseur des tôles métalliques et d'alliages non magnétiques par méthode électromagnétique sans contact". Thèse de doctorat.2000.

Références :

[71] : Kennedy, J., Eberhart, R. C., and Shi, Y, “*Swarm Intelligence*, San Francisco”: Morgan Kaufmann Publishers. 2001.

[72] J. Kennedy and R.C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, 1942_1948. IEEE Press, 1995.

[73] J. Kennedy, "The Particle Swarm: Social Adaptation of knowledge", Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Indianapolis, Indiana, USA, pp. 303-308.

[74] R.C. Eberhart and y. Shi, "Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm optimization", Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Pp. 84-88, 2000.

[75] : Jaco F. Schutte, "The Particle Swarm Optimization Algorithm"

[76] : Jakob Vesterstrøm , Jacques Riget "Particle Swarms Extensions for improved local, multi-modal, and dynamic search in numerical optimisation", Master's Thesis, May, 2002.

Référence :

[77] : Eduardo Alonso, Mark D'Inverno, Daniel Kudenko, Michael Luck, and Jason Noble, "Learning in Multi-Agent Systems", *Knowledge Engineering Review*, 16(3):277-284, 2001.

[78] Chern Han Yong and Risto Miikkulainen, "Cooperative Coevolution of Multi-Agent Systems", Technical Report AI01-287

[79] Drogoul A, "De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes",

PhD Thesis, University Paris 6, November 1993.

[80]:Koh, J., Suk, M. and Bhandarkar, S. M., "A Multilayer Self-Organizing Feature Map for Range Image Segmentation," *Neural Networks*, Vol. 8, pp. 67-86 (1995).

[81] : Eduardo Izquierdo-Torres , "Collective Intelligence in Multi-agent Robotics : Stigmergy, Self-organisation and evolution", for Animal and Machine Intelligence ,Dec 2003.

[82] : François Bousquet, Christophe Le Page, Jean-Pierre Müller, Cirad, " Modélisation et simulation multi-agent "

<http://sis.univ-tln.fr/gdri3/fichiers/assises2002/papers/09-ModelisationEtSimulationMultiAgents.pdf>

[83] : Le Bars, M., "Un Simulateur Multi-Agent pour l'Aide à la Décision d'un Collectif :Application à la Gestion d'une ressource Limitée Agro-environnementale", Thèse Informatique, Paris IX-Dauphine. 2003.

[84] : A.Drogoul, "Systèmes multi-agents situés", Mémoire d'habilitation à diriger des recherches (habilitation thesis), soutenue le 17 mars 2000.

[85] : Richard J.Bartleson JR, " Simple Multi-agent Cooperation ", An Approach based on predator – prey modelling

**[86] : Jacque Ferber, “ Multi-Agent System: An Introduction to Distributed Artificial Intelligence”, Jacques Ferber Harlow: Addison Wesley Longman 1999
Paper: ISBN 0-201-36048-9**

(le lien)

**[87]: Hutzler G., Gortais B., “Drogoul A. "The Garden of Chances: a Visual Ecosystem",
Leonardo, Vol. 33, Issue 3, April 2000, International Society for the Arts, Sciences and Technology.**

[88] : FERBER, Jacques, "Technologie multiagent ", Mémento technique France Télécom, n°8 (Interfaces intelligentes et images), 1996

**[89] Deneubourg J.-L., Theraulaz G. et Beckers R., “Swarm-Made Architectures”,
in Towards a
Practice of Autonomous Systems, MIT Press, Cambridge, pp. 123-133, 1992.**

[90] Steels L., "Towards a Theory of Emergent Functionality", in From Animals to Animats, MIT Press, Cambridge, pp. 451-461, 1991.

[91] Ferber, J., "Les Systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective", InterEditions, 1995.

[92] Wooldridge, Michael. "Intelligent Agents. Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence", Ed. Gerhard Weiss. Cambridge, Mass.: The MIT Press, 27-77. 1999.

[93] Huhns, Michael N., and Larry M. Stephens., "Multiagent Systems and Societies of Agents.", Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence. Ed. Gerhard Weiss. Cambridge, Mass.: The MIT Press, 79-120. 1999.

[94] modélisation et simulation multi-agent François Bousquet, Christophe Le Page, Jean-Pierre Müller

[122] : Cohen, L. D. and Cohen, I., "Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images.", IEEE Trans. on PAMI 15(11) pp. 1131{1147, November 1993.

[123] : Xu, C., Yezzi, A., J., and Prince, J. "A summary of geometric level-set analogues for a general class of parametric active contour and surface models." ,In Proc. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Comp. Vis., pp. 104{111. Vancouver, BC, Canada, July 2001.

[124] : Schermann, E. and Ebersole, T., "An Implementation of Color Statistical Pressure Snakes using HSV Color Space and Redefined Internal Energy Terms," CS 766 Project.

[125] :Radeva, P.,Vitria, J.,"Region-based Approach for Discriminant Snakes",ICIP01 (II: 801-804). *IEEE Top Reference*.

[126] Donna J. Williams and Mubarak Shah - "A Fast Algorithm For Active Contours and Curvature Estimation", Image Understanding, Vol55, N°1, pp14-26. 674-680. ,January 1992

[127]: Christophe Chesnaud," Techniques statistiques de segmentation par contour actif et mise en oeuvre rapide". PH.D thesis.2000.

[128] :**Yoann Juge et Nicolas Rougon**," Segmentation par contours actifs géodésiques"
[www-eph.int-evry.fr/~horain/ atelvir/Segmentation/EvolutionContours](http://www-eph.int-evry.fr/~horain/atelvir/Segmentation/EvolutionContours)

[129]: Hadziavdic, V. , "A comparative study of active contour models for boundary detection in brain images", MSc thesis in applied physics. University of Bergen, University of Tromsø, Norway, 1999.

[130] : S. Jehan-Besson, M. Gastaud, M. Barlaud, G. Aubert, " Region-based active contours using geometrical and statistical features for image segmentation", IEEE Int. Conference in Image Processing, vol. 2, pages 643-646, Barcelone, Espagne, 2003

[131] : **Joubin Hatamzadeh-Tabrizi**,"*Using Active Contours For Segmentation of Middle-Ear -Images*", *master thesis, 2003.*

[132]: Amir A. Amini, Terry E. Weymouth, and Ramesh C. Jain, "Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume 12, Number 9, pp. 855-867, September 1990

[133]:Flore Faille, Caroline Labrot , Magali Motlik., " Détection de contours par snakes sur des images en couleur ".

www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/snakes_coul/MBAI.html

[134]: Antoine Coutant ,"La méthode des contours actifs en traitement des images". Mémoire pour l'examen probatoire en Calcul Scientifique.2005

[135] Xianghua Xie and Majid Mirmehdi., " Geodesic Colour Active Contour Resistent to Weak Edges and Noise", In: *Proceedings of the 14th British Machine Vision Conference*, pages 399--408. BMVA Press, September 2003

[136] : V. Caselles, R. Kimmel, et G. Sapiro, "Geodesic active contours", *International Journal of Computer Vision*, 22(1) :61-79, 1997.

[137] : Sylvain Thomas, Thierry Milesi., "detection de contours par filtrage géodesique actif de Caselles "

<http://www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/caselles/index.html>

[138] : Florent RANCHIN," Méthodes par ensembles de niveaux et modes conditionnels itérés pour la segmentation vidéo", PH.D thesis. 1992

[139]: REUVEN ZARITSKY, NATAN PETERFREUND, NAHUM SHIMKIN : “Velocity-Guided Tracking of Deformable Contours in Three Dimensional Space”

[140] : Josselin Kherroubi, Vincent Bismuth et Saâd Jbabdi, "Contours Actifs
Méthode des ballons."

www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/ballon/menu.html

[141] : Ikhlef Bechar., "Flux du Vecteur du Gradient (GVF) "

www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/gvf/gvf3.htm

[142] : Carole LE GUYADER , "Imagerie Mathématique : Segmentation sous contraintes géométriques Théorie et Applications", Thèse de doctorat. 2004

[143] : L.D. Cohen., “Modeles deformables”. In Conference Ecole Thematique ISIS, Marly-le-roy, 1997.

[144]: Amir A. Amini, Terry E. Weymouth, and Ramesh C ,”Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision,”. Jain, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Volume 12, Number 9, pp. 855-867, September 1990

[145]: V. Gouet et B. Lameyre. SAP,” A robust approach to track objects in video streams with Snakes and Points”, In *British Machine Vision Conference (BMVC'04), Londres, Angleterre*, 2004.

[146]: GHASSAN HAMARNEH, “Towards Intelligent Deformable Models for Medical Image Analysis” PHD thesis

[147] L.G. Shapiro and C.G stockman, “Computer Vision”, Prentice Hall, New Jersey 2001.

[148] J.C. Bezdeck, “Pattern Recognition With Fuzzy Objective Function Algorithms”, Plenum Press, new York, 1981.

[149] R. Krishnapuram and J. Keller,” A Possibilistic Approach To Clustering”, *IEEE Tansactions on fuzzy systems*, vol.1(2) pp 98-110, may 1993.

[150] L. Wang, H. Ji and X. gao,” Image Segmentation By A Robust Clustering Algorithm Using Gaussian Estimator ”, In A. Campilho and M. kamel (Eds): *ICIAR 2004, LNCS 3211*, pp 74-81, 2004 Springer-Verlag, berlin Heidelberg.

[151]: M. Omran, A. Salman, and AP. Engelbrecht,” , Image Classification Using Particle Swarm Optimization” , In proceeding of the fourth Asian Conference.

[152]: A. Silva, A. Neves, and E. Costa: Chasing The Swarm: A Predator Prey Approach To Function Optimisation. In Proc. of MENDEL2002 - 8th International Conference on Soft Computing. Brno, Czech Republic, June 5-7, 2002.

[153]: A. Silva, A. Neves and E. Costa, An empirical comparison of Particle Swarm and Predator Prey optimisation,*Proceedings of AICS 2002 - 13th Irish Conference on Artificial Intelligence and Cognitive Science*, M. O'Neil et all (Eds.), pp. 103-110, Limerick, Ireland, 12-13 September, 2002

[154] :Arlindo F. Silva, Ana P. Silva, Ernesto Costa, "SAPPO: A Simple, Adaptive, Predator Prey Optimiser", in Proc. of the 11th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, Workshop on Artificial Life and Evolutionary Algorithms (ALEA), EPIA'03, Beja, Portugal, December-2003

INTRODUCTION GENERALE

Le thème des écosystèmes artificiels est un domaine de recherche de la vie artificielle qui s'intéresse à l'étude des phénomènes liés à l'évolution des populations d'entités artificielles comme l'apparition des niches écologiques, l'émergence des comportements coopératifs ou compétitifs, la co-évolution des espèces et de manière générale l'émergence des propriétés complexes à partir des interactions dépendantes et compliqués entre des entités autonomes qui simulent les êtres vivant en analogie avec les écosystèmes naturels.

Ce thème de recherche est actuellement un champ de recherche très actif. A ce thème s'adjoignent d'autres thèmes tels que : la biologie sociale, les systèmes co-évolutionnaires, les systèmes multi-agent, l'émergence, les techniques d'optimisation cellulaires.. et bien d'autres.

Dans ce mémoire, Nous nous somme particulièrement intéressé à la réalisation d'approches de la segmentation d'images basées sur des interactions inspirées de la biologie sociale qui se trouvent entre les prédateurs et les proies et entre symbiotes au sein d'un écosystème. Nous avons montré leur efficacité sur deux approches différentes de la segmentation d'images qui sont :

- La segmentation d'images basée classification de pixels
- Et la segmentation d'images basée contour actif

La segmentation d'images joue un rôle essentiel aussi bien qu'en imagerie médicale qu'en imagerie satellitaire. En imagerie médicale par exemple, la segmentation d'images comme faisant partie d'un système informatique permet au praticien de visualiser les données médicales, de choisir des diagnostics, de lui signaler les risques pathologiques et même de guider son geste chirurgical. La mise en œuvre de tels systèmes est un problème difficile et étudié par de nombreuses équipes de recherche. Cette difficulté provient de la nature complexe des images acquis qui sont extrêmement variables d'un individu à un autre, d'un paysage à un autre. Ce qui nécessite la mise en œuvre des méthodes de traitement très adaptatives et qualifiées d'intelligence pour assurer le bon fonctionnement d'un système informatique.

Pour cet objectif, nous avons adopté des techniques récentes et très peu connues en traitement d'images ; inspirées des écosystèmes naturels afin de montrer leur validité et leur efficacité en terme des résultats obtenus.

MOTIVATION :

La détection de contour et la segmentation d'images sont les domaines d'analyse d'images qui ont reçu la plus grande attention.

Ce mémoire reprend des travaux récents en l'appliquant sur des nouvelles approches aussi séduisantes de la segmentation d'images par contour actif, en insistant sur l'aspect écologique. Ici les interactions interspécifiques telles que la prédation et la relation symbiotique entre les espèces naturelles en simulant le comportement des animaux par des agents réactifs non intelligents dont l'intelligence provient de leurs interactions. L'ambition était de pouvoir réaliser une segmentation d'images au minimum proche de l'optimale à travers un algorithme aussi plus proche aux modèles écologiques.

CONTRIBUTIONS :

Les contributions principales de ce mémoire sont :

Après avoir présenté les bases théoriques permettant de situer et de montrer l'intérêt des approches proposées, nous avons réalisé de nouvelles approches fondées sur des techniques inspirées des écosystèmes pour résoudre la tâche d'optimisation de la segmentation d'images. Nous avons démontré l'importance du domaine écologique en informatique en illustrant le potentiel des approches proposées par expérimentation et analyse statistique sur plusieurs variantes d'images réelles et synthétiques.

La première contribution était la réalisation d'une nouvelle approche de la segmentation d'images par classification de pixels en se basant sur l'interaction interspécifique Prédateur – Proie.

La seconde contribution est l'extension de cette approche en une approche adaptative, cet algorithme a été essentiellement proposé pour éliminer le problème d'initialisation des paramètres nombreux de l'approche précédente car les valeurs initiales des paramètres d'un

algorithme influent largement le comportement de l'algorithme et ainsi la qualité des solutions finales.

La troisième approche est basée contour actifs (snake). L'approche de la segmentation d'images basée classification de Pixel est locale, elle n'a pas de contrôle sur la forme des contours. Ce fait mène souvent à la génération des contours irréguliers avec de petits trous. Les snakes par contre possèdent les avantages d'avoir des contours continus et plus proches du contour exact des images originelles et ainsi permettre un meilleur contrôle sur la forme des contours. Nous avons choisi d'utiliser cette technique à travers un système multi-agent réactif en utilisant la plate-forme multi-agent : NETLOGO.

PLAN DE MEMOIRE :

Ce mémoire s'articule autour quatre chapitres :

Le **premier chapitre** s'attache à quelques notions de la science d'écologie naturelle et des concepts d'écologie artificielle jugées nécessaires afin de bien mener à comprendre ce vaste thème de recherche.

Le **deuxième chapitre** est consacré à une étude comparative des systèmes évolutionnaires et les systèmes co-évolutionnaires. Nous avons insisté sur l'aspect co-évolutionnaire car la co-évolution est étroitement liée à la notion d'écosystèmes qui est inspirée des relations interspécifiques entre les espèces naturelles.

Nous dressons dans le **troisième chapitre** un état de l'art des méthodes courantes de la segmentation d'images.

Dans le **quatrième chapitre** : le potentiel de l'approche basée sur l'interaction prédateur-proie ainsi que l'approche adaptative co-évolutionnaire sur le problème de la segmentation d'images est montré avec une étude comparative par rapport à une méthode très récente et jugée efficace : Le PSO standard (l'optimisation par essaim de particules). Nous avons aussi proposé dans ce chapitre un système multi – agent réactif basé sur les interactions prédateur – proie pour effectuer la tâche de la segmentation d'images basée contour actif. Ce dernier travail est motivé par le fait que la notion d'agent nous rapproche de l'idée centrale d'écosystèmes.

On termine par une conclusion.

CHAPITRE 1 : DES ECOSYSTEMES NATURELS AUX ECOSYSTEMES ARTIFICIELS

INTRODUCTION :

La science d'écologie a pour objet l'étude des êtres vivants dans leur environnement et pour méthodes non seulement la méthode expérimentale mais aussi les méthodes de nombreuses autres sciences avec lesquelles elle travaille. Elle a une grandeur pratique qui en fait une science appliquée en mathématiques, chimie, géographie, économie et informatique.

L'objectif de ce chapitre est de montrer que les écosystèmes naturels constituent une très riche source d'inspiration pour les informaticiens.

1. Notions de l'écologie :

L'écologie peut être définie comme la science des écosystèmes. Un écosystème est défini comme étant composé d'un environnement physique (le biotope) et d'un ensemble de communautés. Une communauté est l'ensemble des populations des organismes vivants, Cet ensemble de communautés s'appelle une biocénose.

Un écosystème peut être défini de la façon suivante :

Ecosystème = biotope + biocénose.

L'écosystème est une unité qui évolue en permanence et de manière autonome sous l'influence des flux d'énergie et de matière qui la traverse. Cette unité peut être décomposée en plusieurs niveaux hiérarchiques d'organisation. Nous pouvons considérer que le niveau le plus bas est l'individu et le niveau le plus haut est l'écosystème.

1.1 Concept de population :

Une population peut être définie comme l'ensemble des individus appartenant à une même espèce et occupant une même fraction de biotope et qui échangent librement entre eux leurs gènes dans les processus reproductifs. [15]

1.2 La niche écologique :

La niche écologique est la place occupée par une espèce dans sa communauté

1.3 L'espèce

L'isolement reproductif est l'élément clé de la notion d'espèce. Notons que l'isolement reproductif ne signifie pas isolement géographique. L'isolement peut être :

- morphologique : par exemple différences dans l'anatomie de l'appareil copulatif mâle
- Physiologiques ;
- caryologiques : nombre de chromosomes différents ou modifications de chromosomes (inversion, délétion, etc...)
- éthologiques : comportements différents
- écologiques : habitats différents ;
- enzymatiques, etc...

Ces différents critères sont suffisants pour différencier les différentes espèces naturelles.

La spéciation : Est l'isolement géographique des espèces naturelles.

2 - La Science de l'écologie :

L'Ecologie est la science des relations des êtres vivants avec leur milieu; c'est-à-dire qu'elle vise à établir des lois qui règlent leurs rapports, à la fois avec leur environnement abiotique et avec les organismes vivants.

L'écologie est subdivisée en autoécologie, synécologie et dynamique des populations. [15]

2.1 L'auto écologie :

Elle étudie l'influence des facteurs extérieurs sur un individu. Ces facteurs sont de deux sortes : abiotiques, indépendants des êtres vivants, et biotiques, liés aux êtres vivants. [15]

2.1.1 Les facteurs abiotiques :

Les facteurs édaphiques sont les facteurs liés au substrat, sol ou eau. Ils peuvent être chimiques (acidité, salinité, etc.) ou physiques (structure et porosité du sol, vitesse du courant d'une rivière, etc.) [15]

Les facteurs climatiques sont la température, l'éclairement, les précipitations, le vent

2.1.2 Les facteurs biotiques :

Les organismes vivants (animaux et végétaux) exercent les uns sur les autres différents types d'actions.

On peut différencier deux types d'interactions entre les organismes vivants. Certains types d'interactions désignent des relations entre individus d'espèces différentes (*Relations interspécifiques*). *C'est le cas de la prédation, du parasitisme, de la symbiose et du commensalisme.*

D'autres désignent des interactions possibles entre individus de la même espèce (Relations intraspécifiques) telles que la concurrence qui s'exerce entre les individus d'une même espèce pour la nourriture ou l'occupation des territoires. [15]

2.1.2.1 Les relations intraspécifiques :

Ce type d'interaction s'exerce entre les organismes d'une même espèce.

2.1.2.1.1 La compétition intraspécifique :

La compétition est la concurrence s'exerçant entre plusieurs organismes lorsque la somme de leurs demandes en nourriture, en certains éléments minéraux, en eau, en sources énergétiques, en espace libre, etc., est supérieure à ce qui est réellement disponible. [19]

2.1.2.2 Les relations interspécifiques :

Ce type d'interaction s'exerce entre les organismes de différentes espèces.

2.1.2.2 .1 La compétition interspécifique :

Les principes de base sont identiques à ceux du phénomène de compétition intraspécifique, mais ils s'adressent à des individus d'espèces différentes. [19]

2.1.2.2 .2 La prédation :

Le prédateur est un organisme vivant qui recherche une nourriture vivante; il tue sa proie pour s'en nourrir.

Cette relation de type antagoniste entraîne à court terme la disparition de l'un des deux individus; seul le prédateur en tire bénéfice. [19]

2.1.2.2 .3 Le parasitisme :

Généralement, le terme parasite est employé lorsque l'organisme "exploiteur" est petit et qu'il vit (sur) ou (dans) l'hôte qui sert alors de source d'énergie et d'habitat. [19]

2.1.2.2 .4 Le commensalisme

C'est la relation entre deux individus d'espèces différentes dont l'un profite de l'autre (source de nourriture, support) sans toutefois lui nuire ou lui apporter un avantage quelconque. [19]

2.2 Synécologie :

La synécologie étudie les communautés des êtres vivants et le milieu qui les entoure, c'est-à-dire les rapports qui s'établissent entre les diverses espèces végétales et animales et le milieu extérieur.

En synécologie, une unité importante est la biocénose, elle correspond à une communauté d'êtres vivants qui habitent une portion du paysage et sont adaptés aux conditions de ce milieu. [19]

2.2.1 La notion d'écosystème :

L'écosystème est l'association de 2 composantes en constante interaction l'une avec l'autre : un environnement physique abiotique (sol, minéraux, climat...) dénommé biotope, associé à une communauté vivante (la biocénose).

D'où la relation : écosystème = biotope + biocénose. [19]

2.2.1.1 Quelques exemples d'écosystèmes :

- Un aquarium bien monté et autosuffisant.
- Le terrain d'une maison avec ses oiseaux,
- Une roche et ce qu'il y a dessous : terre, humidité, vers, algues, amibes, fourmis ...
- La mer.
- La forêt avec ses marécages, ses lacs et ses éclaircies
- La terre tout entière.

2.2.2 La communauté :

C'est l'ensemble de populations animales et végétales qui vivent dans une aire donnée, à un moment donné et qui interagissent entre elles. [19]

2.3 Dynamique des populations :

Une population n'est jamais seule. Elle se développe en contact avec des populations animales ou végétales constituées d'autres espèces. Chacune est en interaction et en compétition avec d'autres : compétition pour la lumière, l'eau, les substances indispensables à la vie, l'espace, compétition pour l'alimentation : relation des herbivores avec la végétation, les carnivores avec leurs proies, les parasites avec leurs hôtes... Ces interactions mutuelles contrôlent et régulent les densités des différentes populations qui peuvent prendre des caractères cycliques. Il s'agit toujours d'équilibres instables susceptibles d'évoluer sous la pression de n'importe quelle modification environnementale. Des observations de terrains et des expérimentations en particulier avec des paramécies ont montré que deux espèces ne peuvent jamais occuper exactement la même niche écologique (même territoire, même besoins, même relations avec les autres populations) sans que l'une finisse par faire disparaître l'autre. [19]

3 - L'écologie des paysages et l'écologie des populations :

L'écologie naturelle peut être distinguée en deux disciplines principales exploitées en informatique: l'Ecologie des paysages et l'Ecologie des populations.

Avant d'utiliser des concepts liés à la génétique en informatique on préfère ici donner une vue générale sur la structure globale des algorithmes génétiques standard aussi bien que les notions liées à ces algorithmes d'optimisation stochastiques.

Les algorithmes génétiques s'inspirent de la théorie darwiniste de l'évolution des êtres vivants en caractérisant chaque individu par un génotype (codage des traits caractéristiques de l'individu en gènes) indépendant de son environnement de survie. Ils permettent l'hérédité génétique à travers les opérateurs génétiques (croisement et mutation) qui s'exécutent au niveau génotypique et l'adaptation par le mécanisme de la sélection qui s'opère au niveau phénotypique (le phénotype d'un individu est l'ensemble des traits caractéristiques de cet individu

L'Analogie entre la génétique et l'informatique :

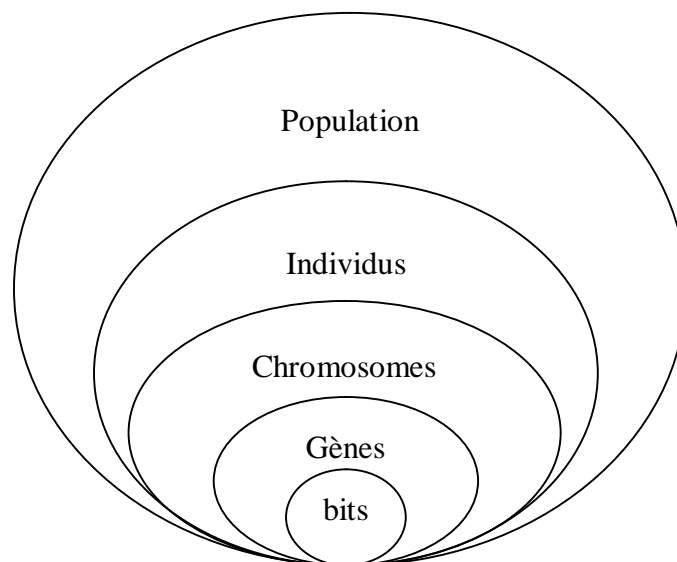
On résume dans le tableau suivant l'analogie qui se trouve entre les termes employés en biologie et ceux employés en informatique :

Génome	Ensemble des points de l'espace de recherche $\{ x_1, x_2, x_3 \}$ appartient à $\mathcal{R}. \mathcal{R}. \mathcal{R}$
Population	Ensemble particulier de points de l'espace de recherche : $\{ x_1, x_2, x_3 \}$ appartient à $[1, 10]$
Individu	Un point particulier de l'espace de recherche $F (x_1, x_2, x_3) = 15$
Chromosome	Ensemble de variables caractérisant un point de l'espace $\{ x_1, x_2, x_3 \}$
Gène	Variable x_i
allèle	Valeur possible de la variable ($x_i = 2$)

Table I .1 : L'Analogie entre la génétique et l'informatique

La population initiale dans un AG est constituée de N individus.

Chaque individu est représenté par un ou plusieurs chromosomes. Les chromosomes sont eux-même constitués de gènes qui contiennent les caractères héréditaires de l'individu. Chaque chromosome contient un nombre de gènes égal aux variables à optimiser et dont la valeur(allèle) est fournie par l'utilisateur.



FigureI.1 : Structure d'un Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques ont prouvé leur importance dans la science d'informatique, la robotique et beaucoup d'autres domaines de la vie artificielle.

Principes généraux.

Un algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données. Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments suivants :

- *un principe de codage de l'élément de population.* Cette étape associe à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. Cette structure conditionne le succès des algorithmes génétiques.

- *un mécanisme de génération de la population initiale.* Ce mécanisme doit être capable de produire une population d'individus non homogène qui servira de base pour les générations futures.

- *une fonction à optimiser.* Celle-ci retourne une valeur réelle appelée fitness ou fonction d'évaluation de l'individu.

- *des opérateurs permettant de diversifier la population* au cours des générations et d'explorer en théorie la quasi-intégralité de l'espace d'état. L'opérateur de croisement recompose les gènes d'individus existant dans la population, l'opérateur de mutation a pour but de garantir l'exploration de l'espace d'états.

- *des paramètres de dimensionnement du problème,* tels que la taille de la population, le nombre total de générations ou critère d'arrêt de l'algorithme, les probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation...[13]

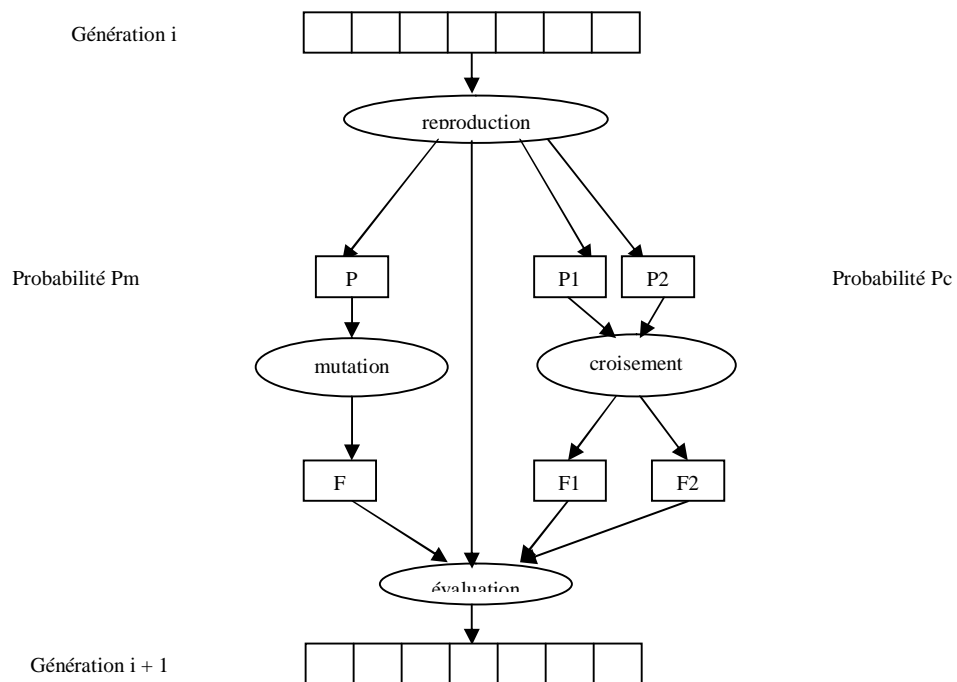


Figure I.2 : Schéma d'un algorithme génétique

Le croisement :

Pour effectuer le croisement sur des chromosomes constitués de M gènes, on tire aléatoirement une position dans chacun des parents P_1 et P_2 . On échange ensuite les deux sous-chaînes terminales de chacun des deux chromosomes, ce qui produit deux enfants E_1 et E_2 . Nous coupons le chromosome en deux points (slicing crossover à deux points) choisis aléatoirement et recombinaisons les morceaux en croisant les chromosomes, comme le montre le schéma ci-dessous.[13]

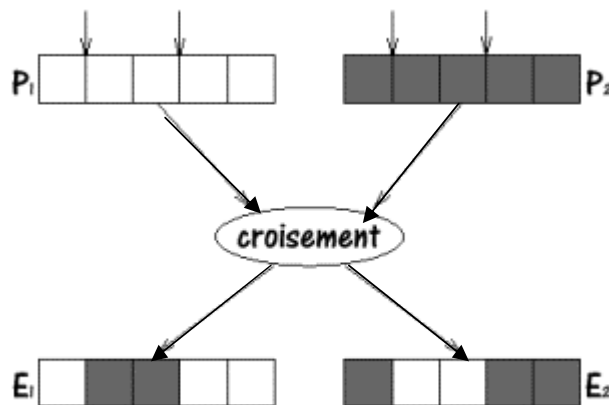


Figure I.3: *Slicing crossover à deux points*

- *L'opérateur de mutation* : Les propriétés de convergence des algorithmes génétiques sont fortement dépendantes de cet opérateur sur le plan théorique, et un algorithme peut même converger rien qu'en utilisant des mutations. Pour les problèmes discrets, l'opérateur de mutation consiste généralement à tirer aléatoirement un gène dans le chromosome et à le remplacer par une valeur aléatoire. Si la notion de voisinage existe dans le modèle retenu, il pourra être judicieux de choisir à chaque fois des valeurs mutées dans le voisinage des valeurs originelles.[13]

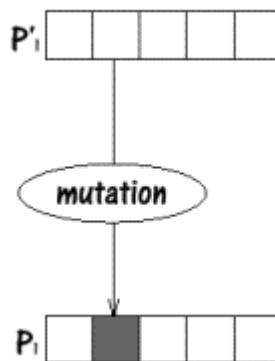


Figure I.4: Le principe de la mutation

Les mécanismes de sélection.

La sélection permet d'identifier statistiquement les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais. On trouve un nombre important de principes de sélection plus ou moins adaptés aux problèmes qu'ils traitent. Le principe de " roulette wheel selection " consiste à associer à chaque individu un segment dont la longueur est proportionnelle à sa fitness. [13]

3.1 L'Écologie des paysages :

Cette discipline prend en compte la structure spatiale comme facteur agissant sur la génétique des populations, Cette notion de l'éloignement géographique a été implémentée en informatique à travers la notion de voisinage en ne permettant qu'aux individus voisins de se reproduire. Ceci a été surtout exploité dans les algorithmes génétiques parallèles présentées dans le chapitre suivant. La notion de voisinage a permis d'éviter l'accumulation des individus dans les zones déjà explorées, et ainsi augmenter la diversité génétique. [56]

3.2 L'Écologie des populations :

Cette discipline prend en compte les interactions entre les individus des différentes espèces. Parmi lesquelles la relation de prédation, le parasitisme, symbiose et mutualisme, ces notions d'interactions ont été surtout utilisées en tant que procédures d'optimisation co-évolutionnaires: qui ont été servi pour minimiser le temps de calcul ainsi que maintenir la diversité pour s'échapper des optimums locaux, [56] leur principe est donné dans le chapitre suivant.

4 - Vers les écosystèmes artificiels (informatiques) :

En informatique, les phénomènes écologiques constituent une très riche source d'inspiration pour les informaticiens, dont le terme d'algorithme co- évolutionnaire en est un excellent exemple. Les phénomènes tels que *la prédation, le parasitisme, le mutualisme, les niches écologique, la spéciation* sont de plus en plus étudiés en informatique et aussi en robotique.

5 - Des concepts d'optimisation inspirés de l'écologie :

On montre maintenant l'intérêt en informatique des concepts présentés auparavant.

5.1 Le nichage:

La méthode de nichage repose sur une analogie entre les domaines de recherche en optimisation et les écosystèmes naturels. Dans les écosystèmes naturels, différentes espèces évoluent en parallèles.

Chaque espèce occupe une place ce qu'on appelle une niche écologique.

Dans les algorithmes génétiques standards, la similarité entre individus n'est pas prise en compte. Cet aspect est bien étudié dans les algorithmes génétiques multi-modaux. Une niche se réfère typiquement à un optimum de la fonction objective, la qualité de l'optimum représente la ressource de la niche. [70]. La notion de niches écologiques a été exploitée dans les algorithmes génétiques, en représentant les niches par des maximas (ou des minimas) de la fonction objectif permettant de ce fait la résolution des fonctions multimodales, qui sont difficilement solvables avec un AG classique. Car les AGs classiques ne permettent pas de localiser tous les maximas (respectivement minimas). Ils convergent souvent vers un seul maximum (ou minimum).[60]

On représente dans le tableau suivant l'analogie qui se trouve entre les termes utilisés en informatique et ceux employés pour les écosystèmes naturels :

optimisation	nature
Espace de recherche	Ecosystème
Fonction objective	ressources
optimums	Niches
Distance mathématique	Différence biologique
Groupe d'individus similaires	espèce

TABLE I.2 : Analogie entre quelques concepts : nature / informatique

5.1.1 Le Nichage séquentiel :

Le nichage séquentiel permet la localisation de multiples niches de manière séquentielle :

Le principe est le suivant

1. Initialisation : affecter à la fonction coût modifiée la fonction coût originale.
2. Exécuter l'AG en utilisant la fonction coût modifiée, et en sauvegardant la meilleure solution trouvée durant la recherche.
3. Mettre à jour la fonction coût modifiée pour éviter la recherche dans les régions de la meilleure solution trouvée précédemment.
4. Si toutes les solutions n'ont pas encore trouvé, alors retour à l'étape 2. [69]

D'autres méthodes avancées ont donc été proposées pour favoriser la formation de niches dans les algorithmes génétiques. Ces méthodes de diversification sont basées sur le nichage parallèle, comme par exemple les fonctions de partage et le crowding. Dans le nichage parallèle, la formation et le maintien des niches se font à l'aide d'une seule exécution de l'algorithme. Deux approches ont été proposées utilisant la notion de nichage parallèle : [69]

- le Crowding où la progéniture remplace les individus courants s'ils sont génétiquement similaires.

- Partage de fitness : où les individus similaires partagent de fitness l'un avec l'autre

5.1.2 Le principe du Crowding :

Les nouveaux individus sont insérés aléatoirement dans la population en remplaçant les individus similaires. Cette similarité est déterminée en évaluant la distance entre les individus. Cette distance est une distance de Hamming dans l'espace des génotypes et une distance euclidienne si l'espace est phénotypique. [60]

Le crowding Déterministe : le crowding déterministe a été proposé afin de réduire au minimum le nombre d'erreurs de remplacement

Il suit le processus suivant : [58]

(1) choisir aléatoirement de deux parents, p_1 et p_2

(2) production de deux enfants, c_1 et c_2 .

(3) Mutation de ces enfants en renversant des bits choisis au hasard avec une probabilité $P.m$. donnant c'_1 et c'_2 .

(4) remplacement d'un parent par un enfant comme suit:

SI la distance : $d(p_1, c'_1) + d(p_2, c'_2) > d(p_1, c'_2) + d(p_2, c'_1)$ et

SI la fitness $f(c'_1) > f(p_1)$ ALORS remplacer p_1 par c'_1

SI la fitness $f(c'_2) > f(p_2)$ ALORS remplacer p_2 par c'_2

AUTREMENT

SI $f(c'_2) > f(p_1)$ ALORS remplacer p_1 par c'_2

SI $f(c'_1) > f(p_2)$ ALORS remplacer p_2 par c'_1

Où $d(\zeta_1, \zeta_2)$ est la distance de Hamming entre les deux points (ζ_1 et ζ_2) dans l'espace du modèle.

Le processus de production d'un enfant est répété jusqu'à ce que toute la population ait participé au processus. Puis le cycle de reconstruction d'une nouvelle population et de remettre en marche la recherche jusqu'à ce que tous les optimums globaux soient trouvés ou un nombre maximum d'itérations est atteint.

5.1.3 Partage De fitness (*partage des ressources*) :

Les méthodes de *partage des ressources* sont fondées sur le principe de mesure de distance inter-chromosomes et la notion de voisinage simulant le partage des ressources par des individus dans la nature: la fonction d'évaluation d'un individu est réduite

proportionnellement au nombre de ses voisins. Ceci à permis d'éviter le problème de la convergence prématurée. [63], [56]

La fitness de chaque individu est liée au nombre d'individus similaires dans la population.

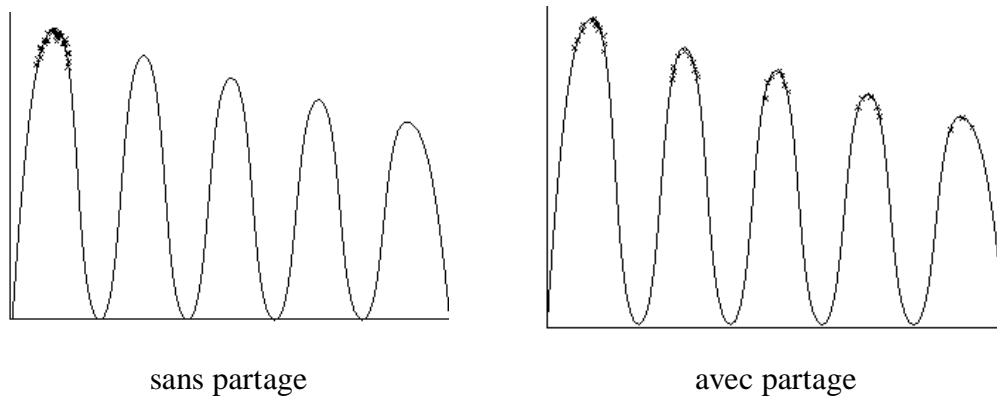


Figure 1.5 : Schéma représentant l'accumulation des individus autour des optimums du problème à résoudre

La fitness de chaque individu est divisée par le nombre d'individus qui sont " similaires " (occupant la même niche) à cet individu. La similitude est calculée par certaines métriques dans l'espace des génotypes, tels que la distance de Hamming, ou la distance euclidienne dans l'espace des phénotypes. [63], [56]

le partage de fitness c'est-à-dire, $F_s(i)$ de l'individu i est [58] :

$$F_s(i) = \frac{F(i)}{\sum_{j=1}^m S(d_{ij})} \quad (1)$$

où

- $F(i)$ est la fitness de l'individu i
- d_{ij} est la distance entre l'individu i et j

d_{ij} est une:

Distance de Hamming si l'espace est génotypique

Distance euclidienne si l'espace est phénotypique

- s s'appelle partage de fonction et est définie comme suit:

$$S(d_{ij}) = \begin{cases} 1 - (d_{ij}/s_{share})^a & \text{si } d_{ij} < s_{share} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

Où S_{share} est la taille de niche, a détermine la forme de la fonction

L'individu similaire devrait partager la fitness, on essaie donc de limiter le nombre d'individus qui peuvent rester autour n'importe quelles crêtes (niche) .

Le partage de fitness maintient la diversité génétique dans une population par nichage en récompensant les individus qui peuvent résoudre des cas de tests que peu d'autres peuvent.

L'idée du partage de fitness a été prolongée aux scénarios coevolutionnaires où des adversaires sont traités comme des ressources plutôt que gagner un point de fitness pour chaque victoire contre un adversaire. Le partage de ressources soulève également le potentiel pour l'optimisation multi-objective (MOO); Où chaque niche en elle-même est spécialisée, et la population dans son ensemble forme un potentiel pour optimiser plusieurs objectifs.

5.2 La spéciation :

L'effort du nichage est de distribuer et maintenir des individus autour chacun des optimums multiples. Ainsi, le nichage ne peut pas concentrer la recherche sur chaque optimum et donc ne peut pas trouver efficacement l'endroit exact des optimums car l'effort de recherche est gaspillé dans la recombinaison des inter-optimums, menant de ce fait à des individus qui sont loin de l'optimum.

- La spéciation est une technique aussi inspirée des écosystèmes qui sert à limiter les accouplements (matings) avec les individus près des optimums, et décourager l'accouplement des individus de différentes niches (Tous deux parents devraient appartenir à la même niche)

Ceci réduit la création des solutions mortelles (non des optimums) et rend la recherche efficace.

- les individus appartenant à chaque niche devraient donc être connus à l'avance.

La spéciation est une technique qui ne peut pas être employée seule, *elle est souvent utilisée avec le partage de fitness selon ce principe* :[58]

- quand un individu i recherche son compagnon:

1- Il choisit un *individu* j au hasard.

2- si $r_{ij} < \sigma_{mating}$ alors il recombine i

Sinon il recherche un autre individu au hasard.

4- la répétition de (2) – (3) jusqu'à que le compagnon approprié est trouvé, ou toute la population est épuisée, dans ce dernier cas sélectionner un individu au hasard en négligeant r_{ij} [58]

6- Les algorithmes écologiques :

L'informatique s'inspire des phénomènes d'écologie de paysage et ceux de l'écologie des populations pour installer des algorithmes d'optimisation combinatoire.

6.1 Les algorithmes évolutionnaires cellulaires :

Les algorithmes évolutionnaires cellulaires sont un bon exemple employant des idées inspirées de l'écologie du paysage : [68], [69]. Les effets de la structure géographique des populations ont été intensivement étudiés dans [56] par Kirley. Kirley a montré à travers des idées des écosystèmes naturels tels que la structure spatiale ou le voisinage, les niches, la co-évolution et les régimes de perturbation peuvent contribuer à l'amélioration des techniques évolutionnaires. Il a montré comment les interactions écologiques et l'hétérogénéité spatiales et temporelles dans un environnement sont susceptibles d'avoir un impact significatif sur la trajectoire évolutionnaire de la population, la diversité de la population et ainsi la qualité des solutions obtenues.

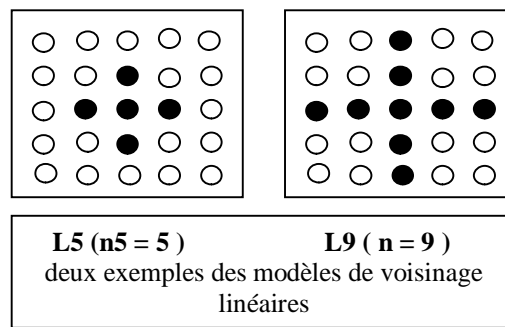
Les Algorithmes Evolutionnaires Cellulaires (AEC) sont basés sur l'évolution d'une population spatialement distribuée (sur une grille) sur laquelle les opérations génétiques sont uniquement effectuées dans des voisinages restreints pour chaque individu. Plusieurs travaux ont montré leur efficacité sur des problèmes d'optimisation combinatoire en maintenant la diversité et en favorisant une diffusion douce des solutions (exploration) sur la grille. Dans un algorithme évolutionnaire cellulaire chaque individu possède un voisinage restreint, l'existence de ce voisinage permet l'exploration de l'espace de recherche en diffusant les meilleures solutions à travers une grille multi - dimensionnelle. La taille du voisinage détermine la vitesse de la propagation des solutions à travers cette grille. Les AECs peuvent être vue comme des automates cellulaires stochastiques où le nombre d'états est égal au nombre de points dans l'espace de recherche. les algorithmes évolutionnaires cellulaires travaillent sur des populations dotées d'une structure topologique, où les opérateurs génétiques ne sont permis qu'entre les individus les plus 'proches'

6.1.1 Le voisinage dans les algorithmes évolutionnaires cellulaires :

Le voisinage d'un individu est un ensemble d'individus placés proches de lui sur la grille. La forme du voisinage a un grand impact sur le comportement d'un AEC.

Il existe deux modèles différents de voisinage:

Linéaire: La forme assignée aux voisinages est définie en tant que l'ensemble de tous les points accessibles en n étapes dans une direction axiale fixe (Sud , Est , Ouest, Nord) à partir du point centré sur la grille.



Ce modèle montre les $n-1$ points les plus proches du centre de la grille.

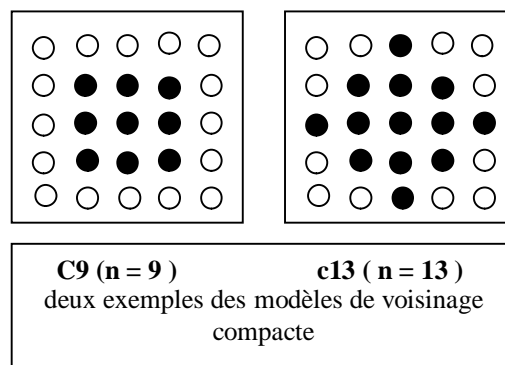


Figure I.6 : Le voisinage dans un algorithme évolutionnaire cellulaire

Dans un AEC un individu possède sa propre piscine définie par ses voisins, et en même temps, appartient à d'autres piscines. L'existence de ce voisinage permet l'exploration de l'espace de recherche en diffusant les meilleures solutions à travers la grille [62] .

La taille du voisinage détermine la vitesse de la propagation d'information par la population, On décide de ce fait entre la propagation rapide ou la maintenance de la variabilité / diversité dans la population. Une diversité plus élevée est souvent désirée, permettant de prévenir les problèmes tels que la convergence prématurée à un minimum local. Des résultats similaires ont été trouvés dans les simulations de [63]

La sélection locale dans un voisinage de taille petite est plus performante que celle effectuée dans un voisinage plus grand. Néanmoins, l'intercommunication de la population entière doit encore être contrôlée.

L'augmentation de la taille du voisinage crée un plus grand chevauchement et diminue le temps de propagation. Le temps de propagation est ainsi fortement lié à la taille du voisinage. L'augmentation de la taille du voisinage tandis que la taille de la grille est maintenue fixe devrait avoir comme conséquence l'augmentation de l'intensité de la sélection reflétée par des taux de croissance plus élevés du meilleur individu. L'intensité de la sélection

augmente avec l'augmentation de la taille du voisinage, Cependant, la forme du voisinage joue également un rôle important. [61]

Pour étudier la forme du voisinage, Sarma et De Jong [61] ont défini le rayon d'un voisinage basé sur une mesure standard de distance utilisée dans l'analyse spatiale

$$rad = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2 + \sum (y_i - \bar{y})^2}{n}} \dots\dots\dots(3)$$

Qui mesure la dispersion spatiale d'un modèle de point et peut être considérée comme le rayon du cercle ayant le centre moyen (\bar{x}, \bar{y}) d'un modèle du voisinage de n points où :

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \quad \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \dots\dots\dots(4)$$

Avec cette définition nous pouvons conclure que l'intensité de la sélection augmente avec l'augmentation du rayon de voisinage. Dans [61] il a été proposé que des effets similaires doivent être observés, dans le cas où le rayon du voisinage est maintenu fixe et la taille de la grille diminue. Par conséquent, [61] conclut que le facteur principal du contrôle de l'intensité de la sélection est la proportion : rayon du voisinage sur le rayon de la grille.

Kirley a récemment employé les algorithmes évolutionnaires cellulaires pour développer son algorithme génétique cellulaire avec perturbations (CGAD : Cellular Genetic Algorithm with Disturbance) s'inspirant de l'effet des perturbations naturelles telles que (le feu, changement de climat) sur la dynamique des populations.

Kirley propose dans son travail [70] un AGC dans lequel quelques " désastres " peuvent se produire dans la population. L'idée principale consiste à appliquer des désastres d'une grandeur aléatoire aux points aléatoirement choisis de la population. Ces désastres consistent à tuer tous les individus situés dans une certaine région de la grille, ainsi leurs positions deviennent vides, et seront remplies des copies des individus voisins durant le processus d'évolution. Des changements de connectivité de paysage sont alors exploités, permettant ainsi de construire des populations fortement adaptatives.

L'AGCD combine les propriétés de diffusion des modèles à grains fins (fine grained) et les propriétés des sous populations des modèles à gros grains (coarse grained). Créant ainsi des sous populations spatialement distribuées et variables en taille. Des sous populations peuvent être générées en séparant les cellules de la grille par des perturbations (désastres) occasionnelles, la population peut donc être fragmentée en sous populations diverses qui peuvent émerger localement, préservant de cet effet la diversité de la population des solutions. [70]. Kirley a achevé de bons résultats en appliquant le AGCD à des problèmes statiques, dynamiques et multi-objectifs.

Les étapes détaillées du CGAD avec perturbations sont [70], [56]:

Toutes les régions de la grille sont mises à jour simultanément selon les règles suivantes:

1. la sélection et le croisement sont confinés aux emplacements de même voisinage local (le voisinage de Moore, (9 cellules).
2. Les endroits dans la grille sont classifiés comme:
 - 2,1. *des endroits actifs* – contiennent un membre de la population (une solution individuelle).
 - 2,2. *des endroits vides* – aucun membre de la population les occupe dans la génération courante.
3. Endroits discontinus par des perturbations (désastres) dans la grille, qui sont temporairement vides.

Les désastres sont caractérisés par deux paramètres:

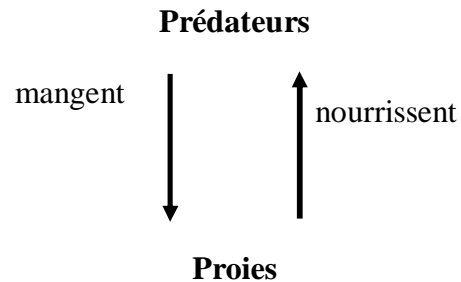
- 3,1. le rayon maximum de la zone du désastre pris dans l'intervalle[0,taille] avec une distribution uniforme
- 3,2. Probabilité de fréquence d'un désastre perturbant une génération particulière.
4. les désastres se localisent dans des endroits aléatoires à travers la grille.
5. Pour coloniser un endroit vide un endroit voisin est aléatoirement choisi.

Dans le CGAD, le cycle est responsable de la création (et de la destruction) des sous-populations fragmentées. La dispersion locale combinée avec le régime de perturbation stimule la dérive génétique des sous-populations locales (et donc plus de désaccord entre les populations).

Dans le CGAD, un désastre (perturbation) est défini en tant qu'étant un événement discret à temps qui perturbe la structure de la population. Le rôle des désastres est de laisser des solutions supprimées ou " bonnes " en s'assurant que le système maintient un niveau sain de la diversité génétique.

6.2 'algorithme écologique prédateur-proie:

Ce modèle s'inspire à la fois des interactions écologiques prédateur –proie et de l'effet du paysage sur la génétique des populations. Dans ce modèle, une proie ne peut se reproduire qu'avec ses voisins.



Ce modèle consiste en un ensemble de proies (solutions potentielles) et un ensemble de prédateurs qui sont librement mobiles dans la grille. Les prédateurs tuent les proies qu'ils trouvent et les proies se reproduisent au cours de l'évolution. Cette méthode appartient à la classe des méthodes ayant une densité de population variable, puisque le nombre de proies changera pendant l'évolution.

Fondamentalement, l'algorithme suit les étapes suivantes: [67]

1. Chaque proie a une chance de se déplacer
2. Les proies se déplacent à l'une des 8 noeuds libres de son voisinage.
2. Après son mouvement, on leur permet de multiplier avec leurs proies voisines.
3. Un prédateur cherche toujours à tuer une proie voisine, si toutes les cellules voisines sont vides, il se déplace à l'une de ces cellules, sinon, il tue la proie la plus faible et passe à sa cellule.
3. Tant que le nombre d'évaluations exigées est non atteint, passez à l'étape1.

Ce modèle a été appliqué pour l'optimisation des fonctions, son efficacité de s'échapper des optimums locaux et ainsi obtenir les bonnes solutions en maintenant la diversité a été prouvée dans [67] sur plusieurs modèles de fonctions.

7 -Les écosystèmes informatiques :

Plusieurs descriptions et de perceptions variées en ce que signifie la notion d'écosystème en informatique.

On présente ici quelques définitions tirées de la littérature courante :

Un écosystème informatique est un grand système distribué d'agents autonomes qui font leur choix de manière asynchrone basé sur des informations locales et incertaines de l'état du système. [23]

Les écosystèmes informatiques sont fondés sur le principe que tous les éléments d'un environnement de n'importe quelle taille, réels ou synthétiques, font partie d'un réseau intégral dans lequel chaque élément agit l'un sur l'autre directement ou indirectement et affecte la fonction globale du système. :[24]

Les écosystèmes sont fondés sur le principe des systèmes biologiques complexes dans lesquels l'adaptation est une caractéristique essentielle. [24]

Quelques exemples d'écosystèmes informatiques :

Il existe de beaucoup d'exemples dans lesquels cette idée centrale peut être trouvée.

- Quelques modèles mathématiques des écosystèmes simulent des modèles d'agents hétérogènes qui évoluent dans un système, selon leur fitness à un certain aspect de l'écosystème naturel. Ces agents sont généralement en compétition pour des ressources, (habituellement la nourriture). Les espèces les plus réussies tendent à créer de la progéniture par un algorithme génétique (GA) ou d'autres techniques similaires.
- L'idée de la concurrence pour des ressources a été employée sur ce qu'on appelle les écosystèmes informatiques. Un des premier travaux à ce champ a été fait par [Miller et Drexler 1988] dans [16] qui proposent un modèle, basés sur les écosystèmes et les mécanismes du marché dans les grands systèmes (attribution de capacité de stockage et du temps de processeur). *Leur système incitera le comportement émergent intelligent.*

- Un écosystème d'affaire :

Dans un écosystème d'affaires, les entreprises travaillent en coopération et en concurrence pour faire émerger de nouveaux produits, satisfaire les besoins des clients et intégrer la nouvelle phase d'innovations. Les entreprises utilisent leurs propres compétences vont constituer une communauté stratégique sur le principe *de la co-évolution*. Le principe de la *coévolution* signifie que *l'évolution d'une entreprise est bien dépendante de l'évolution des autres entreprises* de son environnement car les évolutions s'influencent mutuellement. L'entreprise est ainsi amenée à co-évoluer avec les autres entreprises de son environnement. Cela signifie que dans les écosystèmes d'affaires, l'innovation est non produite par une entreprise isolée mais émerge d'une coopération entre plusieurs entreprises. [26]

- L'ordinateur virtuel de Tierra :

Tierra est un exemple extrême, mettant en oeuvre des mécanismes d'inspiration écologique. Tierra développé par Tom Ray Tierra en 1991 simule l'évolution de la vie digitale avec des organismes virtuels qui luttent pour l'espace mémoire et le temps CPU afin d'optimiser l'exécution du code machine. Tierra est un ordinateur parallèle de type MIMD (instruction multiple, données multiples), avec un processeur pour chaque créature. Le parallélisme est imparfaitement émulé en permettant à chaque processeur d'exécuter successivement une petite tranche du temps. Les créatures numériques sont entièrement construites avec des instructions machine. Elles sont analogues aux créatures du monde d'ARN, qui maintiennent l'information *génétique* et effectuent l'activité *métabolique* [57].

La mémoire, le processeur (l'unité centrale de traitement) et le logiciel d'exploitation de l'ordinateur sont considérés comme des éléments de l'environnement *abiotique*. Les créatures sont alors conçues pour être spécifiquement adaptées aux dispositifs de l'environnement informatique. La créature se compose d'un programme auto-replicable écrit en langage assembleur. Les langages assembleur sont des mnémoniques pour les codes machine qui sont directement exécutables par le processeur.

Le " génome " des créatures comprend la séquence des instructions machine qui composent l'algorithme de la créature. La créature prototype se compose de 80 instructions machine, ainsi la taille du génome de cette créature est de 80 instructions, et son " génotype " est la séquence de ces 80 instructions [57].

Les créatures engendrent leurs propres fitness par adaptation à leur environnement biotique. Ces interactions écologiques ne sont pas programmées dans le système, mais émergent

spontanément pendant que les créatures découvrent et produisent leurs propres stratégies [57]. Tierra commence relativement simple et se complexifie par émergence en imprégnant des caractéristiques nouvelles telle que le parasitisme. “ Les programmes dans Tierra se répliquent en utilisant une procédure inspirée de la biologie moléculaire

Un organisme digital dans Tierra se reproduit, avec son complément le plus adjacent dans la mémoire de l'ordinateur. par exemple l'organisme 1001 se réplique lorsque il trouve l'organisme 0110. La séquence de départ dans Tierra est constituée de quatre-vingts instructions et est constamment considérée comme -l'organisme numérique ancêtre dans toute exécution.

En terme d'aspect écologique les parasites sont les organismes perdant leurs propres instructions de réplication mais acquièrent la capacité d'accommoder à un hôte et d'utiliser leurs procédures de réplication. En d' autre terme, Les parasites sont des parties de code qui survivent et empruntent (copient) la partie reproductrice des hôtes qui les entourent pour reproduire. Les exécutions successives de Tierra produisent des hyperparasites en compétition pour l'espace mémoire et le temps du processeur, les parasites se servent des procédures de réplication de ces hyperparasites pour se reproduire. Un parasite envahit donc un hyperparasite en utilisant leurs procédures de réplication. ”[57].

L'approche de Tierra a permis la production et la division rapide des communautés d'organismes auto-replicables. simulant l'évolution ouverte par sélection naturelle à partir des créatures rudimentaires et simples qui contiennent seulement le code d'auto-replication, les interactions telles que le parasitisme, immunité, et hyper-parasitisme et la socialité émergent spontanément sans un contrôle prédéterminé. [57]

L'évolution du code machine dans Tierra a fourni une nouvelle approche de conception et d'optimisation des programmes machine. Dans une analogie à la génétique, des fractions de code d'application peuvent être insérées dans les génomes des organismes numériques, et alors évoluent à la nouvelle fonctionnalité ou à la plus grande efficacité. Ceci fournit non seulement une mesure objective de progrès dans l'évolution, mais jette également la lumière sur l'application potentielle des systèmes synthétiques de la vie au problème d'optimisation du code machine. [57].

8- Les systèmes multi agents :

D'après les définitions précédentes des écosystèmes artificiels, on trouve que les écosystèmes artificiels sont fondés sur le principe de la résolution distribuée des tâches à travers le paradigme d'agent. Nous sommes donc amenés à présenter un bref survol sur les systèmes multi-agent en montrant leur intérêt suivant la littérature courante.

Les systèmes multi-agent (SMA) constituent un champ de recherche très actif. Il s'agit d'une nouvelle approche qui s'intéresse aux comportements individuels, aux interactions entre des entités autonomes et à l'émergence au niveau supérieur de l'ensemble d'un système complexe, soit par une interaction due à la modification par les agents de l'environnement où ils évoluent, ou par une communication directe entre les agents par le biais d'un langage symbolique, par exemple.

Aujourd'hui, Les systèmes multi-agent ont suscité l'attention croissante dans la communauté d'intelligence artificielle. La recherche dans les systèmes multi-agent comporte la recherche d'un comportement autonome, raisonnable et flexible des entités telles que des programmes des robots ou des logiciels, et leur interaction et coordination dans des domaines aussi divers tels que la robotique, la recherche, la gestion d'information et la simulation. [77]

Un système multi-agent est en fait un ensemble d'entités autonomes actives (les agents) où les phénomènes et les comportements sont distribués au niveau individuel des agents. Chacun est alors spécialisé et agit de façon autonome. De ces actions individuelles, émerge la solution ou le comportement général du système. Dans la résolution des problèmes multi-agent, plusieurs agents travaillent ensemble pour réaliser un but commun. En raison de leur nature distribuée, les systèmes multi-agent peuvent être plus efficaces, plus robustes, et plus flexibles que les systèmes centralisés. Pour être efficaces, les agents doivent agir l'un sur l'autre, et ils doivent se comporter coopérativement pour accomplir un objectif commun.[78].

La philosophie multi-agent s'appuie largement sur les méthodes dérivées de l'étude des sociétés, de groupes vivants ou des comportements animaliers. C'est depuis l'apparition de la Vie Artificielle comme domaine que des auteurs ont commencé à s'incliner vers l'étude des capacités collectives de résolution de problèmes de certaines espèces d'animaux sociaux en abordant simultanément les applications qui pouvaient en être dérivées en informatique comme en robotique [79] Les SMAs s'insèrent dans le domaine le plus vaste de l'Intelligence Artificielle Distribuée.

En concevant des systèmes d'agent, il est impossible de prévoir toutes les situations potentielles qu'un agent peut rencontrer et indiquer un comportement d'agent de façon optimale à l'avance. Les agents doivent donc apprendre, et s'adaptent, derrière leur environnement [77]. Les systèmes multi-agent s'inspirent des études issues de la biologie, la sociologie, la psychologie sociale et les sciences cognitives et bien d'autres.

Les insectes sociaux représentent le meilleur modèle naturel de coopération d'agents réactifs pour achever des tâches collectives. L'interaction de ces agents simples permet l'émergence de phénomènes complexes et ainsi l'émergence d'une intelligence collective. C'est la capacité des groupes d'agents à s'auto organiser pour produire un tout dont le comportement peut être qualifié intelligent [80]. L'intelligence collective se manifeste dans ce cas par la capacité de ces groupes d'entités à résoudre des problèmes considérés comme complexes.

Dans les insectes sociaux un grand nombre d'agents simples réalisent collectivement des performances remarquables en exploitant des principes très simples. Ils offrent une preuve spectaculaire de la capacité d'un groupe d'agents simples d'accomplir des tâches complexes de manière rapide et exacte que quelques agents complexes. En outre, elles montrent la preuve vivante à la laquelle les processus évolutionnaires tendent d'exploiter la dynamique disponible de l'environnement pour réduire au minimum la complexité inutile au niveau individuel [81]. De plus les systèmes multi-agent possèdent l'avantage d'avoir des schémas d'interaction sophistiqués telles que : la coopération (résolution d'un but commun par plusieurs agents), la coordination (l'organisation de la résolution d'un problème pour éviter les effets nuisibles et ainsi permettre un bon processus de résolution), et la négociation (dont le but est d'aboutir à un accord acceptable par tous les composants concernés).

9- Notions liées au paradigme agent :

9.1 L'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) :

le domaine de la recherche d'Intelligence Artificielle Distribuée est celui de l'étude et de la conception d'organisations d'agents artificiels pour obtenir des systèmes intelligents [79]

Le principe de l'IAD est de diviser un problème en sous problèmes et d'allouer chacun des sous problème à un résolveur, ces résolveurs sont appelés pour coopérer afin d'achever des solutions partielles. Les solutions partielles sont après synthétisées en une seule solution finale au problème posé. En revanche, les SMAs sont autonomes et mettent l'action sur comment coordonner les connaissances, les buts et les plans pour résoudre un problème donné.

L'IAD cognitive (issue de l'IA traditionnelle) se base sur une conception *sociologique* de l'organisation, en synthétisant la part *sociale* ou *interactionnelle* de la connaissance et de l'intelligence humaines alors que l'IAD réactive a plutôt tendance à privilégier une approche *biologique* de l'organisation Il ne s'agit, la plupart du temps, que des métaphores. [82]

les SMAs réactifs sont plus flous et plus difficiles que les SMAs cognitifs.

9.2- La notion d'agent:

La notion d'agent, comme tous les concepts fondamentaux, est relativement vague. On peut distinguer plusieurs manières de concevoir et de comprendre la notion d'agent. Chacune de ces notions renvoie à un courant de recherche particulier dans le domaine de ce qui touche à la nébuleuse "agent".

Quels Sont les Agents?

Plusieurs descriptions et de perceptions variées en ce que signifie le terme agent quel que soit l'agent représente une entité simple ou intelligente.

Un agent peut être défini comme un système informatique ou un programme situé dans un certain environnement et qui est capable de produire une action indépendante dans cet environnement. [85]

Dans certains cas, les agents sont capables d'influencer leur environnement.

Une autre forme plus complexe d'agents s'appelle l'agent intelligent. *L'agent intelligent* est un agent ayant des capacités additionnelles à l'action autonome pour exécuter ses objectifs. Telles que la réactivité flexible, des moyens de la pro-activité, et des capacités sociales. La réactivité est la capacité de percevoir et répondre à l'environnement. La Pro-activité est la capacité d'être dirigé ou de prendre l'initiative. Les capacités sociales se rapportent à la capacité d'agir avec d'autres agents d'une façon coopérative [92].

Une autre définition des agents voit l'agent comme " un extracteur d'informations du monde sur lequel il fonctionne par l'intermédiaire de ses capteurs (sensors) et puis emploie cette information pour construire des modèles internes avec son monde externe et exécuter un certain processus décisionnel pour la poursuite d'un but. Cette vue particulière égalise des agents aux systèmes d'information où l'agent utilise un " espace d'interaction " résultant de son interaction avec son environnement. [85]

Un agent – peut être un logiciel autonome ou une entité robotique programmée en utilisant des métaphores psychologiques ou biologiques, qui se fondent sur ses ressources internes et sur la perception de son environnement pour prendre des décisions afin d'atteindre ses buts.

Essentiellement, les agents peuvent être considérés en tant qu'entités semi-indépendantes qui existent ensemble dans un environnement donné et qui sont capables d'interagir l'un avec l'autre et avec l'environnement dans certains cas spécifiques. Ils se sont programmés pour atteindre un but bien précis et pour avoir des capacités afin d'achever ce but. Un agent peut donc manœuvrer son environnement et être influencé par son environnement.

Pour décrire un agent autonome, il est nécessaire de décrire son environnement, ses capacités de perception et ses actions. le Tableau suivant présente une gamme de propriétés d'agents [14]

Propriété	signification
réactif	répond d'une façon opportune aux changements de l'environnement
autonome	exerce un control sur ses propres actions
Orienté-but / proactif	n'agit pas simplement en réponse à l'environnement
Communicatif / social	Communique avec d'autres agents qui peuvent être des humains
adaptatif	Change son comportement en fonction de son expérience
mobile	Capable de se déplacer d'une machine à une autre
flexible	ses actions ne sont pas scripté

Table I.3 : propriété d'un agent

L'intérêt des systèmes multi- agents réside en effet dans la notion d'action collective et dans leur capacité à articuler l'individuel au collectif,

9.3 - SMAs Réactifs et SMAs Cognitifs :

Les agents qui sont conçus sur des métaphores *psychologiques* et des métaphores *sociologiques* s'appellent habituellement *cognitifs* En revanche, ceux qui sont construit sur des métaphores *biologiques* s'appellent *réactifs* L'utilisation des agents cognitifs ou réactifs dépend principalement de l'application mais les deux points de vue ne sont pas mutuellement exclusif et peuvent être associés dans des approches hybrides. [87]

En travaillant avec des agents réactifs, la réunion des agents réactifs dans des organisations informatiques fonctionnels est plus difficile que l'approche cognitive parce que les agents n'ont aucune représentation explicite au sujet du but à atteindre. Comment se produit-il que les fourmis naturelles réalisent spontanément une tâche bien précise tandis qu'aucune des différentes fourmis qui compose le système ne sait ce qu'est cette tâche? Ce phénomène s'appelle *l'émergence* des structures, la création des structures à l'intérieur d'un système qui sont le résultat des interactions des différents agents composant le système, mais sans ces structures globales étant indiquées à l'intérieur des agents. [87]

9.3.1 Les agents réactifs :

Un agent est réactif s'il agit en réponse à des stimuli de son environnement, sans connaissance d'un objectif. Ses actions sont régies par des règles prédéfinies de comportements. Un agent réactif n'est donc pas possédant de représentations symboliques de son environnement, ni de lui-même. Un système d'agents réactifs peut présenter un comportement intelligent ou satisfaisant à un but, c'est le phénomène d'émergence. En ce sens, le contrôle du comportement d'un agent est donc en partie effectué par l'environnement

L'intérêt d'un agent réactif est uniquement l'interaction avec les autres agents

9.3.2 Les agents cognitifs :

Ce type d'agents possède en général une représentation précise de son environnement, des connaissances et un savoir-faire. Les agents cognitifs sont des agents intelligents car ils sont intéressants individuellement et collectivement, ils sont aussi dits des agents intentionnels car ils ont des buts à atteindre. La connaissance peut être classiquement représentée par la manipulation des symboles. Le système doit donc avoir un ensemble de symboles avec un système d'inférence sémantique et formel permettant d'évoluer cet ensemble de symboles. Une autre partie de la constitution de la connaissance est : l'apprentissage. Plusieurs logiques peuvent être employées pour formaliser cette connaissance, et la mettent à jour au cours du temps avec la nouvelle information traitée. [86]

Résumé

SMA cognitif	SMA Réactif
ensemble d'agents cognitifs autonomes qui sont en interaction	ensemble d'agents réactifs autonomes qui sont en interaction
Approche organisationnelle	Approche individus centré
Inspiré d'une métaphore sociologique	Inspiré d'une métaphore biologique
Un agent peut être vu comme un expert intelligent	Un agent peut être vu comme un être vivant non intelligent
Issue de L'IA traditionnel : les systèmes experts	Issue de la nouvelle IA : la vie artificielle
L 'agent cognitif est intelligent individuellement ou collectivement	L'intelligence émerge de l'interaction d'un groupe d'agents non intelligents
SMA Hybride : sont souvent constitués d'agents réactifs qui sont dotés de capacités cognitives	

Table I.4 : SMA Réactif et SMA cognitif

L'existence d'une *distance communicative critique* est une autre caractéristique qui distingue radicalement un système cognitif d'un système réactif.

9.4 - Coordination et coopération dans un SMA :

La coordination est une propriété d'un système des agents exécutant une certaine activité dans un environnement partagé.

La coopération est une forme de coordination entre des agents non antagonistes.

La négociation est une forme de coordination entre des agents concurrentiels

Pour coopérer avec succès, chaque agent doit typiquement ? Maintenir un modèle des autres agents, et développer un modèle des futures interactions. Ceci présuppose des capacités sociales de l'agent. [93]

9.5 - Utilisations des systèmes Multi-Agent :

Les systèmes Multi-agent sont développés avec la compréhension qu'un ensemble d'agents est plus efficace à atteindre la solution d'un problème donné. Chaque agent dans un système multi-agent tente d'exécuter sa partie pour résoudre le problème objectif.

Les SMAs ont été efficacement employés dans beaucoup d'activités du monde réel. Comme par exemple les activités incluant les applications industrielles telles que la conception de produits, les activités de planification, et le contrôle en temps réel. Dans le domaine industriel par exemple, les agents représentent habituellement les divers composants qui existent dans le monde réel mais qu'ils sont difficiles à modéliser sans l'utilisation d'un ordinateur [85].

La résolution de problèmes utilisant des SMA émergents a été appliquée à un grand nombre de cas :

- La conception d'applications ouvertes et complexes pour lesquelles il n'y a pas de solution algorithmique connue, en utilisant les systèmes multi-agents.
- Les applications principales des systèmes multi-agent peuvent être recensées comme suit: [86]
- Une alternative à la résolution des problèmes centralisés, parce que les problèmes eux-mêmes sont de nature distribuée, ou parce que la distribution de la résolution des problèmes entre différents agents est plus efficace que la résolution centralisée elle peut être flexible et dans certains cas, c'est la seule manière de résoudre le problème.

9.5.1 - La simulation Multi-Agent

est largement répandue pour augmenter la connaissance en biologie ou en science sociale et le paradigme agent nous donne la possibilité de simuler des univers artificiels qui sont en fait de petits laboratoires pour tester des théories au sujet des comportements locaux.

9.5.2 - La construction des mondes synthétiques

Ces univers artificiels peuvent être employés pour décrire des mécanismes spécifiques d'interaction et pour analyser leur impact à un niveau global dans le système. Les entités qui sont représentées s'appellent habituellement les animats, puisqu'elles sont principalement inspirées par les comportements animaux (chasse, recherche...). Le but de cette recherche est d'avoir des sociétés d'agents qui sont très flexibles et peuvent s'adapter même dans les cas de l'échec individuel. (par exemple, quand des robots sont envoyés sur une expédition et ils sont exigés pour être très indépendants des instructions qu'ils pourraient recevoir.)

9.5.3 - **La robotique collective**· Définir les robots comme un SMA où chaque sous-système a un but spécifique. Une fois que toutes les petites tâches sont accomplies la tâche globale est aussi. Les approches SMA peuvent également être employées pour la coordination de différents robots mobiles dans un environnement commun.

9.6 - L'Intérêt de l'approche multi agent :

L'utilisation des Systèmes Multi-Agents (SMA) présente une série d'avantages :

- Les SMA permettent de faire vivre virtuellement des agents autonomes sur ordinateur et d'y effectuer des expériences difficiles, voire impossible à mener dans la réalité, d'où la qualification de laboratoires virtuels

- *Une résolution distribuée de problèmes et ainsi réduction de la complexité inutile d'un système.* Il est possible de décomposer un problème en sous-parties et de résoudre chacune de façon indépendante pour aboutir à une solution stable. Cette solution n'est pas forcément optimale au sens de la rationalité complète mais elle peut être « satisfaisante » [83]

— **Robustesse** : Les SMA peuvent « répondre » à l'échec individuel d'un de ses éléments, sans dégrader le système dans son ensemble. La redondance des agents, ainsi que leur interchangeabilité peu importe avec qui il interagit assurent une grande résistance aux pannes et un bon garde-fou contre les dysfonctionnements individuels.[84]

— **Adaptabilité** : dans la mesure où aucun contrôle central n'est nécessaire, l'adaptabilité du système global est le fait d'interactions probabilistes entre individus. Ce mode de fonctionnement permet au système multi-agent, sans explicitation de but ni mécanismes de planification, de s'adapter globalement à des configurations différentes grâce à la combinaison des adaptations locales effectuées en parallèle.[84]

— **Réactivité** : la perception étant distribuée, c'est encore une fois la réaction de chacun des agents concernés qui va conditionner la réactivité globale de la population. Il lui sera d'autant plus facile de réagir rapidement qu'aucune représentation de l'environnement et de son état n'est maintenue de façon explicite et centrale.[84]

— **Simplicité** : Il est possible de concevoir un système collectif au fonctionnement complexe à partir d'individus très simples.[84]

9.7 - Les notions fondamentales de l'Approche Réactive :

9.7.1 Le modèle d'agent :

La relation d'un agent réactif à son environnement est un couplage par *stimulus/réaction*. Le comportement des agents réactifs est donc basé sur le principe de l'action comme réaction à un stimulus

9.7.2 Le Principe de réaction

Une réaction signifie l'exécution d'une action ou d'une séquence fixe d'actions en réponse à un stimulus et le comportement d'un agent réactif est la liste de ses réactions.

9.7.3 Les Organisations Réactives :

La caractéristique la plus remarquable de ces organisations est qu'elles sont souvent extrêmement adaptatives, aussi bien à la transformation de leur environnement qu'à leur propre transformation, et manifestent d'une capacité d'autorégulation de la population, pour laquelle le mot *robustesse* est employé, cette capacité assure que la population d'agents, grâce à la redondance existant entre les agents, de continuer à effectuer la tâche pour laquelle elle a été conçue en dépit du dysfonctionnement de certains de ses agents. L'organisation réactive est souvent plus efficace, plus adaptative et plus souple qu'une organisation cognitive, mais également beaucoup plus difficile à concevoir.

9.7.4 L'intelligence d'un système multi-agent réactif (intelligence collective) :

L'intelligence ici est l'émergence d'un comportement globale complexe à partir de l'interaction d'un groupe d'agents non intelligents. Ces agents réagissent par des "règles" locales simples qui gèrent leur comportements individuels et leurs interactions, entre eux et leur environnement.

9.7.5 L'intelligence collective :

Se compose d'un grand nombre d'agents quasi-indépendants et stochastiques qui interagissent entre eux-mêmes aussi bien qu'avec un environnement actif, en l'absence d'une organisation hiérarchique, mais qui est capable d'un comportement adaptatif et intelligent.[91]

9.7.6 L'émergence :

Dans un système multi-agent, signifie l'apparition d'un phénomène global qui n'est pas explicitement programmée dans le comportement des agents, C-à-d la création des structures stables à l'intérieur d'un système qui sont le résultat des interactions des différentes entités composant le système, mais sans que ces structures globales étant indiquées à l'intérieur de ces entités locales.

9.7.7 L'auto-organisation :

Décrit comment les processus microscopiques incitent des structures macroscopiques. Ceci plus récemment a fourni une explication d'un éventail de phénomènes collectifs chez les animaux, particulièrement dans les insectes sociaux

9.7.8 La stigmergie :

La stigmergie a aidé les chercheurs à comprendre la relation entre le comportement individuel et collectif, comme une alternative qui pourrait expliquer le paradoxe de la coordination dans les insectes sociaux: Bien que le comportement de la colonie dans son ensemble apparait merveilleusement organisé et coordonné, il semble que chaque insecte poursuit son propre ordre sans faire attention à ses compagnons de nid [92]. Le principe de base de la stigmergie est extrêmement simple: *laisser des traces et des modifications par les individus dans leur environnement permet leur rétro-action* [92]. La colonie enregistre son activité dans son environnement physique et emploie cette information pour organiser son comportement collectif.

9.7.9 L'environnement :

L'environnement désigne ici aussi bien l'espace (topologique, temporel) que les autres agents (l'environnement social), avec lesquels l'agent forme un *système multi-agents*. Le couplage entre l'agent et son environnement se réalise par des capacités d'action et de perception qui lui sont propres. L'ensemble des actions qui s'actualisent dans un environnement donné forme le *comportement* de l'agent.

CONCLUSION :

Dans ce premier chapitre nous avons présenté des notions liées à la science d'écologie, ainsi que leur analogie en informatique. Nous avons présenté des techniques inspirées de l'écologie qui ont été introduites dans les algorithmes évolutionnaires pour maintenir la diversité et ainsi résoudre le problème de la convergence prématurée, en leur étendant par le nichage en leurs permettant de résoudre les fonctions multimodales ayant plusieurs optimums locaux, le crowding en limitant la compétition entre les individus génétiquement similaires, les techniques spatiales (les algorithmes évolutionnaires cellulaires) en ne permettant la compétition qu'entre les individus voisins, le partage de fitness (de ressources) entre les individus génétiquement similaires, en récompensant les individus qui sont génétiquement uniques et la spéciation qui serve à limiter les accouplements avec les individus près des optimums, et décourager l'accouplement des individus de différentes niches. Nous avons aussi donné une vue générale sur ce vaste thème de recherche : sur la notion d'écosystème informatique.



INTRODUCTION :	4
1. Notions de l'écologie :	5
1.1 Concept de population :	5
1.2 La niche écologique :	5
2 - La Science de l'écologie :	5
2.1 L'auto écologie :	6
2.1.1 Les facteurs abiotiques :	6
2.1.2 Les facteurs biotiques :	6
2.1.2.2 .3 Le parasitisme :	7
2.2.2 La communauté :	7
2.3 Dynamique des populations :	8
3.1 L'Ecologie des paysages :	12
3.2 L'Ecologie des populations :	12
5 - Des concepts d'optimisation inspirés de l'écologie :	12
5.1 Le nichage:	12
5.1.3 Partage De fitness (<i>partage des ressources</i>) :	14
5.2 La spéciation :	16
6- Les algorithmes écologiques :	17
6.1 Les algorithmes évolutionnaires cellulaires :	17
6.1.1 Le voisinage dans les algorithmes évolutionnaires cellulaires :	17
6.2 'algorithme écologique prédateur-proie:	21
7 -Les écosystèmes informatiques :	22
• L'ordinateur virtuel de Tierra :	23
8- Les systèmes multi agents :	25
9- Notions liées au paradigme agent :	26
9.1 L'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) :	26
9.2- La notion d'agent:	27
9.3 - SMAs Réactifs et SMAs Cognitifs :	28
9.3.1 Les agents réactifs :	29
9.3.2 Les agents cognitifs :	29
9.4 - Coordination et coopération dans un SMA :	30
9.5 - Utilisations des systèmes Multi-Agent :	31
9.5.1 - La simulation Multi-Agent	31
9.5.2 - La construction des mondes synthétiques.....	31
9.6 - L'Intérêt de l'approche multi agent :	32
9.7 - Les notions fondamentales de l'Approche Réactive :	33

INTRODUCTION :

Les algorithmes génétiques standards représentent des modèles fortement simplifiés de la nature s'inspirant de la célèbre théorie Darwinienne de la sélection naturelle. Ils s'appliquent directement sur une fonction objective bien déterminée en employant un calcul " *une fois pour toute* ": les individus sont donc tous évalués en se servant d'une même fonction objective. En écologie ceci est essentiellement dissimilaire, un être vivant (individu) est non seulement influencé par son propre environnement de survie mais également par les autres individus aussi bien que d'autres processus se produisant dans le monde tels les changements de climat ou de la structure géographique....

Les divers mécanismes de feedback connus sous le nom co-évolution entre les individus de différentes espèces dans leur environnement fournissent une force d'entraînement forte vers la complexité dont les exemples les plus connus sont les relations Prédateur-proie. Le but de la coévolution dans la science d'informatique est de produire une dynamique ressemblant à celle de la course aux armements. Informellement dans la course aux armements les meilleures performances sont obtenues par chacune des espèces tout en incrémentant les performances d'autres espèces. L'idée derrière cette notion est donc : un système pourra mieux évoluer à travers des performances réciproques.

1. Les algorithmes évolutionnaires :

Les algorithmes évolutionnaires simulent l'évolution d'un individu par les mécanismes de sélection, mutation et reproduction. Ils regroupent : les algorithmes génétiques, la programmation évolutionnaire, les stratégies d'évolution et la programmation génétique.

De nombreux problèmes d'optimisation ou de recherche au sein de larges espaces de recherche n'ont pas de « solutions mathématiques » directes.

L'idée des algorithmes évolutionnaires consiste tout simplement à construire une population aléatoire de solutions potentielles au problème posé. Les « individus » sont ensuite évalués afin d'encourager la reproduction des individus les plus aptes, c'est-à-dire ceux qui s'approchent le plus de la solution optimale. Les mécanismes de reproduction, de croisement des individus les plus adaptés et de mutation permettent progressivement d'approcher de la solution recherchée.

Les algorithmes évolutionnaires ont maintenant fait leurs preuves. On les retrouve dans des domaines tel que l'industrie (optimisation des allocations de ressources, programmation des robots...) [17]

1.1 La Programmation Évolutionnaire :

La Programmation Évolutionnaire est une évolution par mutation sans croisement, Le principe est simple :

Soit μ *points* constituant une population dans une espace n -dimensionnel, chaque point possède « n » variables additionnelles « σ_i » ayant leurs coordonnées x_i .

- pour chaque génération, chacune de μ *points* de l'espace sont muté en utilisant l'équation :

$$x_i^{new} = x_i^{old} + \sigma_i$$

ce qui produit μ *mutants*, après cette mutation, ces σ_i sont modifiés en utilisant :

$$\sigma_i^{new} = \sigma_i^{old} + 0.01 \cdot \sigma_i^{old} \cdot Ni(0,1) : Ni \text{ est uniformément distribué dans } [0, 1]$$

Les σ_i sont généralement initialisés par échantillonnage aléatoire de $N(0,1)$ pour chaque exécution. [7]

La programmation évolutionnaire est très flexible dans la représentation des solutions. Tandis que les GAs se concentrent habituellement sur des chaînes de tailles fixes, la représentation par la programmation évolutionnaire suit le problème traité : ça peut être les automates d'état finis ou l'architecture d'un réseau neurologique.

En outre, la représentation dans la Programmation Évolutionnaire n'a pas besoin d'être fixe, par exemple, dans les machines d'états fini, le nombre d'états ou de transitions peut accroître ou rétrécir en fonction de la mutation. [12]

1.2 Les Stratégies d'évolution ES :

Les Stratégies d'évolution utilisent des populations d'individus représentés par des vecteurs à valeurs réelles. Le génome d'un individu inclut le vecteur des paramètres à optimiser et un vecteur d'écarts type adjoint pour les mutations ; ce dernier est modifié en même temps que le vecteur des paramètres.

La population initiale ne contient qu'un seul individu. Celui-ci est muté une fois par mutation gaussienne pour produire un nouvel enfant, le meilleur de ces deux individus est maintenu pour la génération suivante. Ces algorithmes sont dénotés par (1+1)-ES.

Lorsque ces algorithmes s'appliquent sur plusieurs populations, on les dénote par (μ, y) -ES Ou $(\mu + y)$ -ES qui désignent des stratégies où μ parents produisent y enfants. La sélection est absente c-à-d tous les parents sont mutés, et la population suivante contient les μ meilleurs individus parmi les y nouveaux dans le cas d'une stratégie (μ, y) -ES ; Ou les μ meilleurs individus parmi les $\mu+y$ parents et enfants dans le cas d'une stratégie $(\mu + y)$ -ES.

Les algorithmes de la programmation évolutionnaire, comme les stratégies d'évolution n'utilisent pas de sélection, tous les individus de la population sont mutés une seule fois (la mutation étant le seul opérateur de variation présent). [1]

La programmation évolutionnaire et les stratégies d'évolution utilisent des valeurs réelles non codées comme dans le cas des algorithmes génétiques, elles se focalisent sur le lien entre le comportement des parents et de leurs enfants (et non sur les opérations de reproduction), en utilisant une méthode de mutation qui est statistiquement différente.

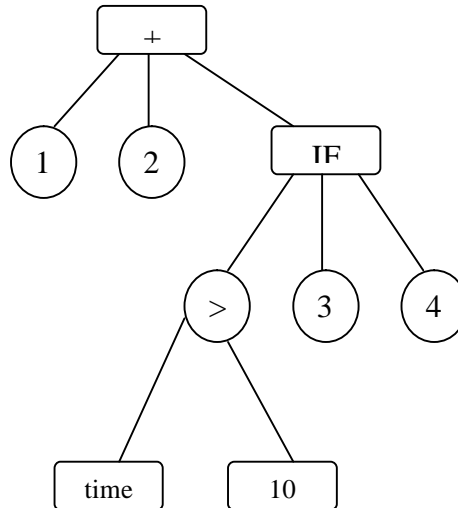
1.3 La programmation Génétique :

Dans La programmation génétique, la structure des chromosomes est une arborescente plutôt que des chaînes ou des vecteurs de variables. La programmation Génétique peut être considérée comme une évolution de programmes

- La spécificité de la programmation génétique est qu'elle repose sur des arbres représentant des programmes complets. La programmation génétique cherche à atteindre un des vieux rêves des programmeurs :Génération d'un programme par d'autres programmes. [17],[7]
- Un exemple de S-expression de LISP montre le principe de cette technique:

(+ 1 2 (IF (> time 10) 3 4))

les arbres dans ce cas sont des expressions LISP



1.4 Les essais de particules :

L'intelligence en essaim peut être définie en tant que n'importe quelle tentative de concevoir des algorithmes ou des outils de résolution de problèmes distribués dont le comportement global émerge de l'interaction sociale entre les individus voisins. L'intelligence en essaim est la simulation de l'interaction sociale entre des individus. Dans l'intelligence en essaim, des métaphores des comportements réussies dans les sociétés animales ou humaines sont appliquées à la résolution des problèmes. [76]

Le mot essaim décrit une collection d'individus interactifs. L'exemple classique d'un essaim est l'essaim d'abeilles autour de leur ruche; néanmoins la métaphore peut être facilement étendue à n'importe quel autre système avec une architecture semblable. Comme les colonies de fourmi peuvent être considérées comme un essaim dont les individus sont les fourmis, même chose pour les bandes d'oiseaux. Le concept de l'essaim peut être étendu au plus général: pour tout type du comportement collectif. [76]

Les essais de particules s'inspirent des phénomènes de regroupement et de nuée d'oiseaux. Ils sont potentiellement porteurs de capacités d'optimisation due à leurs processus adaptatifs. L'idée des algorithmes « d'optimisation par essaim de particules a été premièrement proposée par Craig REYNOLDS Sur les bords de l'infographiste en simulant le vole des groupes d'oiseaux, à partir les trois règles simples suivantes :

1. Chaque individu doit suivre ses voisins.
2. Chaque individu se déplace à des vitesses et directions générales de ses voisins immédiats.
3. Chaque individu suit le centre de gravité de ses voisins immédiats.

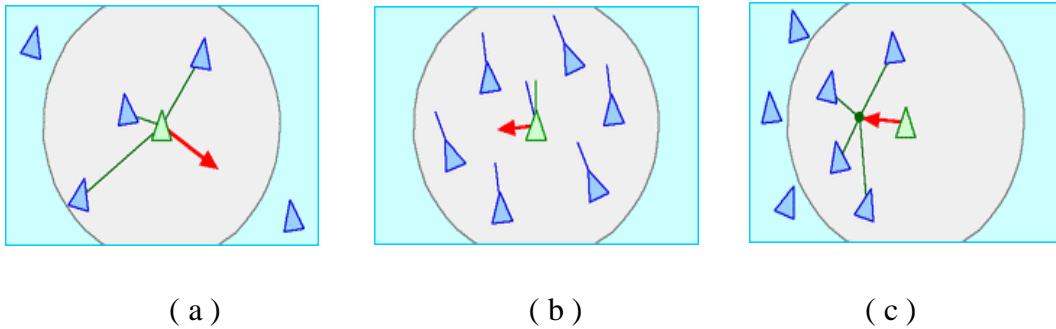


Figure II.1 : Règles simples d'application locale : (a) évitement de collision, (b) maintien de la vitesse, (c) centrage par rapport au groupe locale

L'application de ces règles simples lui permis de construire des simulations graphiques d'un réalisme étonnant.

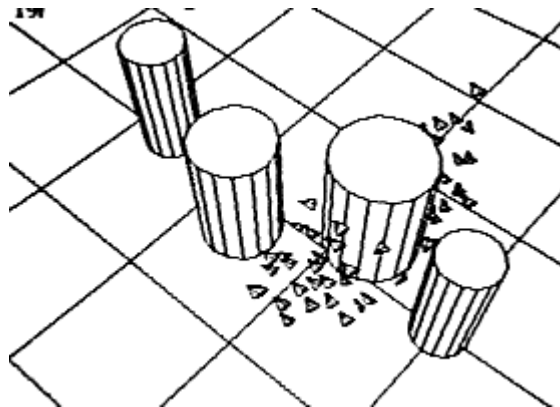


Figure II.2 : Déplacement en formation d'une nuée d'oiseaux [Reynolds , 86]

De la même manière que les algorithmes évolutionnaires qui s'inspirent des mécanismes évolutifs pour mettre en œuvre des procédures d'optimisation, PSO (l'optimisation par essaim de particules) s'inspire des phénomènes de rassemblement d'animaux et des nuées d'oiseaux. PSO repose sur les deux règles suivantes :

1. Chaque individu se souvient de sa meilleure position trouvée au cours de ses évolutions précédentes et tend à y retourner.

2. Chaque individu est informé de la meilleure position trouvée au sein de la population prise dans son ensemble et tend à s'y rendre. [18]

1.4.1 Analogie avec les algorithmes génétiques :

Ce qui différencie le paradigme PSO (particle swarm optimisation) d'autres exemples évolutionnaires est la mémoire et l'interaction sociale entre les individus. Dans les autres paradigmes évolutionnaires, l'information importante que l'individu possède, est habituellement le génotype, c-à-d sa position actuelle. Dans PSO, ce qui est vraiment important est la meilleure expérience précédente. C'est la conduite vers les meilleures solutions: chaque individu stocke sa meilleure position trouvée au cours du processus évolutionnaire. Le mécanisme responsable du prélèvement, l'équivalent de la recombinaison, est le comportement imitatif des individus dans leur voisinage social. Le fait que ce comportement est de nature stochastique explique le fait que l'algorithme peut prélever de nouvelles solutions dans des endroits de l'espace de recherche qui ne sont pas encore explorés par l'essaim. PSO s'inspire du comportement social des nuées d'oiseaux ou des bancs de poissons.

Une particule i dans le temps t possède une position $(X_{i,t})$ et une vitesse $(V_{i,t})$, une mémoire pour souvenir de sa meilleure performance et un voisinage : l'ensemble des particules voisines. Le Déplacement d'une particule i de sa position actuelle $(X_{i,t})$ à la position suivante $(X_{i,t+1})$ dépend de trois tendances pondérées :

1. sa vitesse actuelle $(V_{i,t})$ (tendance à suivre sa propre voie)
2. Sa meilleure performance (fitness) $(F_{i,t})$ (tendance à revenir sur ses pas)
3. et la meilleure position de ses voisins $(G_{i,t})$ (tendance à suivre ses « amis »)

Le terme **population** dans les AGs est l'équivalent d'essaim dans PSO

Le terme **individu** dans les AGs désigne une **particule** dans PSO

La **position** dans la méthode PSO est le **génotype** dans les AGs

Et la **Vitesse** d'une particule représente **la liste des permutations (mutation)**

PSO initialise la population (essaim) en assignant à chaque particule une position aléatoire de départ dans l'espace de recherche et une vitesse aléatoire. Les algorithmes évolutionnaires utilisent la sélection et la recombinaison pour remplacer les individus les moins adaptés. Cependant les particules d'un essaim persistent au cours du temps, en maintenant leurs identités et s'améliorent par imitation et par des interactions avec leurs voisins

2 - Propriétés des algorithmes évolutionnaires :

A chaque étape de l'algorithme évolutionnaire, il faut effectuer le compromis entre explorer l'espace de recherche, afin d'éviter de stagner dans un optimum local, et exploiter les meilleurs individus obtenus, afin d'atteindre de meilleures solutions. Une exploitation excessive entraîne une convergence prématurée, alors qu'une exploration excessive entraîne la non-convergence de l'algorithme.. L'exploration dans les algorithmes évolutionnaires se fait avec l'intensité de la mutation et l'exploitation se fait avec l'intensité de sélection et l'intensité du croisement. On peut donc régler les parts respectives d'exploration et d'exploitation à travers les divers paramètres de l'algorithme (probabilités d'application des opérateurs, de la sélection, ..). [10]

Le terme *diversité génétique* désigne la variété des génotypes présents dans la population, c'est une caractéristique clé des algorithmes évolutionnaires. Elle devient nulle lorsque tous les individus sont identiques, lorsque la diversité génétique devient très faible, il y a très peu de chances pour qu'elle augmente à nouveau. Si cela se produit trop tôt, la convergence a lieu vers un optimum local, on parle alors de la *convergence prématurée*.

2.1 Inconvénient des algorithmes évolutionnaires:

L'Evolution de la population dans un AE est influencée par l'évolution de l'individu, Si les individus de la population se ressemblent beaucoup ceci signifie une perte de la diversité génétique. Les populations suivantes deviennent de plus en plus homogènes ce qui conduit à une *convergence prématurée*, en d'autres termes, la population s'arrête sur un optimum local qui n'est pas le meilleur attendu.

Le temps de calcul important nécessaire à l'obtention de résultats sur des problèmes réels rend indispensable l'utilisation d'autres techniques telles que la parallélisation : distribution du calcul sur un ensemble de processeurs de manière synchrones ou asynchrones, utilisation des modèles en îlots (islands) et les modèles de population distribuée.

3 - Parallélisation des algorithmes évolutionnaires :

Il existe une gamme complète de manière de paralléliser ces algorithmes, de la simple parallélisation de calcul de performance lui-même jusqu'à la distribution complète de la population sur les divers processeurs-disponibles.

3.1 Les algorithmes génétiques parallèles :

Cette stratégie de la distribution spatiale des populations et la parallélisation des calculs présente de nombreux avantages, par simulation du fonctionnement parallèle des milliards d'organismes naturels. Les résultats tirés de cette simulation sont riches d'enseignements pour une meilleure compréhension des comportements naturels, pour en tirer des lois simples et reproductibles permettant de résoudre des milliers d'équations complexes et non linéaires avec de grandes performances en terme du temps et de l'espace du calcul.

Cantu-Paz (1998) a classifié les AGs parallèles en quatre catégories :

- Les procédures globales : une seule population à employer en parallélisant les évaluations des différentes générations aussi bien que les opérateurs génétiques.
- Le modèle à gros grain : Des sous populations évoluant en parallèle de manière indépendante avec des échanges occasionnels des individus [2],[9].
- Le modèle à grains fins : La population est spatialement distribuée, et les opérateurs génétiques tels que la sélection et le croisement ne sont permis qu'à un voisinage restreint.[3],[5].
- Les modèles hybrides : un modèle hybride est une certaine combinaison des techniques précédentes.[6]

4 - Vers les algorithmes coévolutionnaires:

En écologie comme déjà mentionné auparavant, un être vivant est non seulement influencé par son propre environnement de survie mais également par les autres individus de son environnement aussi bien que d'autres processus se produisant dans le monde tels les changements de climat ou de la structure géographique, la notion de la dépendance réciproque connue sous le nom : les relations inter- spécifiques entre deux espèces est nommée co-évolution.

4-1 Définition de la Co-évolution :

la fitness d'un individu dans les algorithmes évolutionnaires classiques est objectif c'est à dire chaque individu évolue indépendamment des autres, ce qui est étranger à la vraie évolution au sein des écosystèmes [57]

Dans un écosystème, *toute* évolution est une coevolution, dans le sens où la fitness d'un individu est définie en fonction d'autres individus. Dans les algorithmes coévolutionnaires la fitness d'un individu est *subjective* [58] dans le sens qu'elle est définie en fonction de ses interactions avec les autres individus.

La co-évolution surgit en raison des interactions entre les espèces différentes. Dans un système co-évolutionnaire l'évolution d'une espèce doit être considérée simultanément, parce que l'adaptation évolutionnaire d'une espèce peut forcer l'adaptation des autres. C'est-à-dire, les actions de chaque espèce affectent les actions de toutes les autres espèces qui occupent le même environnement physique [59]. [56]

La co-évolution présente beaucoup d'avantages qui peuvent éventuellement rénover la puissance évolutive d'un système. Elle repose sur le principe que : lorsqu'une population devient supérieure que l'autre, elle amplifie la pression sélective sur celle-ci et l'excite à se progresser plus vite pour survivre.[67]

L'étude des systèmes co-évolutionnaires nécessite la distinction entre la notion d'une fonction objective et celle d'une fonction subjective, la fonction objective est la métrique absolue bien définie comme fonction objective (fitness) dans les algorithmes évolutionnaires classiques. La fonction subjective est la fonction mesurée par les individus co-évoluant et qui peut seulement être faiblement corrélée avec la véritable fonction objective. Un individu co-évoluant ne sait que sa fonction subjective [44].

4-1-1 La fitness de propension et la fitness de réalisation :

Il est possible de distinguer un système évolutionnaire d'un système coévolutionnaire avec les deux mesures suivantes : la fitness de propension [FP] et la fitness de réalisation [FR], [45] [46].

FP : représente la fitness d'un individu pour survivre et se reproduire dans un environnement

FR : représente le succès actuel de reproduction dans cet environnement

La fitness de propension est donc le succès prévu de reproduction avant un événement et la fitness de réalisation est le succès actuel de reproduction après cet événement

Par exemple, la propension de deux jumeaux qui sont identiques et placés dans le même environnement est identique.

Dans les systèmes évolutionnaires artificiels la propension $FP(x)$ est directement égale au gain de fitness (le score) attribué à un individu « x » après son évaluation, la probabilité de reproduction est une fonction monotone de fitness, par conséquent, le score de cet individu est sa propension $FP(x)$ de se reproduire, par ailleurs la fitness de réalisation FR est calculée par le nombre actuel de la progéniture qui est déterminé par le processus stochastique de la sélection. Dans l'évolution artificielle : si la fitness de propension de deux jumeaux A et B qui sont placés dans un même environnement est identique : c-à-d : $FP(A) = FP(B)$ alors la nature stochastique de la sélection rend possible $FR(A) = FR(B)$

4-2 L'évolution et la co-évolution :

Dans un système artificiel, Il est possible de distinguer l'évolution de la co-évolution en utilisant la fitness de propension et la fitness de réalisation. [46]

On dénote par $Tr_FP(x)$ la vraie propension de l'individu « x » dans l'environnement E (La valeur de fitness que doit renvoyer la fonction d'évaluation si elle est parfaitement précise)

Dans les systèmes évolutionnaires standards : E est fixe. L'évaluation des individus ne varie pas avec le temps. Ainsi pour une évaluation déterministe : $FP(x) = Tr_FP(x)$. Cependant si l'évaluation est probabiliste, $Tr_FP(x)$ est la distribution moyenne de $FP(x)$ [46].

Dans un système artificiel : la variation de $FP(x)$ est un résultat direct de la stochasticité de l'évaluation de la fonction E. Puisque E ne varie pas, la vraie propension de l'individu x dans l'environnement E est fixe au cours du temps.

En revanche, dans les systèmes co-évolutionnaires E varie, la fonction d'évaluation est réciproquement adaptée en réponse des adaptations de P (la population évoluée).

$FR(x)$ comme dit précédemment dénote le nombre de la progéniture de l'individu « x » dans la population P . En raison de la stochasticité de la sélection, $Tr_FR(x)$ est aussi la valeur moyenne de $FR(x)$.

$FR(x)$ varie selon la valeur de $FP(x)$ par rapport à la valeur de la propension des autres individus constituant la population. Ceci est vrai pour les deux systèmes co-évolutionnaires et évolutionnaires.

Un système est donc considéré co-évolutionnaire si et seulement si la vraie fitness de propension $Tr_FP(x)$ de chaque individu x varie selon une évolution réciproque avec d'autres individus.

Considérant par exemple, un système évolutionnaire contenant une seule population « P », si les individus de P sont évalués par une fonction statique alors $Tr_FP(x)$ de chaque individu « x » est indépendante de tous les autres individus : bien que Tr_FR varie, Tr_FP ne varie pas, de tels systèmes sont considérés non-coévolutionnaires.

Si par exemple les individus de la population P sont évalués à travers une compétition avec d'autres adversaires non-évolutionnaires (fixes ou choisis de manière aléatoire) ce système est aussi classifié non-co-évolutionnaire, parce que $FP(X)$ varie avec ces adversaires mais les adversaires n'évoluent pas en réponse ainsi, $Tr_FP(x)$ ne varie pas. Cependant si les individus de P sont évalués à travers une compétition avec d'autres membres (évoluant) de P , le système est considéré coévolutionnaire : *$Tr_FP(x)$ varie réciproquement avec des adversaires évoluant.*

5- Paysage de fitness :

Le concept du paysage de fitness est utile pour visualiser les processus évolutionnaires. Supposant que chaque point sur un hyper-plan dénote un génome possible. L'attribution d'une taille proportionnelle à la fitness de propension du génome à chacun de ces points produit un paysage de fitness avec les meilleurs individus résidant près du dessus des crêtes et les mauvais individus en vallée[46],[47].

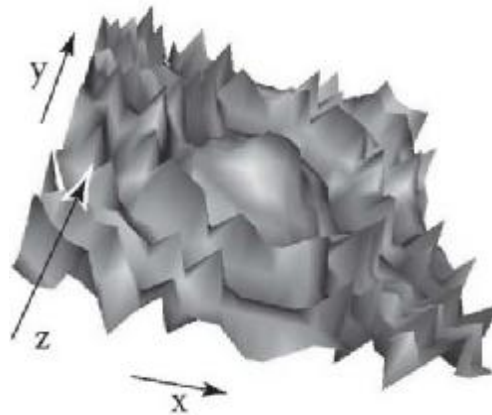


Figure II.3 : Un paysage adaptatif

Sous un cadre évolutionnaire, le paysage de fitness est statique parce que le mapping à partir l'espace de génotype aux gains de fitness est constant, il représente la qualité d'un génome comme un point sur le paysage de fitness.

Considérant deux génomes : g_0 et g_1 avec des gains de fitness $f_{abs}(g_0)$ et $f_{abs}(g_1)$ respectivement. Dans un algorithme évolutionnaire standard si $f_{abs}(g_0) > f_{abs}(g_1)$ alors g_0 tend à apprécier un plus grand succès que g_1 . La forme du paysage de fitness impose un ordre de succès des génomes sans indiquer l'importance (magnitude) de ce succès. L'altitude d'un point de paysage ne fournit aucune information sur le succès de reproduction du génome associé, cependant, une différence dans l'altitude entre deux points de paysage représente la différence relative dans le succès de reproduction de ces génomes. [46],[47].

Sous un régime co-évolutionnaire ; les mesures relatives de fitness assurent que le mapping de l'espace des génomes aux valeurs de fitness varie au cours du temps.

Il est tout à fait possible que : $F_{rel}(g_0) > F_{rel}(g_1)$ au temps t_0 , tandis qu'à certain temps t_6 l'opposite de cette inégalité peut être vraie.

En conséquence, aucun paysage statique de fitness ne peut dépendre la distinction des valeurs de fitness (propension) à travers l'espace des génotypes possibles au cours du temps. Le paysage doit être représenté par une scène dynamique, continuellement onduleuse avec le changement des valeurs de fitness[46],[47].Le paysage idéal pour l'évolution contient une crête élevée avec les cotés doucement en pente, tels que n'importe quelle position initiale de la population d'évolution peut monter un gradient continu vers la solution désirée. Le paysage de fitness statique est entièrement déterminé par la fonction d'évaluation, le codage génétique et les opérateurs génétiques choisis.[46],[47].

6- Les algorithmes coévolutionnaires :

La classe appelée algorithmes coévolutionnaires est une prolongation des algorithmes évolutionnaires aussi inspirée des écosystèmes et utilisée précisément dans le domaine des problèmes qui sont potentiellement complexes, ayant des espaces de recherches trop larges dès fois infinis, ou les problèmes n'arrivant pas à définir une fonction objective tels que les stratégies des jeux. Les algorithmes coévolutionnaires se fondent sur le principe de la fonction subjective, où la fitness d'un individu en elle même devient une mesure des individus interagissant l'un sur l'autre [55], [49]

6-1 Les algorithmes co-évolutionnaires Cooperatifs vs les algorithmes co-évolutionnaires Compétitifs :

6-1-1 les algorithmes compétitifs coévolutionnaires :

Sont basés sur les relations écologiques inter- spécifiques (prédateur - proie) ou (hôte - parasite) [50], [51].

Dans cette catégorie d'algorithme, la récompense d'un individu dépend de ceux avec lesquels il interagit. Historiquement, Hillis [64] a évolué un réseau de tri des nombres (sorting network) en se basant sur la relation prédateur – proie. Le système était constitué de deux populations ; population proie et population prédateur. Un individu de la population proie est attribué d'une fonction fitness qui reflète sa compétence de tri d'un ensemble de nombres de l'autre population prédateur. Les individus de la seconde population sont attribués d'une fonction fitness basée sur leurs compétences de confondre le réseau.

6-1-2 Les algorithmes coopératifs coévolutionnaires :

Dans cette catégorie d'algorithmes appelés aussi algorithmes symbiotiques ou mutualistes, un individu est récompensé lorsqu'il contribue bien en coopération avec les autres individus, sinon il sera puni, c'est à dire le meilleur individu est celui qui restera sélectionné [52],[53].

Historiquement [52] ont ouvert la porte à la recherche sur ce type d'algorithmes en développant un cadre générale de tels modèles, et l'appliquant en premier lieu pour l'optimisation des fonctions statiques et après sur l'apprentissage des réseaux de neurones [54]. Dans le modèle de Potter, chaque individu d'une population représente un composant d'une plus grande solution. L'évolution des populations se fait presque indépendamment l'une de l'autre, Ces populations interagissent seulement pour obtenir leurs Fitnesses.

Un tel processus de coévolution peut être statique dans le sens où la division des différents composants est définie à priori ou dynamique dans le sens où les populations des composants peuvent être ajoutées ou enlevées au cours de la progression.

Le principe des algorithmes coopératifs co-évolutionnaires (CCEAs) [55]est de décomposer le problème en sous problèmes et d'assigner chaque composant à une population pour son évaluation, chaque population évolue plus ou moins indépendamment des autres.

Dans un CCEA (cooperative co-evolutionary algorithm) chaque individu d'une population particulière représente un composant du problème traité. Des collaborateurs sont choisis parmi les individus des autres populations, l'individu est ensuite combiné avec ses collaborateurs pour former une solution complète et ainsi permettre l'évaluation de la fonction objective.

S' il y a plus d'un ensemble de collaborateurs (selon la taille de l'échantillon des collaborateurs) pour un individu, la fonction objective peut être évaluée plusieurs fois, mais un seul score est attribué à l'individu pour la fitness (selon la méthode D'affectation de crédit employé dans l'algorithme). Les populations d'un CCEA peuvent ou ne peuvent pas être homogènes en ce qui concerne la représentation utilisée pour le codage des individus dans eux.

La forme générale d'un algorithme Coopérative Coevolutionaire Séquentiel se résume dans l'algorithme suivant [52], [55] :

```

pour chaque population  $ps \in P$ 
    { Initialiser la population  $ps$  }
pour chaque population  $ps \in P$ 
    { évaluer la population  $ps$  }
.  $t := 0$ 
faire
pour chaque population  $ps \in P$ 
{ Sélection des parents à partir de la population  $ps$ 
  Génération de la progéniture de ces parents
  Sélection des collaborateurs à partir  $P$ 
  Evaluation de la progéniture avec les collaborateurs
  Selection des survivants pour la nouvelle population  $Ps$ 
 $t := t + 1$ 
}
jusqu'à terminaison }

```

FigureII .4 La forme générale d'un algorithme Coopérative Coevolutionaire Séquentiel

6-1-2-1 Interaction et sélection des collaborateurs :

la méthode dont un participant détermine ses collaborateurs ou ses adversaires peut être parmi les décisions les plus importantes pour une application réussie des algorithmes co-évolutionnaires [55].

la méthode la plus évidente pour évaluer un individu dans un contexte coevolutionnaire est de faire interagir cet individu avec tous les collaborateurs ou concurrents possibles, ceci s'appelle parfois *pairwise ou interaction* complète. Collaborateurs / concurrent peuvent donc être choisis par une multitude de moyens : méthodes uniformément aléatoires ou méthodes basées sur fitness. [56]

6-1-2-2 l'affectation de crédit :

La tâche d'assignation d'un score des résultats d'évaluations multiples de fitness pour un individu contre d'autres individus s'appelle **l'affectation de crédit**. Trois méthodes possibles ont été considérées: *optimiste moyenne* et *pessimiste*. Celles-ci correspondent respectivement à employer le maximum, la moyenne, et le minimum *des* résultats obtenus de l'évaluation de la fonction objective.

Dans le cas d'optimisation des fonctions statiques, la méthode d'assignement de crédit optimiste est typiquement la meilleure. [55]

6-2- Les avantages des algorithmes coévolutionnaires :

Le champs d'application des algorithmes coévolutionnaires est extrêmement vaste. Il touche les problèmes n'ayant pas d'espace de recherche fini, ou n'ayant pas de fonction objective intrinsèque ou encore n'ayant pas de simple structure (systèmes potentiellement complexes).

Dans ces trois catégories de problèmes, le but de la coévolution est de produire une dynamique ressemblant à celle de la course aux armements. Informellement dans la course aux armements, de meilleures performances sont générées par chaque population tout en incrémentant les performances des autres populations, l'idée est donc : un système pourra mieux évoluer à travers des performances réciproques.

Il est ainsi raisonnable d'obtenir de meilleurs résultats en divisant un espace de recherche large en sous espaces. Il est aussi plus efficace de diviser une structure complexe en sous structures pouvant coévoluer plus particulièrement à travers un algorithme coopératif coévolutionnaire. [55]. D'autre part il existe d'une multitude de problèmes qui ne pourront

jamais être résolu ou difficilement résolu sans faire recours au principe d'une fonction subjective [55], [46].

7- Les inconvénients de la co-évolution:

Les algorithmes co-évolutionnaires (coopératives et compétitives) souvent mènent à des résultats désastreux. Ils sont plus difficiles à contrôler par rapport aux algorithmes évolutionnaires classiques. Les raisons de ceci se situent partiellement dans les problèmes de mesure incités par l'utilisation d'une fonction subjective interne et souvent dans la dynamique compliquée des systèmes coevolutionnaires. Ces deux difficultés ensemble peuvent mener à un système se comportant parfois de manière incompréhensible et dont la progression est difficile à diagnostiquer. Il est donc impossible de déterminer si les mesures externes indiquent un progrès ou une stagnation quand les valeurs de mesure ne changent pas beaucoup. Il est difficile dans un système co-évolutionnaire de comprendre ce que le système est vraiment entrain de faire Sans engager une certaine sorte de mesure externe ou objective en raison de ses mesures relatives.

Il existe au moins trois comportements communs qui sont largement considérés pathologiques: la perte de gradient, la super spécialisation et la stabilité médiocre. Bien que chacun de ces trois problèmes peut se produire dans les algorithmes coopératifs ou compétitifs, certains sont plus problématiques pour un que pour l'autre.

7-1 la Perte de gradient (Le désengagement) :

Le désengagement se produit quand une population surpasse en terme de fitness l'autre population ou une population atteint un état tels que les autres populations perdent la diversité relative de fitness pour continuer leur progrès.

Le perte de gradient n'est pas précisément un problème des CEAs compétitifs. Ce même comportement peut être perçu dans les CEAs coopératifs lorsque une ou plusieurs populations perdent subitement la diversité de fitness et le reste de population(s) sont limités à rechercher dans l'espace projeté créé par cette perte de diversité [46]

7-2 La super-spécialisation :

La nature subjective de la coevolution conduit les populations vers des régions de l'espace de recherche qui sont très spécifique relativement à la performance des autres individus.

Le problème ici est que les individus peuvent s'améliorer le long d'une dimension particulière en ignorant les autres dimensions du problème. Ils peuvent apparaître s'améliorer relativement par rapport à un autre individu; ils peuvent également apparaître s'améliorer selon certaines métriques de performance. Cependant, les individus deviennent de plus en

plus spécifique. En conséquence, la trajectoire tend vers des solutions excessivement spécifiques qui peuvent ne pas être optimales. [68]

7-3 la stabilité médiocre : est le comportement coevolutionnaire qui se produit quand il n'y a aucun progrès selon une certaine mesure objective, tant dis que la progression subjective des individus et des population(s) interagissant continue. En d'autre terme quand les populations semblent changer, mais la fitness subjective interne ne montre aucun progrès externe [65].

8-Quelques exemples d'algorithmes co-évolutionnaires :

On présente ici l'intérêt de la co-évolution à travers des applications déjà faites et qui utilisent la notion de la fitness subjective.

8-1 Les réseaux de tri de Hillis :

La plupart des modèles évolutionnaires d'optimisation utilisent une évaluation de fitness basée sur un ensemble statique (prédéfini) des cas de testes ou de problèmes, ce qui est essentiellement différent au véritable processus évolutionnaire déroulant au sein des écosystèmes naturels. Dans un écosystème les organismes d'une espèce peuvent vivre dans des environnements différents ou des environnements qui sont en cours d'évolution;[59] dans cette issue, Hillis a développé son modèle de tri des nombres basé sur la co-évolution entre des hôtes et des parasites, dans son modèle les cas de testes (les données à traiter) sont aussi des valeurs évoluant contre les algorithmes de tri, les réseaux de tri représentent les hôtes et les cas de teste sont les parasites dans le sens où le but évolutionnaire des réseaux de tri est opposé à celui des problèmes évolués mais qui sont dépendant l'un de l'autre selon la relation naturelle du parasitisme.

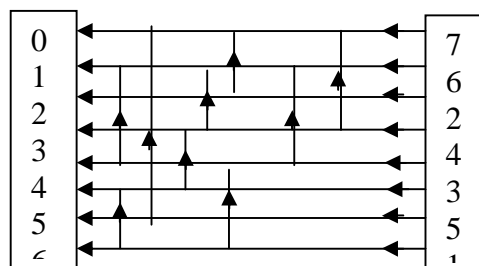


Figure II.5 : exemple d'un **réseau de tri** qui accepte un ordre arbitraire des nombres du côté droit, et un ensemble de comparateurs fixes (montrés comme flèches), garantit l'ordre correct produit dans le côté gauche.

Hillis a employé les algorithmes co-évolutionnaires pour concevoir des réseaux de tri. Ces réseaux acceptent des séquences de nombres et un ensemble de comparateurs fixes (**figureII.5**). Garantissant le tri de ces séquences. La conception de tels réseaux de tri était un défi significatif et un sujet de beaucoup de travaux postérieurs. Hillis a permis aux séquences de tests eux même de co-évoluer avec les réseaux de tri. Cette nouvelle installation co-évolutionnaire a conduit à un système avec rendement élevé par rapport aux résultats des systèmes classiques [59].

Un réseau de tri est constitué d'une séquence de portes comparaison – échange qui opèrent sur une liste des nombres de longueur constante.

La **figureII. 5** montre un réseau de tri de 8 nombres. Chaque trait horizontal correspond à un élément de la liste donnée et la ligne verticale reliant deux traits horizontaux représentent la porte comparaison – échange. Quand deux nombres reliés par une ligne verticale ne sont pas arrangés, les nombres sont échangés. Cette opération commence de la porte de droite vers la gauche. Le but de la conception du réseau de tri est de réduire au minimum le nombre de comparaison -échange des portes tout en triant de manière correcte les séquences des nombres.

Un réseau de tri devient un hôte et la liste des nombres à examiner par le réseau est considérée comme parasite. La longueur du parasite est identique à la taille de la liste des nombres, les gènes des réseaux hôtes forcent les nombres comparés d'être échangés s'ils ne sont pas en ordre.

Dans ce modèle deux populations interagissent l'une avec l'autre : une population des réseaux de tri et une population des listes de tests de 16 nombres

la fitness d'un réseau de tri: Est le pourcentage des listes correctement triées. Et la fitness de l'ensemble des listes à trier est le pourcentage des listes de tests inexactement triées par le réseau.

Deux populations différentes: {Solutions candidates} et {tests }

Chaque solution est appareillée avec un teste choisis aléatoirement pour N itérations..

si une solution résout un teste correctement, le profit sera 1 autrement 0

la fitness d'une solution est donc :[58]

$$\{fitness\ d'une\ solution\} = \frac{\sum_{k=1}^N \{payoff\}_k}{N}$$

Chaque test est appareillé avec N solutions choisies aléatoirement.

Les solutions qui résolvent plus de tests seront les plus convenables et les tests les plus convenables seront les tests violés par plus de solutions.

Le fitness d'un cas de tests est donc défini de manière semblable mais proportionnellement inversée

Le plus important est que Hillis a prouvé que les réseaux évalués en introduisant la co-évolution sont mieux en terme du nombre minimal d'échange aussi bien que la robustesse des solutions obtenues en comparaison aux réseaux évalués sur un ensemble de problèmes statique (non évoluant).

La co-évolution entre les listes des nombres et les réseaux de tri est en fait une co-évolution compétitive dans le sens où l'objectif des réseaux et celui des cas de tests sont en concurrence, c-à-d : Le meilleur réseau est celui qui résout le plus grand nombre de cas de tests, et le meilleur cas de tests est celui qui est le plus difficile à résoudre par plus de réseaux. Ce type de co-évolution des cas de tests présente deux avantages. D'une part, la compétition entre les solutions et les cas de tests mène souvent aux meilleures solutions en terme de robustesse. D'autre part, la réduction du nombre de cas de tests utilisés pour chaque évaluation de fitness permet une réduction du temps consommé en calcul. En effet, l'utilisation d'un ensemble fixe de cas de tests mène souvent à une mauvaise exploitation de l'espace de recherche(des cas de tests).

8-2 L'architecture SANE (Symbiotic, Adaptive Neuro-evolution):

Les algorithmes évolutionnaires classiques s'exécutent sur une population de solutions absolues (Complète) à un problème donné. Dans l'évolution symbiotique, chaque individu de la population constitue seulement une solution partielle. Le but de chaque individu est de former une solution partielle qui peut être combinée avec d'autres solutions partielles dans la population actuelle pour établir une solution complète efficace. Par exemple dans SANE, qui applique l'idée de l'évolution symbiotique sur des réseaux neurologiques, la population se compose de différents neurones, et les solutions complètes sont les réseaux neurologiques complets. Puisque les neurones simples se fondent sur d'autres neurones dans la population pour réaliser des niveaux élevés de la fitness, ils doivent maintenir un rapport symbiotique. La fitness d'un individu (une solution partielle) peut être calculée en additionnant les valeurs de fitness de toutes les combinaisons possibles de cette solution partielle avec les autres solutions partielles courantes par division sur le nombre de toutes les combinaisons. Ainsi, la valeur de la fitness d'un individu reflète la fitness moyenne des solutions complètes dans lesquelles l'individu a participé. [60], [66].

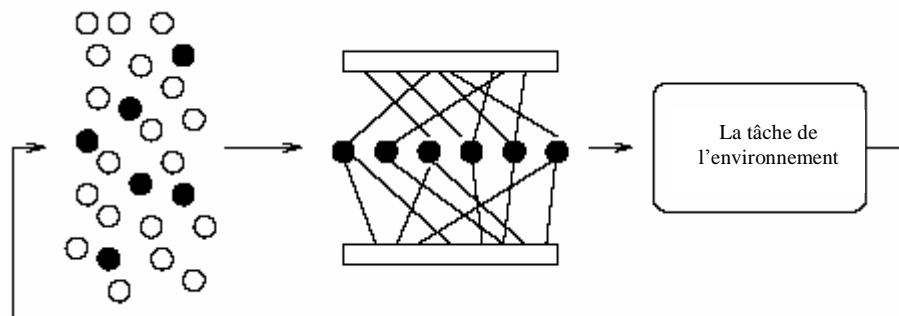


Figure II.6 : Une vue générale sur l'évolution de neurones SANE's. Des sous-populations des neurones sont choisies et utilisées pour établir un réseau de neurones. Le réseau neurologique est alors évalué dans la tâche.

SANE utilise l'évolution symbiotique sur une population de neurones qui se lient ensemble pour former un réseau neurologique complet., SANE évolue une population de neurones cachés pour un type donné d'architecture comme le réseau de 2-couches-feedforward. Les étapes de base dans une génération de SANE sont comme suit :

Pendant l'étape d'évaluation, des sous-populations de neurones de tailles aléatoires sont choisis et combinés pour former un réseau neurologique. Le réseau est ensuite évalué et assigné des points, qui sont plus tard ajoutés à la variable de la fitness de chaque neurone sélectionnée. Le processus continue jusqu'à ce que chaque neurone ait participé à un nombre suffisant de réseaux. La fitness moyenne de chaque neurone est alors calculée en divisant la somme de ses points de fitness par le nombre de réseaux auxquels il a participé. Les neurones qui font bien coopérer avec d'autres neurones dans la population sont attribuées d'une fitness moyenne élevée. Par contre les neurones qui ne coopèrent pas et qui sont nuisibles aux réseaux qu'ils forment recevront les bas points de fitness. [60], [66]

Une fois que chaque neurone a une valeur de fitness, des opérations de croisement sont employées pour combiner les chromosomes des meilleurs neurones en terme de performance. Chaque neurone est défini au niveau d'un chromosome qui code une série de raccordement, (connexions) chacun se compose d'un champ de 8 bits d'étiquette et d'un champ de 16 bits de poids. La valeur de l'étiquette détermine où le raccordement doit être fait. Les neurones se relient seulement à la couche d'entrée et à la couche de sortie. [60], [66]

SANE a été appliqué dans [66] pour apprendre et accomplir des tâches difficiles de décision. Les populations dans SANE évoluent plus rapidement que les méthodes classiques et rarement convergent sur des solutions sous-optimales. SANE été intensivement évaluée et comparée aux systèmes existants d'étude de décision et à d'autres algorithmes évolutionnaires. SANE s'est avérée de manière significative plus rapide, plus robuste, et plus adaptative dans la plupart des les applications. SANE a permis avec succès à travers des réseaux neurologiques de guider un bras d'un robot aux objets cibles tout en évitant les obstacles aléatoirement placés. [60], [66]

CONCLUSION

Ce deuxième chapitre nous aide à comprendre et distinguer l'évolution artificielle de la co-évolution artificielle. Deux formes principales des modèles coevolutionnaires peuvent être distinguées, coopératifs et compétitifs bien que beaucoup de variantes sont employées. Plusieurs auteurs ont étudié ces modèles d'optimisation co-évolutionnaires dans lesquels l'évaluation de la fitness d'un individu est subjective c-à-d dépend de leurs relations avec d'autres individus. Ils ont rapporté que de tels modèles donnent des valeurs plus élevées de fitness et demandent un coût de calcul inférieur que les modèles évolutionnaires classiques. Cependant, la co-évolution présente un certain nombre de pathologies résultant de sa dynamique complexe. Ce chapitre est aussi enrichi des modèles évolutionnaires et d'autres qui sont Co-évolutionnaires.



Table des matières

CHAPITRE II : Des algorithmes évolutionnaires aux algorithmes co-évolutionnaires

INTRODUCTION :	36
1. Les algorithmes évolutionnaires :	37
1.1 La Programmation Évolutionnaire :	37
1.2 Les Stratégies d'évolution ES :	38
1.3 La programmation Génétique :	38
1.4 Les essaims de particules :	38
1.4.1 Analogie avec les algorithmes génétiques :	41
2 - Propriétés des algorithmes évolutionnaires :	42
2.1 Inconvénients des algorithmes évolutionnaires :	38
3 - Parallélisation des algorithmes évolutionnaires :	42
4 - Vers les algorithmes coévolutionnaires :	44
4.1 Définition de la Co-évolution :	44
4.1.1 La fitness de propension et la fitness de réalisation :	45
4.2 L'évolution et la co-évolution :	45
5- Paysage de fitness :	46
6- Les algorithmes coévolutionnaires :	48
6.1 Les algorithmes co-évolutionnaires Cooperatifs vs les algorithmes co-évolutionnaires Competitifs :	48
6-1-1 les algorithmes compétitifs coévolutionnaires :	48
6-1-2 Les algorithmes coopératifs coévolutionnaires :	48

6-2- Les avantages des algorithmes coévolutionnaires :.....	50
7- Les inconvénients de la co-évolution:	51
7-1 la Perte de gradient (Le désengagement) :.....	51
7-2 La super-spécialisation :.....	51
7-3 La stabilité médiocre.....	51
8-Quelques exemples d'algorithmes co-évolutionnaires :	52
8-1 Les réseaux de tri de Hillis :.....	52
CONCLUSION.....	57

1- INTRODUCTION:

La segmentation d'images est une tâche très importante dans l'analyse et le traitement d'images. Elle représente un composant fondamental dans la résolution de beaucoup de problèmes de vision par ordinateur et l'extraction des régions d'intérêt d'un ensemble de données.

La segmentation d'images est en fait un traitement de bas niveau qui consiste à partitionner une image en régions (ensembles de pixels) appartenant à une même structure (objets ou scène). Cette tâche est à la base de nombreuses applications tant en imagerie médicale qu'en imagerie satellitaire. La qualité de la segmentation mesurée par sa précision de localisation (partition des régions) a une influence directe sur les performances des applications ultérieures. De nombreuses méthodes ont été proposées en adaptant des méthodes existantes pour enlever certaines limitations pour certains domaines d'applications. Cependant la recherche d'une méthode optimale pour la segmentation d'images demeure un problème posé en analyse et le traitement d'images.

Dans ce chapitre, nous présentons un bref survol des techniques existantes en donnant leur fonctionnement général, afin de mieux situer dans l'état de l'art actuel les méthodes sur lesquelles nous avons travaillé.

2- Segmentation d'images et traitement d'images :

Le traitement d'images désigne en informatique l'ensemble des traitements automatisés qui permettent, à partir d'images numérisées de produire d'autres images numériques ou d'en extraire de l'information.

Parmi les exemples courants des domaines où l'on a recourt à la segmentation d'images, on cite à titre d'exemple:

- la production des cartes des images aériennes en cartographie assistée par ordinateur : celle ci exige que les différentes régions d'une images soient classifiées en forêts, lacs, routes, et d'autres catégories appropriées. Ce qui exige de trouver les frontières de chacune de ces régions. La détermination de la région forestière par exemple exige de distinguer les régions forêt, des routes, et d'autres régions qui sont non forestières à travers une étape de segmentation.
- La première étape dans les tâches telles que le suivie du mouvement d'un objet détermine quelle région de l'image constitue l'objet cible à travers une étape du segmentation.
- Dans la reconstruction trois dimensionnelle d'un ensemble de données, le but est de déterminer les positions et les équations des surfaces et des objets à partir des mesures de profondeur. Nous pouvons par exemple reconstruire une salle en demandant une étape de segmentation qui permet la détermination des frontières des murs, les surfaces du bureau, et ainsi de suite.

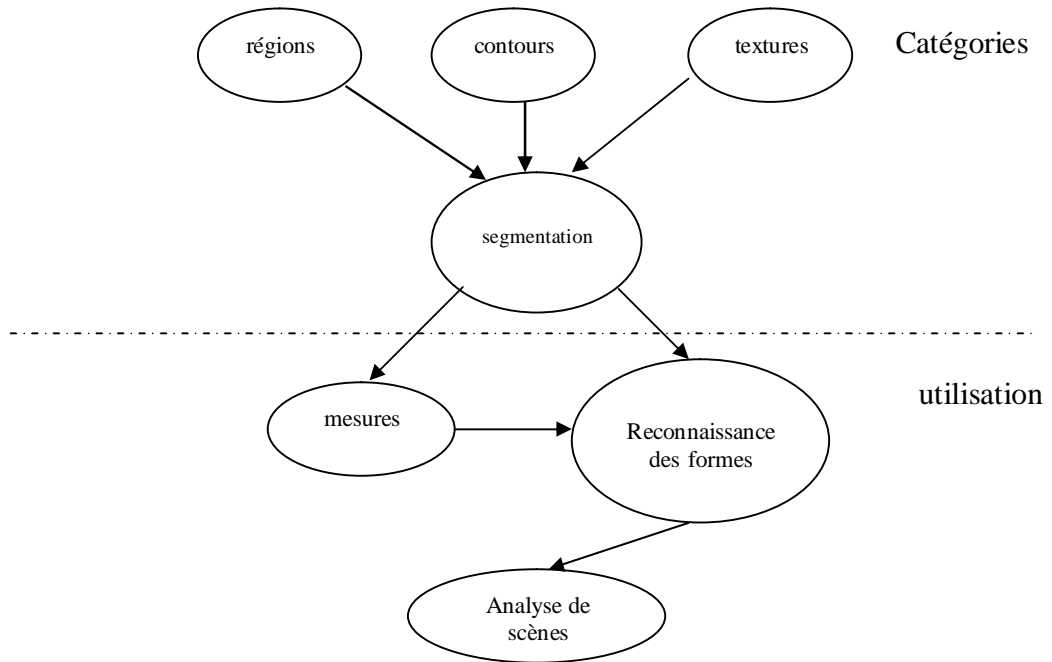


Figure III.1 : Segmentation d'images : catégories et utilisation principale

3 -La segmentation d'images :

3.1 Définition :

La segmentation d'image est une tâche principale dans l'analyse et la reconnaissance des formes, elle vise à diviser les pixels d'une image en différentes régions R_1, R_2, \dots, R_n tels que les pixels de la même région sont similaires au maximum en terme de couleur, intensité...et les pixels des différentes régions sont dissimilaires, cette similarité est évaluée en prenant considération un certain critère d'homogénéité.

Les régions de l'image segmentée doit satisfaire chacune des règles suivantes :

$\forall i, R_i$ est connexe

$\forall i, j, i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset$

$\cup R_i = I (I : \text{image})$

$\forall i, p(R_i) = \text{vrai}$ p : prédicat d'homogénéité

$\forall i, j, i \neq j, R_i$ et R_j sont connexes, et $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$

3.2 Objectifs de la segmentation :

La segmentation d'image sert à :

- fournir des régions homogènes (selon un critère donné):
- réduire le bruit
- localiser de manière précise les contours des régions

Il existe beaucoup d'approches de la segmentation d'images , telle que les techniques de seuillage [95], les techniques de détection de contour [96] , les approches de fusion et partage de régions[121] , techniques basées croissance de régions [98] [97], les techniques basées contours actifs [99, 113, 116], les approches basées graphes théorétiques , les techniques basées multi-résolution [100 , 101], le clustering [102 , 103], et les méthodes basées sur la couleur et la texture [104].

3.3 Les catégories de la segmentation d'image :

Les techniques de la segmentation d'images peuvent être regroupées en quatre catégories principales :

- **Les approches basées classification de pixels :**

La classification d'images constitue une étape nécessaire et importante pour diverses applications telles que la quantification d'images et la segmentation d'images. Elle consiste à déterminer une classification des pixels dans l'espace des luminances, en utilisant les niveaux de gris présents dans l'image. Suite à la phase de classification, le niveau de gris moyen de chaque classe est affecté à tous les pixels de cette classe et chaque composante connexe d'une même classe constitue un objet La segmentation par classification de pixels implique la recherche des pixels d'image qui sont assez similaires pour être groupés dans une même classe. Cet approche utilise généralement les algorithmes de la classification des données pour classifier les pixels d'une image en différentes classes tout en permettant l'optimisation d'un certain critère d'homogénéité. Les méthodes de la classification d'images sont divisées en deux grandes catégories: les méthodes non-supervisées et les méthodes supervisées. Dans le premier cas la classification est automatisée telles que k-means, fuzzy c-means, et isodata.... Dans le deuxième cas la segmentation est dirigée par l'utilisateur où un certain nombre de paramètres doivent être définis à l'entrée telle que Minimum-Distance-to-Means, Likelihood et Parallelopiped.

- **Les approches basées région :**



(a)



(b)

Figure III.2 : exemple de la segmentation d'image basée région : (a) est l'image référence (b) est l'image segmentée

L'approche région fusionne directement les pixels et les régions voisines ayant une certaine propriété commune; l'ensemble final des régions fusionnées de pixels constitue l'image segmentée. Les méthodes basées segmentation en région les plus connues sont celles qui procèdent par croissance de régions ou par division/fusion de régions.

- **Les approches basées contour :**



(a)



(b)

Figure III.3 : exemple de la segmentation d'image par détection de contour : (a) est l'image référence (b) est l'image segmentée

- Les approches basées contour

L'approche contour consiste à identifier les contours des différents objets de l'image. Dans cette approche la détection des contours consiste à balayer une zone d'intérêt. Pour chaque position du contour (à partir des pixels susceptibles d'appartenir au contour) on estime s'il y a une transition significative au niveau de l'attribut choisi (couleur, niveau de gris...). Il faut ensuite déterminer des contours fermés. Un pixel contour est souvent défini comme étant un minimum local du module gradient, ou encore comme un passage par zéro de la dérivée seconde dans la même direction du gradient. L'approche contour est très sensible au bruit. Elle fait souvent appel à des techniques de lissage avant d'entamer la segmentation. Pour ce faire plusieurs opérateurs gradient ont été proposés et qui se distinguent entre eux par le choix du filtre. Plusieurs opérateurs de filtrage ont été proposés parmi lesquels le filtre de Canny, Shen et Derriche [112]

L'approche contour n'aboutit pas directement à une segmentation, car les contours détectés ne sont pas toujours continus, ceci est liée aux discontinuités dans l'image résultant de la différence d'éclairage (par exemple l'effet d'ombre). Il existe cependant des techniques permettant d'obtenir des contours fermés en utilisant l'information aux niveaux des régions.

- Les approches coopératives :

L'intérêt de faire coopérer plusieurs approches est de réussir à définir automatiquement des ensembles de contraintes pour mieux guider le processus de segmentation. Dans une approche coopérative, la stratégie de résolution peut être séquentielle, c'est-à-dire les résultats d'une approche sont exploités successivement pour en guider une autre, ou bien itérative, c'est-à-dire fondée sur un principe réciproque de définition de contraintes. De plus, des principes de fusion d'information peuvent être exploités pour renforcer des critères de décision et influencer les choix de segmentation [112]. Dans le cadre de la classification, par exemple, la nécessité de définir une région d'intérêt est fondamentale pour réduire le nombre de classes à classifier. De même, le choix d'une stratégie de résolution, lorsqu'elle n'est pas guidée par un ensemble de connaissance a priori n'est pas évident. Il existe de multiples façons d'envisager la coopération **contour-région**. Le terme de « **coopération contour-région** » signifie l'utilisation des informations des contours pour autoriser ou non la fusion de deux régions ou la division d'une région; réciproquement, il peut signifier l'utilisation d'informations sur les régions pour autoriser ou non la fusion de deux contours ou la croissance d'un contour. Il existe aussi une coopération région-région quand deux régions coopèrent pour fusionner ou une coopération contour-contour

quand deux contours coopèrent pour se connecter. Dans tous les cas précédents, il existe de multiples critères possibles (par exemple, écart des niveaux de gris entre deux régions, pourcentage de points de contours à la frontière de deux régions,...) pour autoriser la coopération ainsi que de multiples manières permettant de les combiner [110]

3.3.1 Les approches basées classification de pixels :

3.3.1.1 Classification bayésienne :

Cette approche utilise la règle de Bayes combinée à des modèles généraux décrivant les distributions des niveaux de gris des tissus recherchés. Pour chaque pixel de l'image on calcule sa probabilité d'appartenir à une classe donnée. [106] [112]

La probabilité d'avoir une classe « i » connaissant un individu « x » est exprimée par l'équation (1)[112] :

$$p(w_i / x) = \frac{p(x / w_i) p(w_i)}{p(x)} \quad (1)$$

où E : Espace des caractéristiques

Ω : ensemble des classes

c : nombre de classes

X : ensemble des individus à classifier

n : nombre d'individus à classifier

La fonction de décision bayésienne consiste à associer à chaque individu la classe à laquelle il appartient avec la probabilité la plus forte. Elle est décrit par : [112]

$$\left\{ \begin{array}{l} E \rightarrow \Omega \\ x \rightarrow w_i \quad , \quad p(w_i / x) \geq p(w_j / x) \quad \forall j = 1, \dots, c \end{array} \right. \quad (2)$$

3.3.1.2 Champs de Markov :

Cette approche permet d'envisager la recherche de modèles de distributions locaux selon un principe équivalent localement à celui de la classification bayésienne.

La théorie des champs de Markov permet la minimisation d'une fonction d'énergie définie sur l'image à segmenter en introduisant la notion de voisinage entre pixels,

Une image de taille NxN est définie par l'ensemble de ses pixels P_{ij} et notée : [105] , [112]

$$I = \{p_{ij} = (i, j), 1 \leq i, j \leq N\} \quad (3)$$

Pour chaque pixel on lui associe une variable aléatoire A_i ayant des valeurs appartenant à un Ensemble Ω donné. L'image est représentée par un vecteur aléatoire $A = (A_i, i \in I)$ et

$a = (a_i, i \in I)$ est une réalisation de A . Un système de voisinage V est aussi défini sur cette image de la façon suivante : tout voisinage « v » vérifie deux propriétés qui sont :

1. Un pixel n'appartient pas à son voisinage
2. La relation de voisinage est symétrique : si un pixel « s » appartient au voisinage V_t d'un pixel « t » alors t appartient au voisinage V_s de s .

La définition d'un champ markovien associe un champ aléatoire A à un système de voisinage V à la condition suivante : la condition de positivité qui est nécessaire pour que le champ soit un champ de Gibbs) :

$$\begin{cases} P(a) \neq 0 \\ P(a_i / a_j, j \in I - \{i\}) = P(a_i / a_j, j \in v_i) \end{cases} \quad (4)$$

l'influence d'un pixel est donc limitée à un champs local de l'image, située autour de ce pixel. La définition des cliques est nécessaire pour la formalisation. Une clique est un ensemble de pixels tel que deux pixels quelconques de l'ensemble sont voisins au sens de V .

Un champ aléatoire A associé à un système de voisinage V est un champ de markove si et seulement si sa distribution de probabilité $P(A = a)$ est une mesure de Gibbs :[112]

$$\forall A \in \Omega^{N \times N}, P(a) = \frac{\exp(-U(a))}{\sum_{a \in \Omega^{N \times N}} \exp(-U(a))} \quad (5)$$

Où U est une fonction d'énergie correspondant à la somme des potentiels de chaque clique de l'image. En utilisant la théorie markovienne la segmentation est considérée comme l'estimation d'une image classifiée à partir de l'image observée A , c'est-à-dire la modélisation de $P(\Lambda = \lambda / A = a)$ [111]. L'approche classique consiste à utiliser une approche bayésienne qui permet, à partir d'une modélisation *prédéfini* de la loi sur Λ de retrouver la probabilité $P(\Lambda = \lambda / A = a)$

En général, Λ est une loi paramétrée et les paramètres optimaux sont obtenus par maximisation *ultérieure* de la probabilité. L'approche markovienne de la segmentation est ainsi consistée à définir une énergie sur une image puis à trouver une classification qui minimise cette énergie. Ce type d'approche est à mettre en relation avec les approches de type contours actifs qui utilisent aussi des principes de minimisation énergétique pour la recherche de contours [112].

3.3.2 Les approches basées région :

3.3.2.1 Technique de seuillage

Le seuillage est l'une des techniques de segmentation les plus anciennes, qui essaient de distinguer l'objet d'intérêt du fond de l'image par un seuil d'intensité. Les techniques de seuillage les plus anciennes essaient de trouver un seuil simple pour l'image entière; Cependant, un seuil simple est sensible au changement d'intensité dans les différentes parties de l'image. Les techniques ultérieures sont plus adaptatives pour trouver différents seuils pour différentes sections de données. Le seuillage est souvent employé dans l'analyse d'images médicale, parfois comme étape essentielle de pré-traitement ou d'initialisation pour d'autres techniques [95]

Le seuillage est une technique simple pour la détection de contour et la segmentation d'images. Cette technique, emploie une valeur seuil (t) choisie dans l'intervalle des niveaux de gris de l'image. puis elle marque différemment les pixels ayant un niveau de gris inférieur et supérieur de cette valeur. Le seuillage peut être défini comme suit:

$$\begin{cases} I(x,y) > T \Rightarrow I_T(x,y) = 1 \\ I(x,y) \leq T \Rightarrow I_T(x,y) = 0 \end{cases} \dots\dots\dots(6)$$

Où $I(x,y)$ est l'image après le seuillage, par conséquent, tous les pixels avec des intensités supérieures au *seuil* sont étiquetés, *par exemple* par 1, et le reste sera zéro, le résultat du seuillage est donc une image binaire

Le seuillage peut être à niveau unique, à deux niveaux ou à plusieurs niveaux. Dans le seuillage à un seul niveau, une seule valeur du seuil est choisie, comme décrit précédemment. Dans la méthode à deux niveaux, deux valeurs du seuil sont choisies, basses (T_{bas}) et haut (T_{haut}). Les Pixels ayant des intensités situées dans cet intervalle sont considérées comme points du contour et sont étiquetés par une certaine valeur, par exemple 1, et le reste sera 0. ...etc

La technique de seuillage est cependant inadaptée au cas des images contenant plusieurs objets de même couleur. La segmentation dans ce cas peut fournir une autre image.

3.3.2.2 Techniques de fusion et de partage :

Les techniques de partage et de fusion de régions divisent l'image en petites régions et fusionnent itérativement les régions voisines qui satisfont un certain critère d'uniformité. La fusion la plus simple vérifie essentiellement les contraintes de ressemblances d'intensités moyennes. Des méthodes plus complexes sont les méthodes basées modèle, où les régions sont seulement fusionnées si elles sont du même modèle, et si les paramètres du modèle sont convenables. Les résultats du processus de fusion donne de plus en plus grandes régions qui sont homogènes en tenant en considération un certain critère d'uniformité. [118]

3.3.2.3 Segmentation d'images par croissance de région :

La segmentation par croissance de région vise à fusionner les pixels les plus proches de l'image qui sont uniformes en terme de leurs attributs (la couleur, l'intensité...) en prenant en considération une certaine mesure d'uniformité.[97]. Cette approche par croissance de région doit choisir un ensemble de pixels initiaux considérés comme des germes à partir desquels la croissance des régions commencera. Le critère d'uniformité utilisé peut par exemple être la variance d'une région ou la somme des erreurs quadratiques... qui doivent ne pas dépasser un seuil prédéterminé. La croissance des régions s'effectue par agrégation de pixels aux germes initiaux, elle consiste à fusionner successivement aux régions les pixels voisins qui sont similaires, en ce sens que les régions continuent à vérifier le critère d'uniformité après chaque agrégation d'un pixel. Les régions adjacentes qui ensemble vérifient le critère d'uniformité peuvent être fusionnées et de nouveaux germes peuvent être insérés dans les régions ne pouvant pas être fusionnées avec les régions existantes [107].

3.3.3 Les approches basées contour

3.3.3.1 techniques de détection du contour :

La détection de contours dans une image est un des problèmes les plus étudiés depuis l'origine des travaux sur l'imagerie. Ceci est en grande partie dû à la nature très intuitive du contour qui apparaît très naturellement comme l'indice visuel idéal dans la plus grande partie des situations. La détection de contours en traitement d'images est essentielle car elle permet une réduction drastique de la quantité d'information relative à une image, tout en préservant des informations structurelles comme les contours et les frontières des images. [96]

Ces techniques commencent des lieux des frontières d'objets résultant des discontinuités. Elles détectent d'abord des contours initiaux (bords) dans une image, puis essaient de reconstruire des contours fermés à partir de ces bords. Les bords représentent généralement des discontinuités locales. En d'autre terme, un bord résulte à chaque fois qu'il y a un saut d'une valeur constante locale d'un côté à une valeur constante locale différente de l'autre coté. Les techniques de détection de contour exigent qu'il y a des discontinuités claires le long de la majeure partie de la vraie frontière. Les frontières caractérisées par de basses discontinuités de contraste et par des changements d'intensité d'angles extérieurs sont particulièrement difficiles pour ces approches.

Les détecteurs de contour sont appliqués à une image pour distinguer les pixels contour des pixels non contour . Le résultat sera une carte de bordures, qui donne les données permettant de tracer les contours exactes des régions d'intérêt pour une image. Des renforceurs de bordure sont généralement employés pour intensifier les bordures mais ils ne distinguent pas entre la bordure et les Pixels non-bordure. Les techniques telles que le gradient, le Laplacien et Les opérateurs gaussiens sont des renforceurs de bordure, le thresholding et l'opérateur de Canny sont des détecteurs de bordure.

Le gradient et le Laplacien :

Les approches gradient et Laplacien reposent sur le fait que les contours correspondent à des discontinuités d'ordre 0 de la fonction d'intensité. L'approche gradient : détermine les extrémas locaux dans la direction du gradient et l'approche laplacien détermine les passages par zéro du laplacien.

3.3.3.1.1 Le Gradient :

En utilisant les dérivés partiels, le gradient d'une image donne les taux de changement de niveau de gris par unité de distance dans les directions des axes de coordonnées.

Le gradient d'une image est le vecteur $\nabla I(x, y)$ qui est défini par :

$$\nabla I(x, y) = \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right) \dots \dots \dots (7)$$

Il est caractérisé par un module m et une direction f dans l'image

$$m = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}\right)^2} \dots\dots\dots(8)$$

$$f = \arctan\left(\frac{\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}}{\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}}\right) \dots\dots\dots(9)$$

La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle.

La dérivée de $I(x, y)$ dans une direction donnée s'écrit : $\nabla I(x, y) \cdot d$

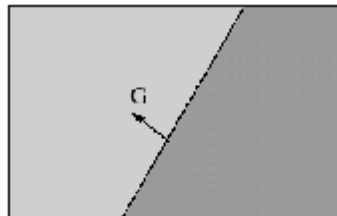


Figure III.4 : détection de contour par gradient

3.3.3.1.2 Le Laplacien :

Ressemble à l'opérateur gradient, l'opérateur Laplacien est un autre renforceur de bordure basé sur les dérivés de l'image. L'opérateur du gradient emploie la première dérivée spatiale de l'image, tandis que l'opérateur Laplacien est basé sur la dérivée seconde de l'image.

Le laplacien d'une image d'intensité $I(x, y)$ est défini par :

$$\nabla^2 I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2} \dots\dots\dots(10)$$

Le laplacien est souvent utilisé en amélioration d'images pour accentuer l'effet de contour :

$$I'(x, y) = I(x, y) - c \nabla^2 I(x, y) \dots\dots\dots(11)$$

Cependant, le Laplacien est caractérisé par sa sensibilité au bruit accrue par rapport au gradient.

Le Laplacien d'une image filtrée est calculé par :

$$\nabla^2 I(x, y) = \nabla I(x, y) * h(x, y) = I(x, y) * \nabla^2 h(x, y) \dots (12)$$

Le calcul de ces dérivées nécessite une étape de pré-filtrage de l'image. Le filtrage linéaire pour les bruits de moyenne nulle (par exemple pour le bruit blanc Gaussien on utilise le filtre Gaussien). Et le filtrage non-linéaire pour les bruits impulsionnels (filtre médian par exemple).

Les différentes approches existantes se classent ensuite suivant la manière d'estimer les dérivées de la fonction d'intensité. Il existe plusieurs méthodes parmi lesquels : La méthode des différences finies, le filtrage optimal et la modélisation de la fonction d'intensité.

3.3.3.2 Méthodes des contours actifs :

La segmentation d'image ou l'extraction des contours d'un objet est l'une des tâches les plus importantes en traitement d'images. Les contours actifs représentent une approche très différente des méthodes antérieures de la segmentation d'images. Leur principe est de faire évoluer un contour initial fermé vers une position d'équilibre, c'est-à-dire en direction des bords de l'objet à détecter [122],[131]. La formulation des *snakes* est séduisante pour diverses raisons. Elle est en effet extensible à de nombreuses applications (segmentation, détection de contours, coopération avec d'autres approches basées région). D'une position de départ donnée, le snake se déforme pour s'approcher du vrai contour le plus proche. Le comportement du snake et son évolution sont régis par une combinaison pesée des forces internes et externes est calculée comme fonction d'énergie à réduire au minimum. Les équations d'évolution d'un snake proviennent des lois de la dynamique lagrangienne [122] [142] permettant d'interpréter physiquement l'évolution de la courbe en terme des forces exercées en lui attirant aux points des bords de l'objet d'intérêt. La modélisation mécanique d'un contour actif l'amène à se comporter comme un ensemble de masses reliées par des ressorts de longueur nulle. Le processus de minimisation de la fonction d'énergie s'effectue de manière itérative, Entre deux itérations, la vitesse des points est régie par une équation mettant en jeu des forces à appliquer au contour, Ces forces dépendent des données présentes dans l'image (gradient, intensité. . .) et des propriétés de régularité du contour. L'approche par les snakes est particulièrement bien illustrée pour localiser des zones d'intérêt, ça peut être la détection d'un contour, la localisation d'une tumeur en imagerie médicale, la segmentation ou encore le suivi du mouvement (motion tracking). On distingue généralement

deux types de modèles déformables : les anciens modèles [122] dits *paramétriques* où la déformation de l'objet est définie de manière explicite en employant une fonction paramétrique, et les modèles récents dits *géométriques* pour lesquels la déformation de l'objet est définie de manière implicite en employant une représentation par les ensembles de niveau (level set) [123]. Les modèles paramétriques sont connus sous le nom de « contours actifs » ou « snakes ». Il existe deux formulations des snakes : l'une énergétique et l'autre dynamique. Dans la première, les contours actifs consistent en une énergie composée de deux termes: un premier terme de nature purement géométrique qui contraint le modèle à conserver une certaine forme, dite énergie interne, et un second terme qui contraint le modèle à suivre les propriétés de l'image, dite énergie externe [122]. Le premier terme est associé aux contraintes de régularité du contour actif en terme d'*élasticité* et de *rigidité* (courbure). Quant au second terme dépend des caractéristiques locales du domaine au sein duquel on veut faire évoluer le contour et joue le rôle d'attracteur du contour. Les minimas de la somme de ces énergies représentent les structures importantes de l'image. C'est à dire la solution du problème est obtenue lorsqu'on est parvenu à minimiser localement cette somme. Dans la formulation dynamique, le contour actif est soumis à un ensemble de forces internes et externes. De manière analogue à la formulation énergétique, les premières sont déduites des propriétés intrinsèques du contour, tandis que les secondes sont déduites de l'image.

On peut relever cependant quelques faiblesses relatives à la méthode des contours actifs classiques ce qui a motivé de nombreux axes de recherche en apportant de nombreuses améliorations au modèle initial. En effet, celui-ci présente quelques inconvénients : tels que la sensibilité à l'initialisation, au bruit, le réglage difficile de ses différents paramètres, et la fausse détection due à la présence de minima locaux de la fonction d'énergie. [124]. Plusieurs types de fonctions d'énergie ont été développés dans des travaux ultérieurs pour faire face à ces limitations. Bien que les anciennes approches [122] ont défini la fonction d'énergie comme l'intégrale du contour, et par conséquent seulement l'information le long du contour est employée, les approches récentes [125] introduisent dans la fonction d'énergie l'information de la région incluse dans le contour fermé. Ces approches s'appellent les contours actifs basés région (region-based active contours). En pratique, la mise en oeuvre des contours actifs par un utilisateur non expert s'avère délicate car le modèle doit être choisi et réglé en fonction du type d'images, du type d'objets présents dans l'image. L'initialisation du modèle est aussi

problématique, elle doit être suffisamment proche pour éviter que le modèle soit piégé par des objets non significatifs.

3.3.3.2.1 - Les snakes :

Les techniques des contours actifs [122] sont intéressées par l'évolution du contour au cours du temps. L'idée fondamentale est d'employer le calcul variationnel (en particulier, l'équation d'Euler-Lagrange) pour évoluer un contour en réduisant au minimum une certaine fonction d'énergie [142]. La méthode de détection par snake, ou contour actif, est une méthode particulièrement célèbre d'adaptation de modèles déformables. Elle consiste à placer aux alentours de la forme à détecter une ligne initiale du contour. Cette ligne va se déformer progressivement selon l'action de plusieurs forces qui vont la tirer ou la pousser vers la forme.

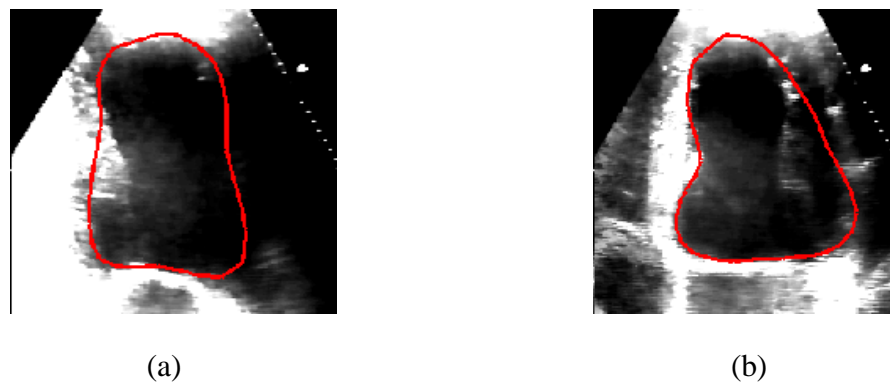


Figure III.5 : exemple initialisation (a) et résultat de la segmentation (b) par Snake

Cette méthode a connu un grand succès au sein de la communauté du traitement d'image, notamment pour la reconnaissance des formes. Mathématiquement, un Snake se définit comme une courbe (ou surface) paramétrée qui se déforme en réponse à deux types de forces; internes et externes correspondant respectivement à une énergie interne et à une énergie externe.

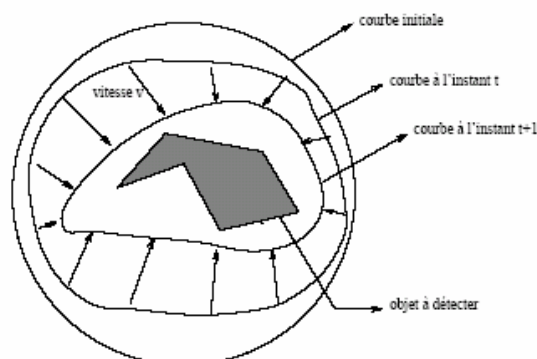


Figure III.6 : L'évolution du snake

C'est une paramétrisation d'une forme géométrique (courbe, surface) à l'aide de s , qui peut être la longueur de la courbe (le contour).

Les forces impliquées vont dériver de trois énergies associées au snake:

- Une énergie interne, propre à la forme du contour: E_{int} .
- Une énergie externe, imposée par l'image: E_{image} .
- Une énergie de contrainte, qui exprime certaines contraintes supplémentaires : E_{cont}

Détaillons maintenant ces trois termes d'énergies:

On considère que le snake est composé de n points V_i que l'on va définir de façon paramétrique en fonction de l'abscisse curviligne s .

3.3.3.2.1.1 L'énergie interne

Elle est intrinsèque au snake. Elle se décompose de deux termes d'énergie:

Elle s'écrit:

$$E_{int} = (a(s)) \cdot \|(V_s(s))\| + b(s) \cdot \|(V_{ss}(s))\|. \dots\dots(13)$$

La première composante V_s assimilée à l'énergie mécanique de tension et de torsion d'une ligne matérielle, elle correspond à l'énergie d'élasticité qui permet à la courbe de se rétrécir ou de s'allonger. Cette énergie est minimale pour : $V_s(S) = 0$, i.e lorsque $v(s)$ est une constante, autrement dit lorsque tous les points ont la même position.

La deuxième correspond à l'énergie de lissage qui est minimale pour $v''(s)=0$; i.e. $v(s)=c.s$, où c est une constante, autrement-dit, lorsque les points du snake sont tous alignés. $v''(s)$ correspond à la courbure du snake au point s .

a et b sont les poids respectifs accordés à la dérivée première V_s et à la dérivée seconde V_{ss} . Les paramètres a et b sont les coefficients de l'énergie interne qui contrôlent respectivement la tension et la rigidité du contour. [142], [122]

3.3.3.2.1.2 L'énergie externe (liée a l'image).

Elle caractérise les éléments vers lesquels le snake est attiré dans l'image [122]. Elle est souvent assimilée à la force des points de fort gradient (qui se situent généralement sur les lignes du vrai contour).

$E_{image} = -\text{gradient}(i)$.

Dans certains problèmes, le snake peut être attiré vers des zones présentant d'autres caractéristiques: vers les zones les plus sombres par exemple.

3.3.3.2.1.3 L'énergie de "contrainte".

Elle est définie par l'utilisateur selon les spécificités du problème. On peut par exemple imposer une distance minimale ou maximale entre deux points consécutifs du contour actif. Elle va s'exprimer en fonction de $V(s)$ uniquement:

$$E_{cont} = E_{cont}(s) \quad [142]$$

3.3.3.2.1.4 Energie totale du contour actif :

L'énergie totale à un point du snake $V(s)$ va donc s'écrire:

$$E_{totale}(V(s), V_s(s), V_{ss}(s)) = E_{int}(V, V_s, V_{ss}) + E_{image}(V) + E_{cont}(V) \quad (14)$$

Elle représente la somme des trois énergies précédemment décrit.

Au cas discret :

Un contour actif ou snake est constitué d'un nombre fini de points V_i .

Si on note E_i : l'énergie au point V_i du snake

En utilisant l'approximation des dérivées partielles de la formule (1) par la méthode des différences finies :

$$V_s(s) = V_i - V_{i-1} \text{ et } V_{ss}(s) = V_{i+1} - 2V_i + V_{i-1}$$

Ce qui nous permet de discrétiser la formule de E_i : énergie au point V_i sous la forme:

$$E_{i \text{ totale}}(V_{i-1}, V_i, V_{i+1}) = E_{int}(V_{i-1}, V_i, V_{i+1}) + E_{image}(V_i) + E_{cont}(V_i).$$

Et donc l'énergie totale du snake vaut:

$$E_{totale}(V_{i-1}, V_i, V_{i+1}) = \text{somme } (E_i)$$

$$E_{totale}(V_{i-1}, V_i, V_{i+1}) = \text{somme } (E_{i \text{ int}}(V_{i-1}, V_i, V_{i+1}) + E_{i \text{ image}}(V_i) + E_{i \text{ cont}}(V_i)).$$

3.3.3.2.1.5 Implementation du Snake :

Un snake peut être représenté comme une courbe paramétrique :

$$J : v(s) = (x(s), y(s)), \forall s \in [0 \dots 1]$$

D'une position de départ donnée, le snake se déforme pour s'approcher du vrai contour le plus proche. Le comportement du snake et son évolution sont régis par une combinaison pesée des forces internes et externes et est calculé comme fonction d'énergie E à réduire au minimum, avec :

$$E = \int_0^1 (a(s) \left| v'(s) \right|^2 + b(s) \left| v''(s) \right|^2) ds - \int_0^1 \left| \nabla I(v(s)) \right|^2 ds \quad (15)$$

La minimisation de E n'est pas facile. Une solution pratique consiste à considérer une représentation discrète de \mathcal{C} : en développant un algorithme itératif :

Kass, al , et Amini ont approximé les deux termes de dérivation partielle de l'équation d'évolution du snake en utilisant la méthode des différences finies.

Si $V_i = (x_i, y_i)$ est un point du contour actif alors : [126]

$$\left| \frac{d v_i}{d s} \right|^2 = \left| v_i - v_{i-1} \right|^2 = (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 \quad (16)$$

et

$$\left| \frac{d^2 v_i}{d s^2} \right|^2 \approx \left| v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1} \right|^2 = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2 \quad (17)$$

Régularisation de la courbe. Le snake discret est un vecteur de nœuds $(1, i)$ liés par des segments. Trois forces sont habituellement appliquées sur chaque nœud du snake. Le premier est une force d'attraction et peut être calculée comme suit :

$$E_{elastic} = \left| \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} - D_{ref} \right|^n \quad (18)$$

Où D_{ref} représente la distance initiale entre deux nœuds consécutifs. La seconde force est la force de courbure qui peut être décrite comme suit :

$$E_{lissage} = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2 \quad (19)$$

La troisième force est la force externe qui vient de l'image en elle-même:

$E_{image} = -\text{gradient}(i)$.

$$E_{image} = -\left| \nabla I(x, y) \right|^2 \quad (20)$$

3.3.3.2.2 - Les contours actifs basés région et les contours actifs basés contour :

Les modèles des contours actifs peuvent être classifiés en modèles basés région et modèles basés contour. Les modèles basés région dérivent une représentation du contour de la segmentation d'image dans des régions bien définies. L'image est examinée afin de décider si un Pixel doit être inclus à l'intérieur d'un objet, en dehors de l'objet ou à la frontière d'objet. Un Pixel appartient à la frontière s'il est dans la région d'objet et possède ses voisins dans le fond d'image. Cette segmentation est après employée pour produire un champ de force d'image qui aligne le contour actif avec l'objet d'intérêt. [129] , [130]

Les approches régions s'intéressent à l'intérieur et à l'extérieur de la région délimitée par le contour actif. Ces approches permettent d'enlever les problèmes rencontrés lorsque l'image traitée est fortement bruitée, floue...

Dans le cas par exemple, d'une image de deux régions, le contour actif divise l'image en deux régions : $R_{interne}$ et $R_{externe}$. Dans le cas le plus simple, applique sur chaque point du contour dont le voisinage appartient au fond une force dirigée vers l'intérieur du contour et pour chaque point dont le voisinage appartient à l'objet, on applique une force dirigée vers l'extérieur. [127],[130]
Plus de détails concernant ces méthodes peuvent être trouvés dans [129] , [130]

Les méthodes basées contour emploient une approximation continue de l'intensité d'image originale de telle sorte que la frontière puisse être caractérisée par une propriété différente.

On dit par exemple, qu'un Pixel appartient à la frontière s'il représente un maximum local du gradient d'image.

Le principe de ces deux classes est illustré par les figures suivantes, où les flèches représentent le champ des forces exercées sur le contour d'objet.

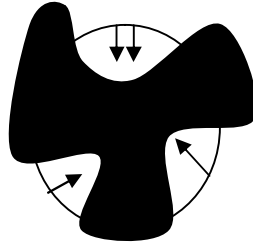


Figure III.7 : les forces externes exercées sur les contours actifs region-based

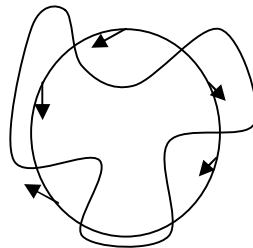


Figure III.8 : les forces externes exercées sur les contours actifs boundary-based

Le champ des forces d'image est facilement calculé pour les méthodes basées contour en utilisant la fonction d'énergie, cette tâche est en revanche délicate pour les modèles basés région.

3.3.3.2.3 Les contours actifs basés contour : (boundary based active contours):

Les "snakes" sont représentés par une courbe paramétrique dont la déformation est contrôlée par une fonctionnelle énergétique [122] [122].

3.3.3.2.3.1 L'Approche statique :

Dans le cas de l'approche statique, la courbe est représentée par C où :

$C = \{v(s) = (x(s), y(s)); s \in [0,1]\}$ et associée à une fonction d'énergie $E(v(s))$ telle que E soit minimale lorsque C est positionnée sur le contour recherché. [142] , [141]

Expression de l'énergie :

La courbe déformable est soumise à 2 types de forces, des forces internes contrôlant la rigidité et la tension du contour, représentées par les fonctions w_1 et w_2 , et des forces externes décrivant

l'attraction du contour vers les contours de l'image, représentées classiquement par le gradient de l'image.

Minimisation de l'énergie :

La courbe $v(s)$ qui minimise E doit vérifier l'équation d'Euler-Lagrange suivante :

$$-\frac{\partial}{\partial s} \left(w_1 \frac{\partial v}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(w_2 \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) + \nabla P(v(s)) = 0 \quad (21)$$

Cette équation peut être linéarisée en appliquant une méthode des différences finies.

$Ku = F$ où u est le vecteur des $v_i = v(ih)$ (contour discrétisé), F le vecteur des $F(v_i)$ et K est une matrice. La résolution du système se fait par calcul matriciel (décomposition LU de K).

3.3.3.2.3.2 Approche dynamique :

Les contours dynamiques ne seront pas discutés dans ce travail mais une description courte est donnée dans [139]. Il est également important de mentionner que les snakes et les modèles déformable peuvent être classifiés en tant que contours dynamiques parce qu'ils montrent un comportement dynamique. Cependant, cette nomination est réservée pour un groupe spécifique des contours actifs. Les contours actifs peuvent être appliqués statiquement, aux images simples, ou dynamiquement sur une séquence d'images [133]. Dans les applications dynamiques, quelques moments additionnels peuvent être incorporés dans le modèle pour donner n'importe quelle connaissance antérieure au sujet des mouvements et de déformation d'objet. Par opposition au snake où seulement le contour actif change avec le temps, dans les contours dynamiques la carte des bords change et le snake est appliqué sur une séquence des images

L'équation du mouvement pour un tel modèle s'étend du modèle de snake à un nouveau modèle avec des termes additionnels régissant l'inertie et la viscosité. Ce groupe de contours actifs trouve leurs applications dans le suivi de mouvement (motion tracking), la reconnaissance de la parole visuelle et ainsi de suite. Dans cette approche la minimisation énergétique peut être vue comme un problème de recherche d'équilibre. Le contour est associé à une masse $\mu(s)$ et à une densité d'amortissement $\gamma(s)$. La courbe dans cette approche doit vérifier l'équation d'Euler-Lagrange suivante où le facteur du temps t doit intervenir dans cette formulation dynamique : [142], [141]

$$m \frac{\partial^2 v}{\partial t^2} + g \frac{\partial v}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left(w_1 \frac{\partial v}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(w_2 \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) = -\nabla P(v(s,t)) \quad (22)$$

La discrétisation de cette équation est formulée par : $M \ddot{u} + C \dot{u} + K u = F$

Puis l'équation est linéarisée par la méthode des différences finies et résolue par des méthodes numériques.

3.3.3.2.4- les contours actifs « géodésiques » (géométriques):

Les anciennes approches [122] ont employé une paramétrisation fixe pour représenter la courbe, qui a sévèrement limité l'évolution de la région et a rendu nécessaire l'initialisation près de la solution. Les améliorations ultérieures ont employé des paramétrisations dynamiques et des contours fermées, permettant à de petites régions initiales de s'agrandir pour décrire distinctement des régions ayant des formes et de tailles arbitraires [122]. La technique récente et la plus commune des contours actifs emploie une représentation par niveau [120], qui donne une théorie et une exécution beaucoup plus convenable une fois utilisée l'équation d'Euler Lagrange. Les dernières approches s'appellent les contours actifs géométriques [135],[119] et le contour est représenté implicitement; les anciennes approches s'appellent contours actifs paramétriques, et le contour est représenté explicitement.

Les contours actifs géodésiques ont été développés par *Caselles* [136] pour faire face aux limitations principales de l'approche déformable classique.

Les modèles déformables classiques présentent quelques désavantages qui sont : [134], [128]

Initialisation: L'utilisateur doit nécessairement initialiser le premier contour près du vrai contour, comme une approximation très précise du polygone, ce qui peut être difficile à dessiner;

Changements de topologie: cette méthode est incapable de segmenter plusieurs objets simultanément en fusionnant différentes formes ;

Minimisation: la fonction à minimiser est non convexe, et très sensible à la paramétrisation du contour ce qui rend difficile de trouver le meilleur minimum local.

Sensibilité au bruit : Les faux bords produits par bruit peuvent immobiliser l'évolution du contour en s'arrêtant sur un minimum local qui est non significatif.

Les contours actifs « géodésiques » ([135] Suppriment le problème du paramétrisation dont souffrent les modèles classiques.

La méthode des modèles géodésiques actifs se rapprochent de la détection de contours par snakes, mais a pour avantages de pouvoir détecter plusieurs objets en même temps lorsqu'ils sont combinés avec les ensembles de niveau [136, 137]

L'énergie de cette méthode devient la longueur du contour dans une métrique non euclidienne dépendant de l'image. Les contours actifs géodésiques sont représentés par la fonction d'énergie E_2 . Cette fonction est en fait une re-formulation du problème d'optimisation des contours actifs classiques qui sont purement membranaire [136].

l'énergie E_1 des modèles classiques membranaire est définie par : (c-à-d : lorsqu'il n'y a pas d'élasticité, peut s'écrire comme la minimisation de l'énergie E_1 suivante :

$$E_1(v) = \int_a^b |v'(s)| ds + I \int_a^b |y (|\nabla f(v(s))|)^2 ds \quad (23)$$

où y représente le détecteur de contour.

Caselles à introduit une fonction de type :

$$E_2(v) = 2\sqrt{I a} \int_a^b |v'(s)| y (|\nabla f(v(s))|) ds \quad (24)$$

la minimisation de E_2 est effectuée de manière itérative par une méthode d'optimisation telle que la descente de gradient,

Cette reformulation du problème classique des modèles déformables permet en particulier de s'affranchir des difficultés liées à la paramétrisation [134].

Les contours géodésiques utilisent des solutions proches de celles des ensembles de niveaux pour le codage et la représentation de la ligne de contours. Plus de détails concernant la méthode par ensembles de niveau peut se trouver dans [138].

3.3.3.2.5- Les contours actifs Baloon :

Les premiers modèles proposés [122] sont très sensibles à leur condition initiale où le contour de départ doit être très proche du vrai contour, pour qu'il soit attiré par les points de fort gradient représentant le contour d'objet d'intérêt; De plus, si l'image considérée présente des points du bruit, il y a de fortes probabilités que la courbe soit arrêté par ces points.

Au vu de ces remarques, [122] modifient le modèle originel de Kass en introduisant les forces « ballons » qui sont définie comme étant une pression constante imposée au contour. Ce nouveau modèle permet d'extraire les contours fermés en gonflant la courbe comme un ballon, qui est freinée par les forces dues au gradient lorsque l'on se trouve sur un contour. La courbe peut donc « se gonfler » ou « se dégonfler », et ainsi permettre une recherche globale dans la zone du contour à détecter. Cette force « ballon » est un autre terme d'énergie ajouté à l'énergie géométrique elle évite au contour de rester bloqué dans des minima locaux causés par des points de bruits dans l'image ; elle permet également une plus grande souplesse dans l'initialisation du contour, le contour pourra par exemple être placé à l'intérieur de l'objet à détecter. Plus de détails peuvent être trouvés dans [122] , [140].

4 - Les approches coopératives :

4.1 Coopération séquentielle

L'objectif d'une coopération séquentielle est de réduire graduellement la difficulté du problème en le décomposant en sous problèmes de plus en plus fines. L'approche présentée est essentiellement fondée sur des principes de focalisations successives et de corrections de résultats intermédiaires.

La méthode coopérative présentée par [114] sur les images médicales est une méthode de segmentation composée de trois phases fondamentales :

1. La première étape consiste à classifier les pixels du volume entier en 4 classes (Matière blanche, matière grise, liquide céphalo-rachidien, peau) en utilisant la méthode de classification E/M (expectation – maximisation). Cette étape résulte en de fausses classifications que les étapes ultérieures visent à corriger.
2. La seconde étape consiste en une érosion, suivie d'une dilatation de l'image classifiée. L'objectif est d'isoler le cerveau du reste de l'image par élimination des connecteurs de petite taille (vaisseaux, muscles, ...). Cette étape permet d'ajouter l'information topologique au résultat de la première étape.
3. Cette troisième étape est exécutée dans le cas où la seconde étape ne permettrait pas un isolement parfait du cerveau, elle utilise un modèle déformable de type contour actif, initialisé manuellement, pour détecter le contour du cerveau. Cette étape tient dans la définition de l'énergie externe le résultat de la classification, La propagation du contour actif de coupe en coupe permet de réaliser la segmentation en 3D.

4.2 Coopération itérative :

L'objectif est de construire la segmentation progressivement, en optimisant à chaque étape les résultats obtenus par chaque méthode mise en jeu. Plutôt que d'exploiter séquentiellement plusieurs approches pour améliorer la segmentation, cette approche exécute simultanément plusieurs modules de segmentation.

L'approche présentée par [115] est une approche fondée sur la théorie des jeux pour guider le processus de coopération entre 2 modules de détection de contours.

Le rôle du premier module est de détecter des frontières initiales à partir desquelles le deuxième module peut détecter un contour 2D.

La fonction objective du premier module consiste à :

1. Renforcer des contours primaires et éliminer le bruit par la mise en correspondance avec des contours locaux déjà trouvés avec un modèle local de curvilinearité.
2. corrélation entre les résultats des 2 modules afin de garantir la cohérence avec le résultat du deuxième module.

La fonction objective du deuxième module consiste à :

1. Déterminer un modèle déformable du contour.
2. de parcourir le contour paramétré, en pénalisant la traversée de contours bas-niveau faibles et en favorisant la traversée de contours bas-niveau forts. afin de garantir la cohérence avec le résultat du premier module

L'intérêt de l'aspect itératif de cette approche est de permettre une interaction fine entre les résultats des deux modules. Les influences réciproques sont évaluées en utilisant des informations locales qui permettent la correction des contours détectés.

5- Approche multi-agent pour la segmentation d'images

Il existe de multiples manières d'envisager l'approche multi-agent dans le problème de la segmentation d'images, parmi lesquelles on cite quelques travaux existants :

Dans [109] : Une approche multi-agent est envisagée où les segments de l'image traitée sont maintenus par une population d'agents activés en parallèle. L'idée consiste à diviser l'image en pixels, en initialisant au départ une population d'agents s'occupant chacun d'un pixel, chaque agent à travers la notion de voisinage rassemble les pixels apparaissant homogènes dans un même

groupe, une population d'agents agissant en parallèle par coopération ou négociation afin de satisfaire un critère global. Toute une variété de groupes hétérogènes en évolution continue, durant laquelle différents types d'interactions s'exercent entre les pixels d'un même groupe aussi bien qu'entre les différents groupes. Une notion principale inspirée des écosystèmes, celle de la co-évolution est abordée dans ce travail en contraignant l'évolution d'un groupe de pixels par l'évolution de son entourage voisin afin de permettre une évolution plus rapide du processus de segmentation.

Dans [108], une approche utilisant des mécanismes s'inspirant directement de la théorie darwinienne a été proposée. La segmentation d'image consiste à produire une population génétique agissant en tant qu'agents pour une segmentation mieux adaptée à la distribution locale des points dans l'image. Les agents sont dotés de deux comportements : le pixel et la reproduction de manière à s'adapter au mieux aux variations locales de l'image

Dans le travail de Boucher [107], une approche distribuée et dynamique basée agent a été présentée en employant un ensemble d'agents spécialisés pour la segmentation ascendante et l'interprétation des images cytologiques où chaque agent est spécialisé pour la reconnaissance d'une structure de l'image. Le modèle générique d'agent est composé de quatre comportements de base : perception (croissance de région, suivi de contour), interaction (fusion de primitives), différenciation (interprétation de primitive) et reproduction (stratégie de focalisation des agents). Ces comportements prennent des décisions à l'aide d'évaluations multi-critères. Des capacités d'adaptation et de coopération sont nécessaires aux agents pour mener à bien leurs tâches.

L'un des aspects les plus intéressants de cette approche concerne le traitement de séquences d'images et la manière de lancer des agents dans une image de la séquence suivante, en fonction de ce qui est en train de se dérouler dans l'image courante.

CONCLUSION

Ce chapitre présente un état de l'art des méthodes de la segmentation d'images les plus répandues. Malgré l'abondance des techniques proposées, nous avons donné un bref survol sur les méthodes de la segmentation d'images basées classification de pixel, les méthodes basées régions, les méthodes basées détection de contour et contour actif Aussi bien que les approches coopératives : séquentielles et itératives, et les méthodes basées agent.



Table des matières

CHAPITRE III : La segmentation d'images

1- INTRODUCTION:	58
2- Segmentation d'images et traitement d'images :	59
3 -La segmentation d'images :.....	60
3.1 Définition :	60
3.2 Objectifs de la segmentation	60
3.3 Les catégories de la segmentation d'image :	61
3.3.1 Les approches basées classification de pixels :	64
3.3.1.1 Classification bayésienne :	64
3.3.1.2 Champs de Markov :	64
3.3.2 Les approches basées région :	66
3.3.2.1 Technique de seuillage	66
3.3.2.2 Techniques de fusion et de partage	67
3.3.2.3 Croissance de région.....	67
3.3.3 L'approche contour	67
3.3.3.1 techniques de détection du contour :	67
3.3.3.2 Méthodes des contours actifs :	70
3.3.3.2.1 Les snakes :	72
3.3.3.2.2 Les contours actifs basés région et basés contour :	76
3.3.3.2.3 L'Approche statique et l'approche dynamique.....	77
3.3.3.2.4 les contours actifs « géodésiques » :	79
3.3.3.2.5 Les contours actifs Baloon :	80

4 - Les approches coopératives :	81
4.1 Coopération séquentielle	81
4.2 Coopération itérative :	82
5- Approche multi-agent pour la segmentation d'images.....	82
CONCLUSION.....	84

Chapitre IV : Prédation et symbiose pour la segmentation d'images

1- INTRODUCTION :

La classification d'images est une tâche principale dans l'analyse et la reconnaissance des formes qui vise à diviser les pixels d'une image en différentes classes tels que les pixels d'une même classe sont assez similaires que possible et les pixels de différentes classes sont aussi dissimilaires que possible. Malgré les efforts consacrés à ce problème menant à une littérature abondante, elle reste toujours une tâche difficile en raison du manque d'information préalable sur la distribution des pixels aussi bien qu'une définition unique et précise d'un cluster. Récemment, les méta-heuristiques telles que les algorithmes génétiques ont gagné de plus en plus d'attention dans le domaine de la segmentation d'images. Les raisons derrière leur utilisation consistent principalement dans leur capacité d'explorer de grandes et complexes espaces de recherche dus à la dynamique qu'elles suivent et également la connaissance minimum qu'elles exigent au sujet de la fonction objective à optimiser. Dans cette issue, ce travail concentre sur le procédé de la segmentation non supervisée où le problème du clustering proposé est un procédé d'optimisation basé sur l'optimiseur prédateur-proie (PPO). PPO est un paradigme inspiré de l'écologie, basé sur la métaphore des bandes d'oiseaux. Les prédateurs sont des particules particulières ayant un comportement dynamique différent de l'essaim. Comme PSO, PPO est aussi inspiré de la métaphore d'interaction sociale entre les individus dans un essaim. C'est une approche basée population où les particules se déplacent dans l'espace du problème sous un certain nombre d'influences comme la tendance d'une particule de suivre ses meilleurs résultats obtenus et la tendance de se déplacer vers le meilleur résultat actuel parmi les particules voisines. PSO fournit souvent des solutions sous optimales quand il est appliqué sur des problèmes difficiles ayant beaucoup d'optimums locaux tels que la classification d'images due à son réduction rapide de la diversité où les particules deviennent trop similaires autour des solutions sous optimales. L'approche proposée vise à améliorer la segmentation d'images par l'optimiseur prédateur-proie.

L'optimiseur prédateur-proie a la capacité de s'échapper des optimums locaux en introduisant une particule additionnelle dans l'essaim qui sert à amplifier l'espace de recherche en divergeant les proies tendant à converger dans de nouvelles directions leur permettant ainsi d'améliorer leur fitness. PPO a été proposé comme une tentative pour réaliser un meilleur équilibre entre l'exploration et les capacités d'exploitation de l'optimiseur standard d'essaim de particules. Dans ce travail, nous montrons comment cet optimiseur peut être employé dans le problème de la segmentation d'images. Une représentation appropriée du problème est d'abord définie en termes d'essaim de particules; puis en termes de proies et de prédateurs.

Nous présentons ensuite la dynamique évolutionnaire globale adoptée pour optimiser la fonction de la somme des erreurs quadratiques. Des efforts expérimentaux ont été entrepris sur un éventail de données réelles et synthétiques. Les résultats sont très prometteurs et montrent aussi bien la faisabilité que l'efficacité.

2- L'optimisation par essaim de particules :

L'optimisation par essaim de particules (PSO) appartient à la catégorie des systèmes d'intelligence en essaim [71] originellement proposé par Kennedy et Eberhart comme simulation du comportement social et présenté comme méthode d'optimisation pour résoudre les problèmes d'optimisation en 1995. PSO est une technique évolutionnaire coopérative développée par Kennedy et Eberhart [72] inspirée du mouvement collectif des groupes d'animaux. Ces animaux peuvent être vus comme des agents ayant la capacité de prendre leur propre décision en imitant le comportement réussi de leur voisinage tout en apportant leur expérience personnelle. En fait, PSO résulte d'une analogie avec le comportement collectif du déplacement d'animaux. Dans les groupes d'animaux, chaque individu se déplace selon sa propre connaissance qui peut être accédée par le déplacement de ses voisins [73, 74].

Dans PSO, chaque particule est caractérisée par son propre vecteur de position et vecteur de vitesse. Le mouvement de ces vecteurs dans l'espace de recherche est contrôlé par les équations récursives suivantes :

$$\begin{cases} V_{id} = wV_{id} + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd} - x_{id}) \\ x_{id} = x_{id} + v_{id} \end{cases} \quad (1)$$

où:

X est la position d'une particule dans l'espace de recherche.

V : représente la vitesse de la particule, c.-à-d. son changement de position pour chaque pas du temps.

i est son index

d est la d ème *dimension* dans l'espace de paramètre.

P_i et P_g sont respectivement la meilleure position personnelle de la particule i et la meilleure position trouvée dans son voisinage.

C_1 et C_2 sont respectivement le facteur cognitif et le facteur social permettant le contrôle du comportement individuel et collectif de chaque particule.

r_1 et r_2 sont des valeurs qui changent uniformément dans l'intervalle [0, 1] pour permettre une meilleure exploration de l'espace de recherche

W : s'appelle le poids d'inertie, il sert à contrôler l'équilibre entre l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche.

Comme déjà dit précédemment chaque individu i dans un essaim de particules possède trois vecteurs, avec une dimensionnalité égale à celle de l'espace du problème. Ils sont la position x_i ; sa meilleure position précédente, p_i et sa vitesse v_i . La position x_i représente un ensemble de coordonnées cartésiennes décrivant un point dans l'espace de recherche. Dans chaque itération, la position actuelle est évaluée comme solution du problème. Si cette position est meilleure que la meilleure précédente, alors elle substitue celle qui est stockée dans p_i . La fitness du meilleur résultat trouvé est stockée dans le p_{best} pour simplifier les comparaisons dans les itérations ultérieures. Chaque particule appartient à un voisinage social; et son influence sociale résultera de l'observation de ses voisins. C'est à dire chaque particule sera affectée par le meilleur point trouvé par n'importe quelle particule de son voisinage topologique. [76]

La définition d'une topologie de voisinage est simplement la caractérisation d'un réseau social, représenté comme un graphe où chaque individu est représenté comme un sommet et l'influence entre deux individus (sommets) est représentée par une ligne reliant ces deux individus.

La forme générale du paradigme d'essaim de particules peut être ainsi définie comme suit :

- 1- Initialiser une population des particules avec des positions et des vitesses aléatoires. Initialiser p_i et le p_{best} respectivement par la position et la fitness de départ.
 - 2- Pour chaque particule, évaluez la fitness de la position x_i
 - 3- Comparer la fitness des particules avec le p_{best} . Si la valeur courante est meilleure, copier la dans p_{best} et remplacer p_i par la position courante x_i
 - 4- Identifier la particule la plus réussie dans le voisinage et changer son index au variable g .
 - 5- Changer la vitesse et la position de la particule selon l'équation (1)
- Faites une boucle à l'étape 2 jusqu'à ce que le critère de terminaison soit satisfait,

De manière plus claire, la trajectoire d'une particule dans la méthode PSO oscille entre sa propre meilleure position et la meilleure position trouvée dans son voisinage selon l'algorithme suivant [73].

pseudocode de l'algorithme PSO:

Initialisation de la population

faire

pour chaque $i = 1$ jusqu'à nombre_de_particules fairesi $\text{fitness}(\mathbf{x}_i) < \text{fitness}(\mathbf{p}_i)$ alorsmise à jour de Pbest $\mathbf{p}_i = \mathbf{x}_i$ mise à jour de gbest $\mathbf{p}_g = \min(\mathbf{p}_{\text{voisinage}})$ pour chaque $d = 1$ to Dimension

mise à jour de la vitesse et la position en utilisant (2)

fin d fin i

Jusqu'à critère de terminaison soit satisfait [73].

2.1- La topologie de voisinage dans PSO :

Différentes topologies de voisinage pour les relations entre particules ont été adoptées, par exemple un graphe régulier de type quadrillage ou tore.

Le voisinage le plus utilisé est celui dit « circulaire ».

Les particules sont numérotées, disposées virtuellement sur un cercle et la définition du voisinage se fait une fois pour toutes en fonction des numéros.

Si le voisinage est de taille k (y compris la particule en elle-même), le graphe correspondant est régulier de degré $k-1$.

Le Réseau géographique

Existence d'une distance dans l'espace de recherche

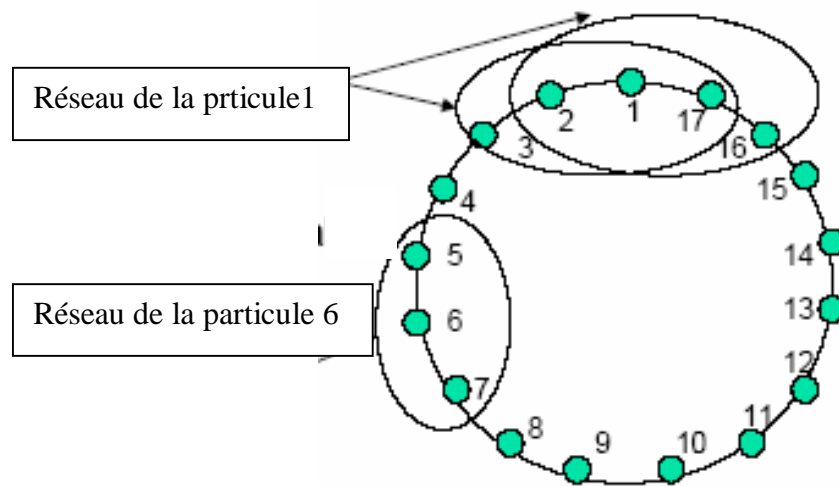
Recalculer à chaque itération => Coûteux en temps de calcul

Exemple : le réseau $R(i)$ de la particule $i = \{j \mid d(x_i, x_j) < r\}$ où r réel positif**Le réseau social :**

Défini a priori au début du processus

- Simple à programmer => Moins coûteux en temps de calcul

Exemple : le réseau circulaire



FigureIV.1 La topologie circulaire du voisinage

2.2- avantages et inconvénients de la méthode PSO :

Avantages

- Peu sensible à l'initialisation
- simple à implémenter
- Facile à paralléliser pour le traitement concurrent
- Très peu de paramètres à régler
- Algorithme très efficace de la recherche globale

•Inconvénients

- Convergence lente à l'étape de la recherche locale (capacité faible dans une recherche locale)[75]

3- L' Optimisation prédateur-Proie

l'optimiseur prédateur proie est à l'origine proposé par " Arlindo Silva " qui a vu que le PSO standard peut être amélioré en maintenant la diversité par des interférences avec d'autres particules qui s'appellent prédateurs [88]. Comme PSO, PPO est également un paradigme évolutionnaire de calcul qui est inspiré du déplacement des groupes d'animaux quand ils sont menacés par un ou plusieurs prédateurs, laissant leurs ressources préférables et se déplaçant à d'autres nouveaux emplacements qui peuvent être meilleurs [89,117].

L'objectif des particules prédatrice est de faire craindre les proies, particulièrement les proies les plus proches qui sont les meilleures considérant la fonction à optimiser, c.-à-d. les proies tendant à converger vers des solutions sous-optimales en leur permettant d'explorer plus de parties de l'espace de recherche [117]. À la différence de PSO, dans PPO la trajectoire des

proies est aussi influencée par une probabilité de crainte due à la présence de la nouvelle particule prédatrice.

Dans les étapes initiales du processus évolutionnaire, l'effet du prédateur est négligeable, ainsi, le mouvement de chaque proie est de manière semblable à l'optimiseur d'essaim de particules. Une fois que les particules commencent à converger, l'effet du prédateur apparaît en évadant les particules et de manière significative les particules les plus proches vers de nouvelles directions qui peuvent-être meilleures dans l'espace de recherche. Ceci est dû à l'utilisation d'une fonction exponentiellement variable qui a comme argument la distance entre le prédateur et les proies [88].

Le comportement de la particule prédatrice est très simple. Elle vise à suivre la meilleure particule dans l'essaim. D'une autre manière, elle est toujours attirée par la meilleure position des particules trouvées dans l'espace de recherche. Ceci est réalisé selon les règles suivantes:

$$\begin{cases} V_{pred} = C_4 \times (X_g - X_{pred}) \\ X_{pred} = X_{pred} + V_{pred} \end{cases} \quad (2)$$

Où C_4 est un nouveau paramètre ayant une valeur aléatoirement choisis entre 0 et une limite supérieure. Il sert à contrôler la vitesse du prédateur vers la meilleure particule [89, 117].

La vitesse de n'importe quelle proie peut être changée dans une ou plusieurs dimensions selon une probabilité d'évasion, cette dernière serve pour contrôler l'effet du prédateur sur n'importe quelle proie, c.-à-d.: la trajectoire du mouvement de toute proie sous l'influence du prédateur.

Comme nous l'avons dit, selon la valeur de la probabilité d'évasion, la vitesse d'une proie pourrait être mise à jour dans une ou plusieurs dimensions. Si le changement de la vitesse V dans la dimension d de la proie i , est autorisé alors la vitesse et par conséquent la position de cette proie doit être ajustée en utilisant les équations suivantes:

$$\begin{cases} V_{id} = wV_{id} + C_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}) + C_2 \times r_2 \times (p_g - x_{id}) + C_3 \times D(dis) \\ x_{id} = x_{id} + V_{id} \end{cases} \quad (3)$$

Dans l'autre cas, le mouvement des proies demeure semblable au mouvement des particules dans PSO. C'est à dire :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{id} = wV_{id} + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 \times r_2 \times (p_g - x_{id}) \\ x_{id} = x_{id} + v_{id} \end{array} \right. \quad (4)$$

- $D(x) = a e^{-bx}$ Est une fonction qui varie de manière exponentielle ayant comme argument la distance euclidienne entre le prédateur et la proie i.
- a et b sont respectivement employés pour contrôler l'effet du prédateur sur les proies et son champ d'influence sur les particules de l'essaim.

D(x) change d'une manière exponentielle pour le but d'amplifier l'effet du prédateur sur les proies approchant la meilleure position des particules c.-à-d. convergeant aux solutions sous-optimales qui arrive généralement avec les proies ayant des positions étroites à celle du prédateur, puisque le prédateur vise toujours de chasser la meilleure proie [117].

Selon cette nouvelle stratégie d'attaque des prédateurs et l'évasion des proies, le comportement des particules peut être contrôlé par la dynamique suivante.

pseudo-code de l'algorithme PPO :

initialisation de la population (proies)

initialisation du prédateur

Faire

Pour chaque $i = 1$ jusqu'à nombre_de_proies faire

si $\text{fitness}(x_i) < \text{fitness}(p_i)$ alors

mise à jour du Pbest $p_i = x_i$

mise à jour du gbest $p_g = \min(p_{\text{voisinage}})$

Pour chaque $d = 1$ jusqu'à Dimension

Si altération est permise alors

Mise à jour de la vitesse et la position en utilisant (4)

Sinon

Mise à jour de la vitesse et la position en utilisant (3)

Fin d

Fin i

Mise à jour de la vitesse et la position en utilisant (2)

Jusqu'à critère de terminaison soit satisfait

4- Formulation du problème de la segmentation d'images

Le clustering est une tâche difficile dans la segmentation d'image non supervisée, il consiste à diviser les pixels en différentes classes selon leur similitude.

Dans la plupart des méthodes du clustering, la mesure de distance entre deux points de données ou entre un point de données et un centre d'un cluster est indiquée a priori comme parti du problème. La tâche du clustering consiste à trouver un nombre limité de classes avec une variabilité basse d'intra-cluster et une variabilité élevée d'inter-cluster. Le problème du clustering présenté dans ce travail vise à trouver l'ensemble des centres des clusters qui réduit au minimum le critère indiqué par l'équation 5. L'idée principale est que les centres des clusters sont des vecteurs mouvants dans l'espace de recherche selon une nouvelle stratégie ressemblant le comportement dynamique d'attaque des prédateurs et l'évasion des proies.

$$SSE = \sum_{i=1}^M \sum_{x \in C_i} \|x - \bar{C}_i\|^2 \quad (5)$$

où M: est le nombre de classes

N: est le nombre de Pixel par classe

C_i: sont les centres des classes

SSE représente le critère de la somme des erreurs quadratiques, un critère d'homogénéité qui est généralement utilisé pour le clustering. La minimisation de ce critère résulte dans des classes ayant une variabilité intra-classe réduite au minimum et par conséquent une variabilité maximisée inter-classe.

Dans cette approche les Pixels sont des vecteurs d'attributs constitués de cinq éléments: Qui sont les composantes r, g, b de la couleur et la position (index de sa ligne et sa colonne).

L'algorithme divise ces vecteurs d'attributs en un nombre prédéterminé de classes tout en optimisant le critère d'homogénéité (5). Chaque Pixel est donc assigné à la classe la plus proche (ayant le centre le plus proche).

4.1 - L'optimiseur prédateur-proie pour la segmentation d'image :

Pour résoudre le problème défini dans la section précédente en utilisant PPO, nous devons d'abord décider une représentation appropriée permettant la définition du problème en termes des concepts PPO. D'une autre manière, nous devrions adresser la question suivante: Quelle particule, prédateur, proie, position de particules et vitesse représentent dans le contexte du problème abordé? Par conséquent, la représentation suivante peut être dérivée:

Particule: Elle représente une solution potentielle au problème qui est une partition de l'ensemble de Pixels d'image. Elle est exprimée en termes de vecteurs des centres de classes comme représenté sur la figure ci-dessous. Les prédateurs et les proies sont des particules. En conséquence, ils ont la structure du schéma 1.

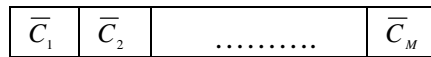


Figure IV.2 : Structure d'une particule.

Position d'une particule: Elle est donnée par le vecteur des positions des centres des classes. Chaque position inclut les coordonnées du Pixel et les valeurs correspondantes de la couleur.

Vitesse: Elle est identique en structure à la position des particules. Cependant, elle dénote son changement de position pour chaque pas du temps.

Etant donné cette représentation, Le processus de la recherche PPO employé peut être décrit par l'algorithme suivant:

```
{ Initialiser la population des proies avec un nombre prédéterminé des centres de clusters
  Initialiser le prédateur avec un nombre prédéterminé des centres de clusters
```

Répéter

Pour chaque proie faire

```
{ Calcul de la distance de chaque pixel pour chaque centre
  assignation de chaque pixel au centre le plus proche
  évaluation de la performance des particules selon ( 5 )
  Mise à jour de  $P_{best}$  t et  $G_{best}$ 
```

Pour chaque dimension faire

```
{ Si l'altération est permise alors
```

```

    mise à jour de la position et la vitesse selon ( 4 )
  Sinon
    mise à jour de la position et la vitesse selon ( 3 )
  }
}
mise à jour de la position et la vitesse du prédateur selon ( 2 )
}
Jusqu'à Le maximum du nombre d'itérations soit atteint

```

Pbest et Gbest représentent respectivement les meilleures solutions personnelles et globales. Selon cette formulation, la nouveauté est que PPO emploie une nouvelle particule qui est également initialisée avec des centres de classes aléatoirement choisis. Le prédateur influence n'importe quelle particule c.-à-d. une proie dans l'essaim selon une probabilité de crainte. Cette influence dépend de la distance euclidienne entre le prédateur et les proies intéressées. Quand une proie approche le prédateur, c.-à-d. la meilleure solution courante, on l'évade par le prédateur, laissant sa solution courante et allant rechercher une autre solution qui peut être meilleure. Dans cette approche, la classification des Pixels est coopérative entre un ensemble de particules.

Ceci peut être vu comme un modèle distribué, ayant un intrinsèque parallélisme basé sur la coopération des agents autonomes (particules). Ces particules ont une connaissance limitée où l'intelligence collective est seulement surgie par émergence. Par conséquent l'algorithme présenté

peut être mis en application comme un système multi-agent réactif ce qui peut apporter une amélioration considérable en terme de robustesse et de flexibilité.

Pour permettre une étude comparative avec PSO, nous donnons dans l'algorithme suivant basé PSO pour la segmentation d'image en utilisant la même forme de représentation qu'avec la solution basée PPO.

Initialiser la population des particules avec un nombre défini de centres de classes choisis aléatoirement

Répéter

Pour chaque particule faire

```
{ Calcul de la distance de chaque pixel par rapport à chacun des centres de classes
  assignation de chaque pixel au centre le plus proche
  évaluation de la performance de la particule courante selon ( 5 )
  mise à jour de  $P_{best}$  et  $G_{best}$ 
  Pour chaque dimension faire
  { mise à jour de la position et la vitesse selon ( 1 )
  }
}
```

Jusqu'à que le maximum nombre d'itérations soit atteint

4.2- résultats expérimentaux et discussion :

Pour évaluer la performance de l'algorithme proposé, différents types d'images ont été utilisés comme les images médicales et les images satellitaires. Pour chaque image test, les résultats obtenus en utilisant PPO et PSO sont montrés (voir le schéma 2, 4 et 6). Les comportements de la fonction correspondante donnée par l'équation (5) durant les itérations sont aussi fournis par les graphes des schémas 3.5 et 7.

Les paramètres initiaux pendant les expériences sont:

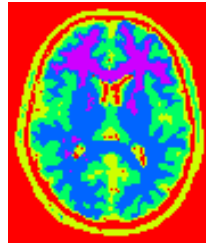
W: Le poids d'inertie décroissant est choisi dans l'intervalle [0,0- 0,7] $C1 = C2 = 2, a = 10,$

$b = 2$, pf (la probabilité de crainte) = 0,06 le nombre de particules est 20. Le nombre maximum d'itérations est 100.

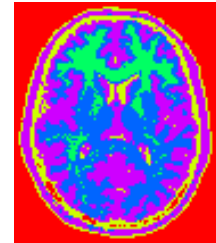
Ces résultats montrent que PPO surpasse le PSO standard. A partir les graphes présentés, on voit que PSO stagne sur des solutions sous optimales, Par contre PPO continue d'améliorer la classification pour le même nombre d'itérations et le nombre initial des particules.



(a) image Originelle

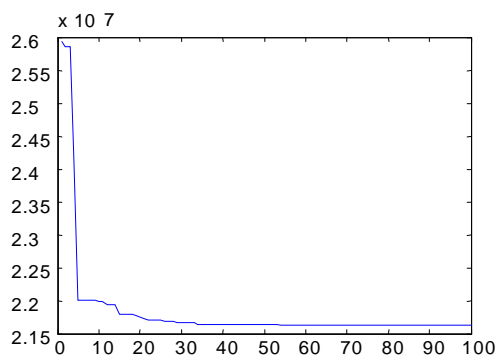


(b) Résultat de PSO

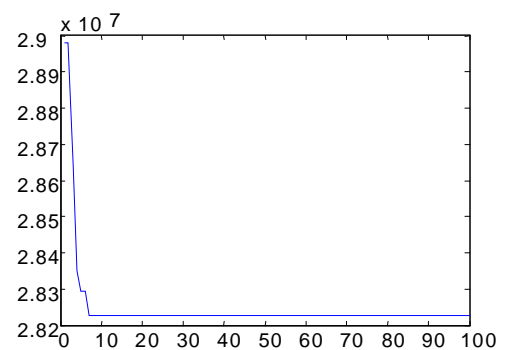


(c) Résultat de PPO

Figure IV.3: Résultats de la segmentation utilisant (b) PSO et (c) PPO sur l'image test (a)



Le Graphe qui montre le processus évolutionnaire de PPO, pour un nombre de classes:5. la meilleure fitness est: $2.1626e+007$

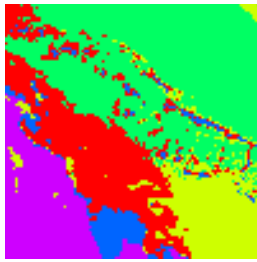


Le Graphe qui montre le processus évolutionnaire de PSO, pour un nombre de classes:5. la meilleure fitness est: $2.8227e+007$

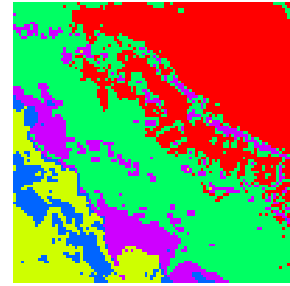
Figure IV .4: Le comportement de la fonction objective (a) avec PPO et (b) avec PSO



(a) image originelle

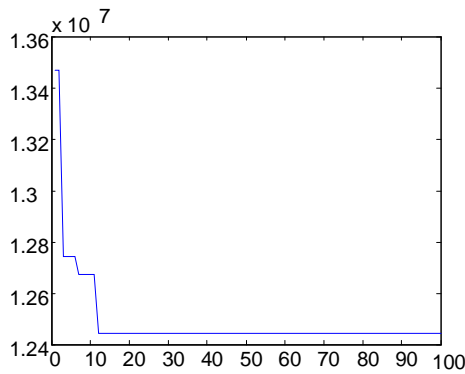


(b) Résultat PSO

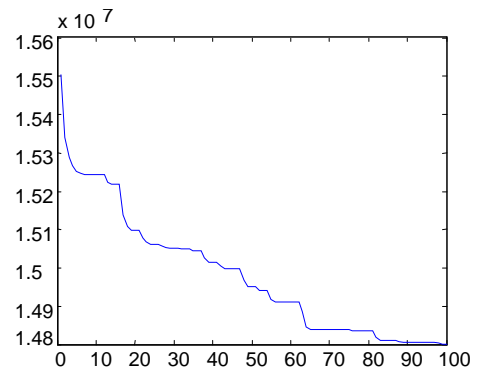


(c) Résultat PPO

Figure IV .5 : Résultats de la segmentation d'image satellitaire utilisant (b) PSO et (c) PPO sur l'image test (a)



le Graphe qui montre le processus évolutif de PPO, pour un nombre de classes:5. la meilleure fitness est: 1.2445e+007

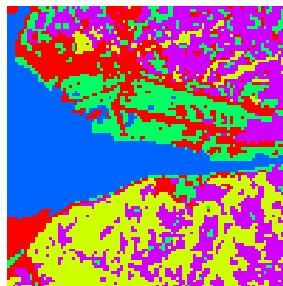


le Graphe qui montre le processus évolutif de PSO, pour un nombre de classes:5. la meilleure fitness est: 1.4801e+007

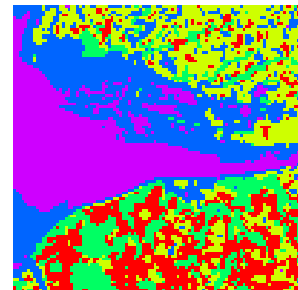
Figure IV.6: Le comportement de la fonction objective (a) avec PPO et (b) avec PSO



(a) image originelle

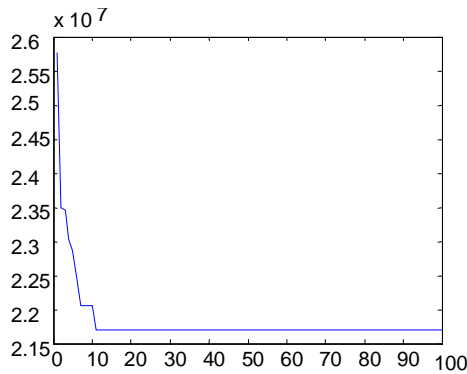


(b) Résultat PSO

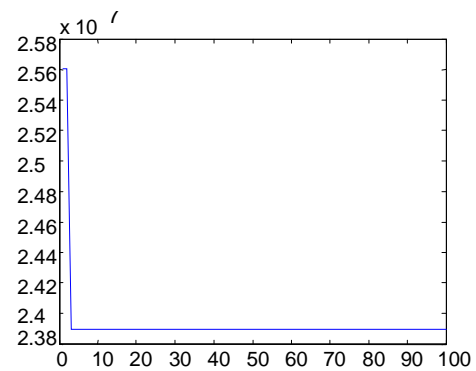


(c) Résultat PPO

Figure IV.7: Résultats de la segmentation utilisant (b) PSO et (c) PPO sur l'image test (a)



le Graphe qui montre le processus évolutionnaire de PPO, pour un nombre de classes:5. la meilleure fitness est: $1.2445e+007$



le Graphe qui montre le processus évolutionnaire de PSO, pour un nombre de classes:5. la meilleure fitness est: $1.4801e+007$

Figure IV.8: Le comportement de la fonction objective (a) avec PPO et (b) avec PSO

Pour une comparaison détaillée entre les versions de PSO et PPO, autres expériences, pour chaque type d'images, les algorithmes ont été exécutés plusieurs fois et les valeurs moyennes de la fonction objective ainsi que le pourcentage de déviation par rapport aux statistiques de la meilleure solution trouvée ont été enregistrés. Pour chaque expérience, Les statistiques ont été recueillies plus de 10 fois. Pour ces expériences, des paramètres réglables ont été placés comme suit: Pour tous les résultats conduits: $C1 = C2 = 2, a = 10$ et $b = 2$, pf (la probabilité de crainte) = 0,06 , W :le poids d'inertie décroît de 0,7 à 0,0 pour une première version de PSO: PSO1 et décroît de 0,9 à 0,4. pour la deuxième version de PSO: PSO2.

Pour toutes les expériences le nombre de particules été 20. et $Nb.Iter$ représente le nombre d'itérations.

	Experiment	Nb. Iter.	moyenne	% dev
Image de la Figure IV.3				
PSO1	1	100	2.7269e+007	2.05
PSO2	1	100	2.7701e+007	2.37
PPO	1	100	2.1626e+007	1.19
PSO1	2	100	2.7377e+007	2.11
PSO2	2	100	2.6489e+007	2.01
PPO	2	100	2.1924e+007	1.22
PSO1	3	200	2.6660e+007	2.03
PSO2	3	200	2.2799e+007	1.98
PPO	3	200	2.1163e+007	1.09
Image de la Figure IV.5				
PSO1	1	100	1.4801e+007	2.57
PSO2	1	100	1.4518e+007	2.20
PPO	1	100	1.2445e+007	1.37
PSO1	2	200	1.5166e+007	2.09
PSO2	2	200	1.2628e+007	2.37
PPO	2	200	1.2407e+007	1.05
Image de la Figure IV.7				
PSO1	1	100	2.3929e+007	3.01
PSO2	1	100	2.4335e+007	2.64
PPO	1	100	2.1709e+007	1.82
PSO1	2	200	2.2745e+007	2.58
PSO2	2	200	2.1899e+007	2.39
PPO	2	200	2.1598e+007	1.17

TableIV.1: comparaison entre PSO et PPO

Selon le Tableau ci-dessus, PPO donne les meilleurs résultats par rapport à PSO standard dans tous les cas.

Nous avons proposé l'optimisation prédateur-proie pour traiter le problème de la segmentation non supervisée d'images couleur. Nous avons montré comment PPO peut être convenable au problème de la segmentation d'images en utilisant une représentation appropriée. Les résultats expérimentaux sur divers types d'images appartenant à différents domaines indiquent que PPO donne de meilleurs résultats que le PSO standard ce qui prouve les capacités de PPO de réaliser un meilleur compromis entre l'exploration et l'exploitation du processus de recherche. Une difficulté en utilisant PSO ou PPO consiste dans l'ajustement des paramètres initiaux. La définition de l'ensemble approprié des paramètres menant à une classification plus précise sur différents types d'images exige des exécutions répétées de l'algorithme PSO ou PPO. Le travail actuel peut être amélioré en utilisant une approche adaptative pour obtenir de meilleurs paramètres qui donnent relativement des solutions plus précises.

Le travail suivant vise à étudier l'effet de l'adaptation des paramètres dans la segmentation d'images en profitant de l'utilisation d'un algorithme Co-évolutionnaire entre deux essaims de particules ; Des particules solutions et des particules paramètres, qui sont considérées ici en tant qu'espèces différentes et vivantes ensemble où chacune d'elles peut tirer bénéfice de l'autre, imitant de manière simplifiée l'interaction symbiotique écologique entre les espèces au sein d'un écosystème. Les résultats sont encourageants en comparaison à l'optimiseur standard d'essaim de particules.

5- L'Adaptation des paramètres

L'objectif principal de l'adaptation des paramètres est de permettre une recherche plus fine et flexible (c.-à-d. des paramètres qui sont variables) et fournir l'utilisateur par l'ensemble des paramètres qui a causé cette précision. En suivant l'algorithme symbiotique présenté dans [117], nous essayons d'étudier son efficacité dans le problème de la segmentation d'images. Dans ce travail, pour chaque particule solution est associé une particule paramètre codant les sept paramètres utilisés pour ajuster les positions des solutions dans l'espace de recherche, ces paramètres sont: le poids d'inertie, les facteurs d'individualité et de socialité utilisés dans PSO, la probabilité de crainte, le a et le b (ceux contrôlant l'effet de la distance euclidienne entre le prédateur et les proies) et la taille du voisinage présentée dans l'optimiseur prédateur-proie. Nous avons considéré d'une manière explicite la topologie circulaire de voisinage avec $N = 3$ (la taille d'un groupe de particules) pour les particules paramètres donnant de cette façon un modèle beaucoup plus proche à l'interaction sociale entre les animaux dans la nature. Les particules paramètres se déplacent selon la méthode Lbest standard de PSO

le mouvement de ces paramètres est contrôlé par les équations récursives suivantes:

$$\begin{cases} V_{id} = wV_{id} + c_1 \times r_1 \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd} - x_{id}) \\ x_{id} = x_{id} + v_{id} \end{cases} \quad (6)$$

avec $w = 0,79$, et $c_1 = c_2 = 1,49$.

Les particules solution évoluent toujours selon l'algorithme prédateur - proie décrit dans le chapitre précédent avec seulement la différence que leurs paramètres sont des valeurs également évoluées et qui changent avec le temps selon la méthode PSO. La co-évolution a lieu quand les paramètres obtiennent leurs fitnesses de leurs solutions compagnon, permettant aux paramètres de s'adapter à leurs solutions c.-à-d. que les nouvelles fitnesses obtenues sont utilisées pour guider le mouvement des paramètres à travers la méthode PSO standard (équation: 6) d'autre part, les solutions (positions et vitesses) changent pour chaque itération en tenant compte le progrès évolutionnaire de leurs paramètres associés.

La fitness d'un paramètre est ainsi déterminée basée sur son interaction avec sa solution relative, cette fitness est en fait l'amélioration produite à sa solution qui est la quantité suivante:

Amélioration (fitness d'un paramètre) = (fitness ancienne - nouvelle fitness) de sa solution.

Le meilleur paramètre est le paramètre qui a produit la plus grande amélioration parmi les autres paramètres (c.-à-d. ayant la plus grande valeur de fitness). Après cette étape d'affectation de fitness aux paramètres, chaque paramètre sera mis à jour en prenant considération la fitness de ses voisins, sa fitness précédente et sa fitness courante. Si l'amélioration courante est plus grande que sa fitness précédente, alors le vecteur des paramètres sera également remplacé par le vecteur courant qui a fourni cette plus grande amélioration). L'action d'affectation de fitness aux paramètres se produit seulement après l'expiration d'un nombre d'itérations, autrement dit, ils restent maintenus inchangés et augmentant l'exactitude des solutions compagnons, ceci est principalement pour des buts d'évaluation de fitness et de réduction du temps d'exécution de l'algorithme.

5.1- résultats expérimentaux et discussion

Pour évaluer l'exécution de l'algorithme proposé, différents types d'images ont été employés. Les meilleurs résultats obtenus en utilisant PSO et APPO sur des images IRM sont montrées (voir les figure IV.9, IV.10). Les comportements de la fonction objective correspondante durant les itérations sont aussi fournis par les graphes des figures IV.11 et IV.12.

Les paramètres initiaux pendant les expériences étaient: Une taille de population d'essaim de 20, et 200 comme nombre maximum d'itérations ont été employés pour PSO et APPO.

Pour APPO

le poids d'inertie change dans l'intervalle	[0, 1,4]
les facteurs cognitif et social appartiennent	[0,5, 2,2]
a change dans	[0, 15]
b: appartient à	[0, 3]
la probabilité de crainte change dans	[0,1, à 0,9]
la taille du voisinage appartient à	[1, 5]

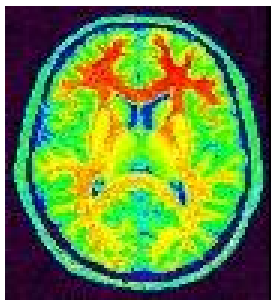


Image référence

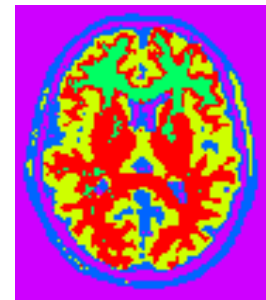
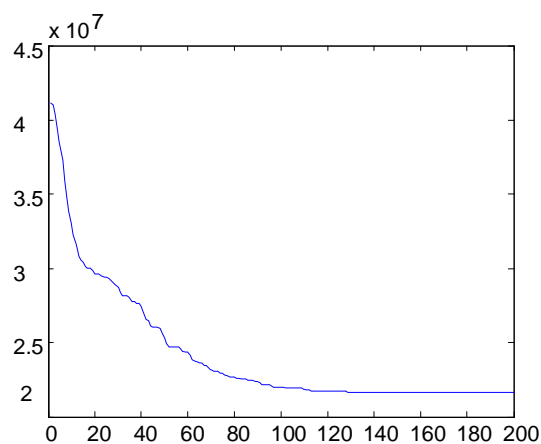


Fig IV.9 :Image Résultat



IV.11 Le comportement de l'algorithme

la somme des erreurs quadratiques = $2.1616e+007$

Le meilleure paramètre = $w=1.0433$, $c1= 1.7826$, $c2= 1.5242$ $a=4.1296$, $b= 2.5925$

la probabilité de crainte = 0.0822

Pour PSO:

$W= 0.79$ and $C1 = C2 = 1.49$

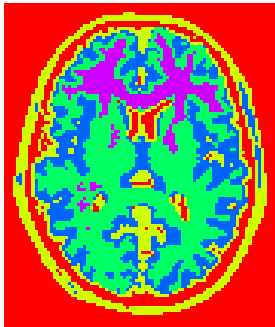


Fig IV.10 :Image Résultat

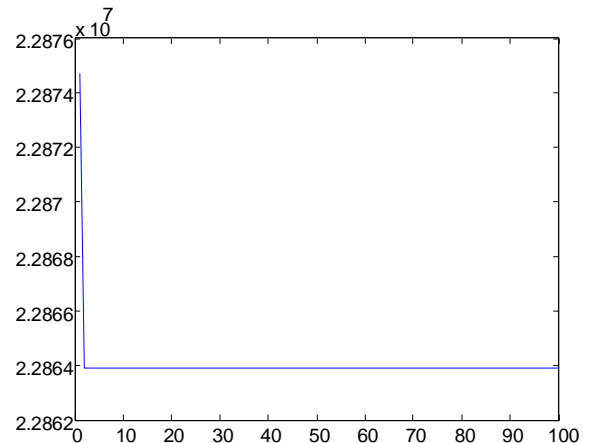


Fig IV.12 Le comportement de l'algorithme PSO

La somme des erreurs quadratique = $2.2864e+007$

Quelques résultats obtenus

	La somme des erreurs quadratique
PSO	$2.7308e+007 \pm 2399000$
APPO	$2.1705e+007 \pm 11000$

TableIV.2: comparaison entre PSO et APPO

Selon le Tableau ci-dessus, APPO donne les meilleurs résultats par rapport à PSO standard dans tous les cas.

Ces résultats montrent que le APPO surpasse le PSO standard. A partir les graphes présentés, on voit que PSO stagne sur des solutions sous optimales, Par contre APPO continue d'améliorer la classification.

Notant que la considération de la topologie circulaire statique ou adaptative du voisinage social dans cette approche rend l'algorithme très avide sans amélioration notable. La qualité des résultats obtenus sans topologie de voisinage (la méthode GBEST) est légèrement meilleure.

Nous avons présenté un optimiseur adaptable prédateur - proie pour traiter le problème de la segmentation non supervisée d'images couleur. En incorporant des idées de la symbiose et des interactions prédatrices observées dans la nature, symbiose a été conçue pour l'adaptation des paramètres et ainsi permette une recherche plus fine et fournir le meilleur ensemble des paramètres de contrôle menant vers les centres de classes les plus prometteurs qui donnent une classification globale des images traitées. L'interaction prédateur - proie a été appliquée pour maintenir la diversité et permettre de ce fait une meilleure exactitude des solutions. La qualité des résultats obtenues a été estimée en se basant sur un certain nombre de critères d'évaluation. L'optimiseur adaptable prédateur - proie offre des capacités intéressantes et significatives en traitant le problème de la segmentation d'images en comparaison à la méthode standard PSO.

Dans cette approche, la segmentation d'images est effectuée coopérativement entre un ensemble de particules. Cet algorithme possède un parallélisme intrinsèque entre des agents autonomes (les particules). Ces agents ont des connaissances limitées où l'intelligence est collective et seulement surgie par émergence. Ceci nous donne principalement l'occasion d'avancer nos connaissances au sujet de meilleurs modèles basés sur l'approche des agents réactifs qui communiquent seulement avec des règles simples, laissant de cette façon une amélioration considérable en terme de la robustesse et de la flexibilité.

Les deux approches discutées précédemment n'ont pas de contrôle sur la forme des contours. Elles génèrent souvent des contours irréguliers contenant de petits trous. La segmentation d'images basée contour-actif que nous allons présenter par la suite possèdent par contre les avantages d'avoir des contours continus et plus proches du contour exact des images naturelles et ainsi permettre un meilleur contrôle sur la forme des contours.

Dans le travail suivant, nous avons choisi d'utiliser cette technique à travers un système multi-agent réactif en utilisant la plate-forme multi-agent : NETLOGO. Ce travail se concentre sur l'emploi des règles simples pour la coopération des agents mobiles dans un système multi-agent (SMA) basé sur un modèle prédateur-proie. Les agents sont des entités autonomes qui fonctionnent indépendamment dans un monde artificiel (l'image), et le système multi-agent est l'ensemble de ces agents interactifs qui coordonnent leurs efforts.

Ce système est essentiellement désigné afin d'accomplir la tâche de la détection d'une région d'intérêt en utilisant l'approche séduisante des contours actifs.

Dans ce travail nous nous intéressons plus particulièrement à l'émergence des réponses au sein des groupes d'agents qui peuvent être considéré non-intelligents individuellement qui sont appelés *agents réactifs*. Ce système est totalement décentralisé et s'insère dans le cadre de la Résolution Distribuée de Problèmes. Ce choix est motivé par le fait qu'une organisation d'agents basée sur de simples mécanismes pouvait largement concurrencer les organisations intentionnelles complexes envisagées dans d'autres travaux [79].

6 - La segmentation d'images basée contour-actif :

L'idée fondamentale est d'employer le calcul variationnel (en particulier, l'équation d'Euler-Lagrange) pour évoluer un contour initial en réduisant au minimum la fonction d'énergie suivante :

$$E = \int_0^1 (a(s) \left| v'(s) \right|^2 + b(s) \left| v(s) \right|^2) ds - \int_0^1 \left| \nabla I(v(s)) \right|^2 ds \quad (7)$$

D'une position de départ donnée, le snake se déforme pour s'approcher du vrai contour le plus proche. Le comportement du snake et son évolution sont régis par cette combinaison pesée des forces internes et externes.

La minimisation de E n'est pas facile. Une solution pratique consiste à considérer une représentation discrète du contour en développant un algorithme itératif. Le snake discret est un vecteur de nœuds $(1, i)$ qui sont liés par des segments.

Les deux termes de dérivation partielle de l'équation d'évolution (7) du snake sont approximé en utilisant la méthode des différences finies de Kass, al, et Amini [126].

Si $V_i = (x_i, y_i)$ est un point du contour actif alors :

$$\left| \frac{d v_i}{d s} \right|^2 = \left| v_i - v_{i-1} \right|^2 = (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 \quad (8)$$

et

$$\left| \frac{d^2 v_i}{d s^2} \right|^2 \approx \left| v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1} \right|^2 = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2 \quad (9)$$

La troisième force est *la force externe* qui vient de l'image en elle-même:

$E_{image} = -\text{gradient}(i)$.

$$E_{image} = -\left| \nabla I(x, y) \right|^2 \quad (10)$$

6.1- Formulation du problème

L'approche implémentée est en fait un SMA réactif constitué des agents prédateurs et des agents proies, Ses agents évoluent selon la dynamique PPO présentée précédemment avec la seule différence est que dans cette approche le système est extensible pour plusieurs prédateurs chacun d'eux influe (évade) seulement les proies de son groupe, nous avons donc crée des sous populations, chacune de ces sous populations suit la dynamique PPO décrite précédemment. La raison derrière ce choix est de maintenir de la diversité des solutions pour aboutir à une solution finale globale.

Chaque agent quel que soit prédateur ou proie possède la structure suivante :

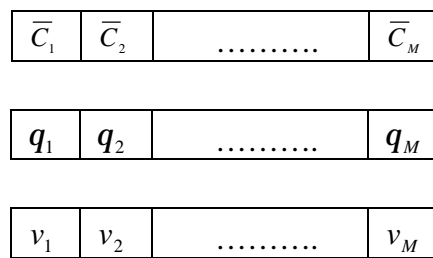


Figure IV.13 : Structure d'un agent

Où $C_1, C_2, \dots, q_1, q_2, \dots$ Et v_1, v_2, \dots Représentent respectivement les coordonnées polaires ainsi que la vitesse de déplacement des points du contrôle d'un snake initialisé de manière aléatoire.

Chaque agent représente donc un snake à déformer pour aboutir au contour exact de l'objet d'intérêt. Les agents de chaque groupe interagissent selon les règles de déplacement locales utilisé dans l'approche PPO.

6.2 Modèle de comportement :

Les éléments des équations de l'optimiseur prédateur-proie encapsulent les caractéristiques fondamentales des interactions entre les organismes sociales. Dans PPO, ils se sont appelés, momentum, cognition, et socialisation [132]. La vitesse courante d'une particule représente son momentum. Le facteur utilisant la meilleure particule précédente représente les capacités cognitives et la conscience de l'agent de quand il a été précédemment réussi. L'agent emploie également le facteur social qui est basé sur la meilleure particule de son voisinage, pour explorer les régions dans lesquels les agents voisins ont eu le succès. De même, l'agent partage ses propres résultats (succès) avec le reste des agents de l'essaim afin de collaborer.

Un agent se déplace donc vers les meilleures positions trouvées précédemment dans l'espace des solutions.

Nous décrivons ici le modèle comportemental qui a été utilisé en termes d'environnement ; d'agents et leur comportement ; ainsi que la dynamique du système.

- **L'environnement** : est une grille carrée de $N \times M$ pixels où chaque case correspond à un pixel de l'image. Dans cet environnement qui correspond à l'image à segmenter, les agents se déplacent en cherchant le meilleur contour en terme d'une fonction objective à minimiser.

- **Les agents et leur comportement** :

Les agents ici correspondent aux prédateurs et des proies. Les proies sont décrites par trois items comportementaux pouvant chacun être effectué lors d'une itération de l'algorithme : le déplacement au-dessus de la grille et la mémorisation de sa meilleure solution actuelle ainsi que la sensibilisation de la meilleure proie du groupe concerné. Les proies s'approchent toujours de la meilleure proie (solution) tout en mémorisant leurs propres meilleures solutions trouvées actuellement.

D'autre part les prédateurs sont dotés de deux items comportementaux : un prédateur se déplace toujours vers la meilleure proie de son groupe et évade de manière exponentielle toutes les proies de son groupe.

Le comportement d'évasion des prédateurs peut être différent en terme de la direction des proies évadées afin de maintenir une bonne recherche du contour exacte de l'objet d'intérêt.

le comportement des proies et du prédateur à l'intérieur d'un groupe est influencé par le contexte de la meilleure proie : plus une proie a de haute fitness plus cette proie attire les autres proies de son groupe et plus elle est éloignée par le prédateur de son groupe.

6.3 -La dynamique du système :

Elle est fondée sur un principe d'auto-organisation : Les *interactions entre les agents multiples* utilisent leurs propres résultats aussi bien que les résultats des autres agents voisins afin de s'auto organiser autour la solution désirée [4]. Il s'agit d'un ensemble d'agents artificiels autonomes qui sont capables de s'auto-organiser pour accomplir collectivement la tâche de la segmentation pour laquelle ils ont été conçus.

6.4- Le langage d'implémentation : NETLOGO

Le logiciel que nous avons employé est basé sur une exécution massivement parallèle d'un langage graphique *Logo*. *NetLogo* est un langage pour la modélisation Cellulaire mais avec des agents formant les éléments critiques d'action du système. En effet, les agents peuvent se déplacer à travers l'espace et sentir leur environnement qui se compose de cellules. Les opérations principales de ce logiciel permettent à des agents de réagir à leur voisinage qui est en lui même basé sur l'information codée dans les cellules formant l'environnement. Couramment, un agent peut réagir à ses voisins mais en général, l'action à une distance est difficile bien que non impossible à représenter avec ce logiciel. Le logiciel a évolué à un point où les applications réalistes peuvent maintenant être faites bien qu'il soit en grande partie concentré sur l'utilisation d'instruction. [94]

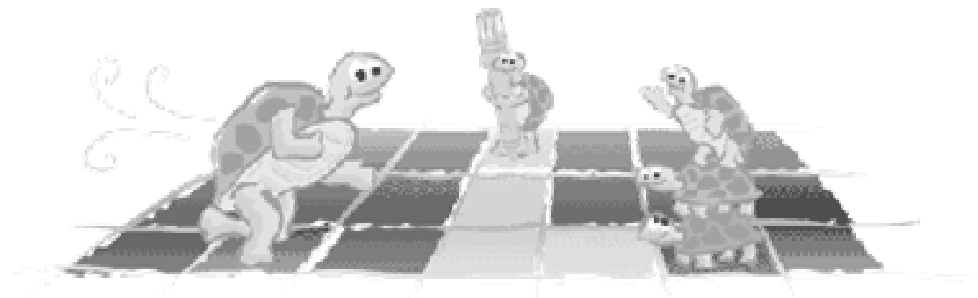


Figure IV.14 : NetLogo se compose des tortues qui représentent les agents et des cellules qui représentent l'environnement.

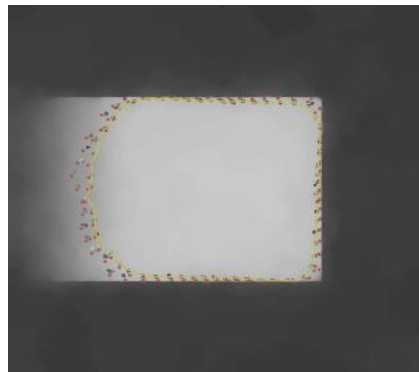
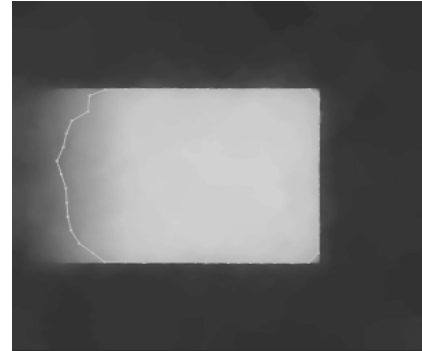
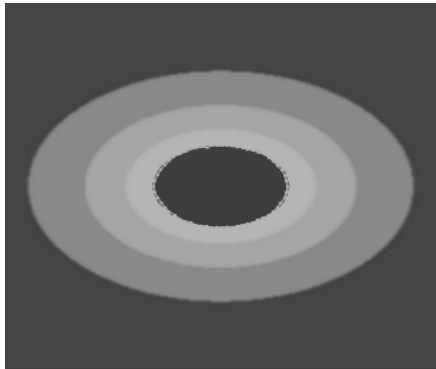
Les diverses applications ont été développées pour simuler des phénomènes réels tels que l'assemblage d'oiseaux.

NetLogo se compose de trois éléments: les tortues qui sont les agents, les cellules, et la vue du monde qui s'appelle l'observateur. Les tortues sont les agents autonomes existant dans l'espace de recherche, dont chaque cellule est rapportée comme un patch. Les interactions peuvent se produire entre les tortues, entre les tortues et les patches, et entre l'observateur et chacun de ces éléments.

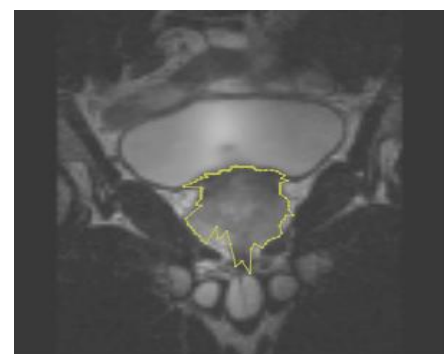
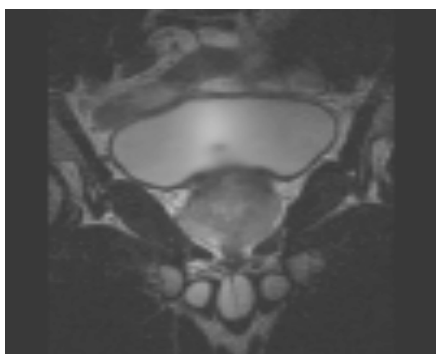
Netlogo est une plate-forme multi – agent utilisant des agents mobiles et un environnement statique, ces agents réagissent en parallèle et l'environnement est une grille régulièrement discrète avec des coordonnées spatiales. **Netlogo** est désigné pour les systèmes multi-agent décentralisés, les modèles dynamiques et adaptatifs

6.5- Résultats expérimentaux :

L'approche proposé est rapide et ne nécessite pas un grand nombre d'agents initiaux, Seulement 8 proies et deux prédateurs pour un nombre d'itérations = 100 et au pire des cas 200 itérations.



Au cours de
l'évolution



CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons proposé trois approches pour la segmentation d'images : Dans la première approche nous avons proposé l'optimisation prédateur-proie pour traiter le problème de la segmentation non supervisée d'images couleur. Les résultats expérimentaux sur divers types d'images appartenant à différents domaines indiquent que PPO donne de meilleurs résultats que le PSO standard. La deuxième approche a comme objectif principal l'adaptation des paramètres de contrôle de l'algorithme PPO pour permettre une recherche plus fine et flexible et fournir l'utilisateur par l'ensemble des paramètres qui a causé la précision des résultats. La troisième approche est une approche rapide basée contour actif pour effectuer la tâche de la segmentation d'images, l'approche est en fait un SMA réactif basé sur l'interaction écologique prédateur proie, les agents sont des prédateurs et des proies et le SMA est un système distribué basé sur des règles locales et simples qui servent pour guider les agents vers la solution désirée. Les résultats sont très prometteurs.



Table des matières

Chapitre IV : Prédation et symbiose pour la segmentation d'images

1 - INTRODUCTION :	85
2- L'optimisation PAR ESSAIM DE PARTICULES :	86
2.1- LA topologie de voisinage dans PSO :	86
2.2- avantages et inconvénients de la méthode PSO :	86
3- L' Optimisation prédateur-Proie	86
4- Formulation du problème de la segmentation d'images	92
4.1 - L'optimiseur prédateur-proie pour la segmentation d'image :	92
4.2- résultats expérimentaux et discussion :	95
5- L'Adaptation des paramètres	100
5.1- résultats expérimentaux et discussion	107
6- La segmentation d'images basée contour-actif.....	100
6.2 Modèle de comportement :	106
6.3 -La dynamique DU système :	107
6.4- LE langage d'implémentation :	108
6.5- Résultats expérimentaux :	109
CONCLUSION.....	110

RESUME :

Le travail effectué et présenté dans ce mémoire se situe dans le domaine du traitement d'images et plus particulièrement la segmentation d'images. Dans le cadre de la pensée écologique, nous avons essayé de se focaliser sur l'étude et la réalisation des modèles observés de la nature. Nous avons centré nos efforts sur deux approches séduisantes en leur appliquant en premier lieu sur le problème de la segmentation d'images par classification de pixels et puis sur le problème des contours actifs. Ces deux approches sont en fait très étroitement liées à l'écologie qui s'inspirent des relations interspécifiques entre les espèces naturelles au sein d'un écosystème. Ces interactions sont les relations de prédation et symbiose. Ces deux algorithmes ont été présentés, et étudiés en montrant leur intérêt en terme d'optimisation de la tâche segmentation d'image.



ABSTRACT:

The work carried out and presented in this thesis is in the field of image processing and more particularly the image segmentation problem. Within the framework of the ecological thought, we tried to focus on the study and the realization of inspired models by nature. We centred our efforts on two tempting approaches in their applying initially to the problem of image segmentation by pixels classification and then to the problem of active contours. These two approaches are in fact very closely related to ecology, which take as a starting point the inter-specific relations between natural species within an ecosystem. These interactions are the relations of predation and symbiosis. These two algorithms were presented and studied by showing their interest in term of optimisation of the task of image segmentation.



Références

- [1] : A. Boumaza, "Introduction de techniques d'évolution artificielle en vision tridimensionnelle et en robotique mobile", *Thèse de doctorat à l'université René Descartes*, Mai.2004
- [2] : E. Cantú-Paz, "Markov chain models of parallel genetic algorithms," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*.4(3): 216-226. 2000.
- [3]:D.Whitley," A Review of Simple and Cellular Genetic Algorithms *Applications of Modern Heuristic Methods*," V. J. Rayward-Smith, ed. pp: 55-67, Alfred Waller.1995.
- [4]: E. LUTTON, "Darwinisme artificiel : une vue d'ensemble", cours 2004.
complex.inria.fr/html/Cours/cours_ea_aux/AE-RevueTSI.pdf
- [5] : E. Alba and J. M. Troya., "Cellular evolutionary algorithms: Evaluating the influence of ratio," in *Parallel Problem Solving from Nature, PPSN VI*, M. Schoenauer et al., vol. 1917 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 29–38, Springer-Verlag. 2000.
- [6]: M.Nowostawski, and R. Poli, "Dynamic Demes Parallel Genetic Algorithms,". In L.C. Jain (ed.) *Proceedings of the Second Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems Conference (KES99)*. pp 93-98. IEEE Press. 1999.
- [7]: A. Imada, "Introduction to Evolutionary Computations", cours
- [8] : A. DROGOUL, "De La Simulation Multi-Agent A La Résolution Collective de Problèmes Une Étude De l'Émergence De Structures D'Organisation Dans Les Systèmes Multi-Agents", Thèse de doctorat,1993 .
- [9] : M. Kirley, "Ecological Algorithms: An investigation of adaptation, diversity and spatial patterns in complex optimisation problems", PHD thesis,2002.
- [10] : R. Bachmann , B. Villeneuve, "les algorithmes génétiques," cours . 1998
www.cours.polymtl.ca/mth6414/automne2003/Genetique98.pdf
- [11] : R.Riche, Optimisation par algorithmes évolutionnaires , cours
ea.inria.fr/Cours/Cours_Opt_Evol.pdf
- [12] : R.Mendes, "Population Topologies and Their Influence in Particle Swarm Performance," PHD thesis. 2004.
- [13]: Les algorithmes génétiques
www.perso.wanadoo.fr/matt95/algogen/AGintro.htm
- [14] : J.JAMONT, " DIAMOND: UNE APPROCHE POUR LA CONCEPTION DE SYSTEMES MULTI-AGENTS EMBARQUES", thèse de doctorat,2005 .
- [15] : glossaire d'écologie, www.protection-nature.org/glossaire_ecologie.htm
- [16]: M.S. Miller , K. Eric Drexler, " Markets and computation: agoric open systems", In B. A. Huberman, editor, *The Ecology of Computation*, Amsterdam, North-Holland, 1988.

- [17]: H. Garis, "Genetic Programming : GenNets, Artificial Nervous Systems, Artificial Embryos", Ph.D. THESIS, Brussels University. 1992.
- [18]: J. Kennedy , R.C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, 1942_1948. IEEE Press, 1995.
- [19]: M. Coeurdassier, P. Giraudoux , T. Déforêt : Ecologie des Populations et des communautés
www.univ-fcomte.fr/download/ufr_st/document/cences/docs_sciences_de_la_vie/ecologie/energie.pdf
- [20] : S. Diebolt. , Généralité, Globalité et Totalité, "les notions ensemblistes complexes : application à la sociologie juridique".
www.reds.msh-paris.fr/communication/docs/diebolt5.pdf
- [21] : L'émergence de la communication chez les... robots
www.vivantinfo.com/uploads/media/Robots.pdf
- [22] : Cours gratuit, " Optimisation et algorithmes génétiques ", l'encyclopédie libre
<http://www.polytech-lille.fr/~vmagnin/coursag/>
- [23] K. Ekbom , E. Astor, "Investigations of Multi-Agent Systems in Computational Markets and Ecosystems", Research report.14, ISSN: 1103-1581. 1996.
- [24] : I. Muñoz Moreno, "RELIMINARY STUDIES OF DYNAMICS OF PHYSICAL AGENT ECOSYSTEMS", PHD thesis. July 2000.
- [25] T. Hogg , B. Huberman, " Controlling Chaos in Distributed Systems", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 21 No. 6 pp. 1325-1332, November/December 1991.
- [26] : E. Pellegrin-Boucher, G. Gueguen, " Constitution d'un écosystème d'affaires sur la base des dynamiques de coopération et de coopération: le cas de SAP, leader sur le marché des ERP ", 13ème Conférence de l'AIMS, Normandie. Vallée de Seine, Juin, 2004.
- [27] : G. Caldarelli, P.G. Higgs, & McKane, A.J, " Modelling coevolution in multispecies communities", J. Theor. Biol. 193, 345-358. 1998.
- [28]: R.P. Wiegand, "Analysis of Cooperative Coevolutionary Algorithms", Ph.D. thesis, George Mason University. 2004
- [29] : M. Kirley, "Ecological Algorithms: An investigation of adaptation", diversity and spatial patterns in complex optimisation problems, PHD thesis. 2002.
- [30] : Paredis, Jan, R. Westra, "Coevolutionary Computation for Path Planning", Proceedings 5th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing; H.-J. Zimmermann; Verlag Mainz. 1997.
- [31] : S. A. Kauffman, , S. Johnsen, "Coevolution to the edge of chaos: coupled fitness

- landscapes, poised states, and coevolutionary avalanches”, *Journal of Theoretical Biology* 149: 467. 1991.
- [32]: H .Lipson., J.Bongard., V.Zykov, “ Co-Evolutionary Methods in System Design And Analysis “, 15th International CIRP Design Seminar, Shanghai, China. 2005.
- [33] : K.De Jong, , “*An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*”. Ph.D. thesis, University of Michigan, Michigan MI. 1975.
- [34]: S. W .Mahfoud, , “*Niching Methods for Genetic Algorithms*”, Ph.D. thesis, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana IL. 1995.
- [35] : M.Mitchell , E.Charles Taylor, *Evolutionary Computation : An Overview* ,. Annual Review of Ecology and Systematics , 20:593-616. 1999.
- [36]: D. E. Goldberg, J. J. Richardson, , “Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimisation”, In Grefenstette, J. J. (Ed.), *Second International Conference on Genetic Algorithms*, pp. 41.49. Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale NJ.1987.
- [37]: S.Wright, “The roles of mutation, inbreeding, crossbreeding and selection in evolution”. In Jones, D. F. (Ed.), *International Proceedings of the Sixth International Congress on Genetics*, Vol. 1, pp. 356.366. 1982.
- [38]: C. D .Rosin, R. K.Below, “Methods for competitive co-evolution: Finding opponents worth beating”. In Eshelman , pp. 373.380.1995.
- [39]: Watson & Pollack , “Coevolutionary Dynamics in a Minimal Substrate”, PHD thesis. 2000.
- [40] : D.LEROUX, *Stratégies pour Alice Soccer Competition*, Projet de semestre, 2000-2001
- [41] : M.Kirley, X. Li, D.G. Green, , “Investigation of a cellular genetic algorithm that mimics landscape ecology”, In R. McKay et al., (eds.), *Simulated Evolution and Learning - SEAL98, volume 1585 Lecture Notes in Artificial Intelligence*. Springer. pp 90-97.1998.
- [42] : M.Kirley, D.G. Green, “An Empirical Investigation of Optimisation in Dynamic Environments Using the Cellular Genetic Algorithm”. In D. Whitley et al., (eds.) *The Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2000)*. pp 11-18. Morgan Kaufmann.2000.
- [43]: M .Kirley, “ Cellular Genetic Algorithm with Disturbances: Optimisation Using Dynamic Spatial Interactions”. *Journal of Heuristics*. 8(3):321-242. 2002.
- [44] : H. Lipson, J. Bongard, V. Zykov, *Co-Evolutionary Methods in System Design and Analysis*.
- [45]: D. H. Janzen, (1980). When is it co-evolution? *Evolution*, 34(3), 611.612
- [46] :J. P. Cartlidge, “Rules of Engagement: Competitive Coevolutionary Dynamics in Computational Systems”, PHD thesis, 2004.
- [47] : E. LUTTON, « Darwinisme artificiel : une vue d'ensemble" cours 2004.
complex.inria.fr/html/ Cours/cours_ea_aux/AE-RevueTSI.pdf

- [48] : Cours gratuit " Optimisation et algorithmes génétiques " : .l'encyclopédie libre
<http://www.polytech-lille.fr/~vmagnin/coursag/>
- [49] : C. D.Rosin, , "Coevolutionary Search among Adversaries", Ph.D thesis, Department of Computer Science, University of California, San Diego CA. 1997.
- [50] : C. D.Rosin., R. K.Belew, , "Methods for competitive co-evolution: Finding opponents worth beating". In Eshelman (1995), pp. 373.380. 1995.
- [51] : C. D.Rosin, R. K. Belew, "New methods for competitive coevolution". *Evolutionary Computation*, 5(1), 1.29. 1997.
- [52] : M. A .Potter, K. A. De Jong, , " A cooperative coevolutionary approach to function optimisation.", In Davidor, Y., Schwefel, H.-P., & M'anner, R. (Eds.), *Parallel Problem Solving from Nature III*, pp. 249.257. Springer-Verlag, Berlin, Germany. 1994.
- [53]: M. A. Potter, K. A. De Jong," Cooperative coevolution: An architecture for evolving coadapted subcomponents". *Evolutionary Computation*, 8(1), 1.29. 2000.
- [54] : M. A. Potter, K. A. De Jong, , "Evolving neural networks with collaborative species". In Oren, T. I., & Birta, L. G. (Eds.), *Summer Computer Simulation Conference*, pp. 340.345. The Society of Computer Simulation, San Diego CA.1995.
- [55]: R. P. Wiegand, W. Liles, K. De Jong, "An empirical analysis of collaboration methods in cooperative coevolutionary algorithms". See Spector, Goodman, Wu, Langdon, Voigt, Gen, Sen, Dorigo, Pezeshk, Garzon, and Burke, pp. 1235–1242. 2001.
- [56]: P. Angeline, J. Pollack, "Competitive environments evolve better solutions for complex tasks", In S. Forest (Ed.), *Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms (ICGA)*, San Mateo, CA, pp. 264–270. Morgan Kaufmann. 1993.
- [57]: T. S. Ray, , " Evolution, ecology and optimization of digital organisms" ,Santa Fe Institute working paper 92-08-042. 1992.
- [58]: A.Imada," Introduction to Evolutionary Computations"
- [59]: L. Pagie, P. Hogeweg, " Evolutionary consequences of coevolving targets". *Evolutionary Computation* 5, 401-418. 1997.
- [60]: D. E. Moriarty, R. Mjikkulainen, " Efficient Reinforcement Learning through Symbiotic Evolution", *Machine Learning* 22 (1-3): 11-32 .1996.
- [61]: J. Pollack , K.A. De Jong, , "An analysis of the effects of neighborhood size and shape on local selection algorithms", In Proc 4 th PPSN, LNCS 1141, Springer Verlag, pp.236—244. 1996.
- [62] : P. Spiessens , B. Manderick, "A Massively Parallel Genetic Algorithm", In: *Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms*, Belew R.K., Booker L.B (eds.). Morgan Kaufmann,pp 238-245, 1991.
- [63]: H.M. Voigt, I. Santibanez-Koref , J.Born , " Hierarchically Structured Distributed Genetic Algorithm", In: *Parallel Problem Solving from Nature II*, Amsterdam: Elsevier Science

- Publishers, pp. 145-154, 1992.
- [64]: W. D. Hillis, "Co-evolving parasites improve simulated evolution as an optimisation procedure", *Physica D*, 42, 228.234. 1990.
- [65]: S. G. Ficici , J. B. Pollack, "Challenges in Coevolutionary Learning: Arms-Race Dynamics, Open-Endedness, and Mediocre Stable States"
- [66]: D. E. Moriarty, "Symbiotic Evolution of Neural Networks in Sequential Decision Tasks", PHD thesis. 1997.
- [67]: X. Li, S.Sutherland, "A Cellular Genetic Algorithm Simulating Predator-Prey Interactions", Proceedings of the 4th Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning, 2002.
- [68]: T.Poppleton, "can co-evolution play Ball, competitive co-evolution in a pong game", PHD thesis.2002.
- [69]: H.Meunier: " Algorithmes évolutionnaires parallèles pour l'optimisation multi-objectif de réseaux de télécommunications mobiles" , thèse de doctorat. 2002.
- [70] : D.Hoang, ".détermination simultanée de la résistivité et de l'épaisseur des tôles métalliques et d'alliages non magnétiques par méthode électromagnétique sans contact". Thèse de doctorat.2000.
- [71] : J.Kennedy, R. C.Eberhart, Y .Shi, ,"*Swarm Intelligence*, San Francisco": Morgan Kaufmann Publishers. 2001.
- [72] J. Kennedy , R.C. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, 1942_1948. IEEE Press, 1995.
- [73] J. Kennedy, " The Particle Swarm: Social Adaptation of knowledge", Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Indianapolis, Indiana, USA, pp. 303-308.
- [74] R.C. Eberhart and y. Shi, "Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm optimization", Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Pp. 84-88, 2000.
- [75] : J. F. Schutte, "The Particle Swarm Optimization Algorithm"
- [76] : J. Vesterstrøm , Jacques Riget "Particle Swarms Extensions for improved local, multi-modal, and dynamic search in numerical optimisation", Master's Thesis, May, 2002.
- [77] : E. Alonso, M. D'Inverno, Daniel Kudenko, Michael Luck, and Jason Noble, "Learning in Multi-Agent Systems", *Knowledge Engineering Review*, 16(3):277-284, 2001.
- [78] C. H.Yong ,R. Miikkulainen," Cooperative Coevolution of Multi-Agent Systems", Technical Report AI01-287.
- [79] A.Drogoul, "De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes", PhD Thesis, University Paris 6, November 1993.

- [80]: J.Koh, , M. Suk, , S. M.Bhandarkar, “A Multilayer Self-Organizing Feature Map for Range Image Segmentation,” *Neural Networks*, Vol. 8, pp. 67-86 (1995).
- [81] : E. Izquierdo-Torres ,”Collective Intelligence in Multi-agent Robotics : Stigmergy, Self-organisation and evolution”, for *Animal and Machine Intelligence* ,Dec 2003.
- [82] : *F.s Bousquet, Christophe Le Page, Jean-Pierre Müller, Cirad," Modélisation et simulation multi-agent "*
<http://sis.univ-tln.fr/gdri3/fichiers/assises2002/papers/09-ModelisationEtSimulationMultiAgents.pdf>
- [83] : M.Le Bars,"Un Simulateur Multi-Agent pour l'Aide à la Décision d'un Collectif :Application à la Gestion d'une ressource Limitée Agro-environnementale", Thèse Informatique, Paris IX-Dauphine. 2003.
- [84] : A.Drogoul, "Systèmes multi-agents situés", Mémoire d'habilitation à diriger des recherches (habilitation thesis), soutenue le 17 mars 2000.
- [85] : *J.Richard, JR. Bartleson, " Simple Multi-agent Cooperation ", An Approach based on predator – prey modelling.*
- [86] : J. Ferber, “ Multi-Agent System: An Introduction to Distributed Artificial Intelligence”, Jacques Ferber Harlow: Addison Wesley Longman 1999 Paper: ISBN 0-201-36048-9
- [87]: G.Hutzler, B.Gortais, A.Drogoul, "The Garden of Chances: a Visual Ecosystem", *Leonardo*, Vol. 33, Issue 3, April 2000, International Society for the Arts, Sciences and Technology.
- [88]: A. Silva, A. Neves, and E. Costa: Chasing The Swarm: A Predator Prey Approach To Function Optimisation. In Proc. of MENDEL2002 - 8th International Conference on Soft Computing. Brno, Czech Republic, June 5-7, 2002.
- [89]: A. Silva, A. Neves ,E. Costa, An empirical comparison of Particle Swarm and Predator Prey optimisation,*Proceedings of AICS 2002 - 13th Irish Conference on Artificial Intelligence and Cognitive Science*, M. O'Neil et all (Eds.), pp. 103-110, Limerick, Ireland, 12-13 September, 2002.
- [90] : L.Steels “Towards a Theory of Emergent Functionality”, in *From Animals to Animats*, MIT Press, Cambridge, pp. 451-461, 1991.
- [91] : J.Ferber, “Les Systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective”, InterEditions, 1995.
- [92] : M. Wooldridge, “Intelligent Agents. Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence”, Ed. Gerhard Weiss. Cambridge, Mass.: The MIT Press, 27-77. 1999.
- [93] : M. N.Huhns, , L. M. Stephens., “Multiagent Systems and Societies of Agents.”, *Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*.

- Ed. Gerhard Weiss. Cambridge, Mass.: The MIT Press, 79-120. 1999.
- [94] : F.Bousquet C. Le Page, J. Müller, "modélisation et simulation multi-agent",
- [95]: P. K .Sahoo,, S.Soltani, Wong, A. K. C., and Chen, Y. C. "A survey of thresholding techniques." *CVGIP* 41(2) pp. 233{260, February 1998.
- [96] :X. Jiang, "An adaptive contour closure algorithm and its experimental evaluation." *IEEE Trans. on PAMI* 22(11) pp. 1252{1265, November 2000.
- [97] Y. Lu, T. Jiang, and Y. Zang, "Region growing method for the analysis of functional MRI data," *NeuroImage* 20(1), pp. 455–465, 2003.
- [98] N. Richard, M.Dojat, C.Garbay," Dynamic Adaptation of Cooperative Agents for MRI Brain Scans Segmentation",.AIME 2001: 349-358
- [99]: J. Ivins, J.Porrill, "Statistical Snakes : active region models", proceedings of the conference on British machine vision (vol. 2), p.377-386, October 1994, Univ. of , York, United Kingdom.
- [100] J. Z.Wang, J.Li, R.M.Gray, and G.Wiederhold, "Unsupervised multiresolution segmentation for images with low depth of field." *IEEE Trans. On PAMI* 22(1) pp. 85{90, January 2001.
- [101] L. M.Lifshitz, and S. M.Pizer, "A multiresolution hierarchical approach to image segmentation based on intensity extrema." *IEEE Trans. on PAMI* 12(6) pp. 529{540, June 1996.
- [102] H. Frigui, and R. Krishnapuram,, "A robust competitive clustering algorithm with applications in computer vision." *IEEE Trans. on PAMI* 21(5) pp. 450{465, May 2000.
- [103]: J.-M..Jolion, P.Meer, and S. Bataouche, "Robust clustering with applications in computer vision." *IEEE Trans. on PAMI* 13(8) pp. 791{802, August 1991
- [104] M. Mirmehdi, and M. Petrou,"Segmentation of color textures." *IEEE Trans. on PAMI* 22(2) pp. 142{159, February 2000.
- [105] : H.Benoit-Cattin, T.Zouagui and C. Odet, " une vision fonctionnelle de la segmentation d'images." In : Congrès Francophone de Vision par Ordinateur, ORASIS, 5-8 juin, Cahors, France., 2001, pp. 425-433.
- [106] : W.M. Wells, L. Grimson, R. Kikinis, and F.A. Jolesz. "Adaptive Segmentation of MRI data", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(4), pp. 429–442, 1996.
- [107] : A. BOUCHER, C. GARBAY," Des agents spécialisés pour la compréhension de séquences d'images ", *RFIA'98*, vol . II – p.275-284 (1998)
- [108]: J. LIU, Y. T. TANG , " Adaptive Image Segmentation With Distributed Behavior-Based Agents ", *IEEE Trans. On PAMI* 21(6) – p.544-551 (1999)
- [109] : C.J. Veenman, M.J.T. Reinders, and E. Backer, " A cellular coevolutionary algorithm for image segmentation", *IEEE Transactions on Image Processing*, 12(3):304ñ316, March 2003.

- [110] : H.SETTACHE, "Une plate-forme multi-agent pour la segmentation d'images :Application dans le domaine des IRM cérébrales 2D" 2002.
- [111] : S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6, pp. 721–741, 1984.
- [112] : G.Laurence. « Trois principes de coopération pour la segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale". PhD Thesis / IMAG, UNIVERSITE JOSEPH-FOURIER - GRENOBLE I. TIMC (10 October 1999),
- [113] : L.H. Staib and J.S. Duncan," Boundary Finding with Parametrically Deformable Models", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(11), pp. 1061–1075, 1992.
- [114] : T. Kapur, W. Eric, L. Grimson, W.M.Wells, and R. Kikinis,"Segmentation of brain tissue from magnetic resonance images", *Medical Image Analysis*, 1(2), pp. 109–127, 1996.
- [115] : I. Bozma and J.S. Duncan," A Game-Theoretic Approach to Integration of Modules", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(11), pp. 1074–1086, 1994.
- [116] : M.Kass, , A.Witkin, and D.Terzopoulos, "Snakes: active contour models," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No.4, pp. 321-331,1987.
- [117] : Arlindo F. Silva, Ana P. Silva, Ernesto Costa, "SAPPO: A Simple, Adaptive, Predator Prey Optimiser", in Proc. of the 11th Portuguese Conference on Artificial Intelligence, Workshop on Artificial Life and Evolutionary Algorithms (ALEA), EPIA'03, Beja, Portugal, December-2003.
- [118] : H.Maître , "La segmentation par régions", cours
<http://www.tsi.enst.fr/~bloch>
- [119] : N. Paragios, R. Deriche," Geodesic Active Regions for Supervised Texture Segmentation", ICCV 1999: 926-932
- [120] : C. Xu, A.Yezzi, J., and J. Prince, "A summary of geometric level-set analogues for a general class of parametric active contour and surface models", In Proc. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Comp. Vis., pp. 104{111. Vancouver, BC, Canada, July 2001.
- [121] : K.Assogba, Y. Bouaoune, P. Bunel , »Classification par division/fusion pour la détection des rétinopathies vasculaires en angiographie rétinienne en fluorescence", Volume 1 – 2002, pages 1 à 13 – A R I M A. 2002.
- [122] : L. D. Cohen, I.Cohen, "Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images.", *IEEE Trans. on PAMI* 15(11) pp. 1131{1147, November 1993.
- [123] : C.Xu, A.J. Yezzi, J. Prince, "A summary of geometric level-set analogues for a general

- class of parametric active contour and surface models." ,In Proc. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Comp. Vis., pp. 104-111. Vancouver, BC, Canada, July 2001.
- [124] : E. Schermann, T.Ebersole, "An Implementation of Color Statistical Pressure Snakes using HSV Color Space and Redefined Internal Energy Terms," CS 766 Project.
- [125] : P.,Radeva, J.Vitria, "Region-based Approach for Discriminant Snakes",ICIP01 (II: 801-804). *IEEE Top Reference*.
- [126] : J. Donna Williams , M. Shah - "A Fast Algorithm For Active Contours and Curvature Estimation", Image Understanding, Vol55, N°1, pp14-26. 674-680. ,January 1992
- [127]: C. Chesnaud," Techniques statistiques de segmentation par contour actif et mise en oeuvre rapide". PH.D thesis.2000.
- [128] :Y. Juge,t N. Rougon," Segmentation par contours actifs géodésiques"
www-epi.int-evry.fr/~horain/atelvir/Segmentation/EvolutionContours
- [129]: V. Hadziavdic, "A comparative study of active contour models for boundary detection in brain images", MSc thesis in applied physics. University of Bergen, University of Tromsø, Norway, 1999.
- [130] : S. Jehan-Besson, M. Gastaud, M. Barlaud, G. Aubert," Region-based active contours using geometrical and statistical features for image segmentation", IEEE Int. Conference in Image Processing, vol. 2, pages 643-646, Barcelone, Espagne, 2003
- [131] : J.Hatamzadeh-Tabrizi,"Using Active Contours For Segmentation of Middle-Ear – Images", master thesis, 2003.**
- [132] : J. B. Visser , " Enhancing Genetic Programming through the application of swarm principles", PHD thesis
- [133] : V. Gouet, B. Lameyre. SAP," A robust approach to track objects in video streams with Snakes and Points", In *British Machine Vision Conference (BMVC'04), Londres, Angleterre*, 2004.
www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/snakes_coul/MBAI.html
- [134] : A. Coutant ,"La méthode des contours actifs en traitement des images". Mémoire pour l'examen probatoire en Calcul Scientifique.2005
- [135] : X. Xianghua ,M.Mirmehdi," Geodesic Colour Active Contour Resistent to Weak Edges and Noise", In: *Proceedings of the 14th British Machine Vision Conference*, pages 399--408. BMVA Press, September 2003.
- [136] : V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro,,"Geodesic active contours", *International Journal of Computer Vision*, 22(1) :61–79, 1997.
- [137] : S. Thomas, T.Milesi., "detection de contours par filtrage géodesique actif de Caselles "
<http://www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/caselles/index.html>

- [138] : F. RANCHIN," Méthodes par ensembles de niveaux et modes conditionnels itérés pour la segmentation vidéo", PH.D thesis. 1992
- [139]: R. ZARITSKY, N. PETERFREUND, NAHUM SHIMKIN : "Velocity-Guided Tracking of Deformable Contours in Three Dimensional Space"
- [140] : J. Kherroubi, V. Bismuth S. Jbabdi, "Contours Actifs Méthode des ballons."
www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/ballon/menu.html
- [141]: G. HAMARNEH, "Towards Intelligent Deformable Models for Medical Image Analysis" PHD thesis
- [142] : C. LE GUYADER , "Imagerie Mathématique : Segmentation sous contraintes géométriques Théorie et Applications", Thèse de doctorat. 2004

Individus

Être vivant pris isolément.

Population:

Groupe d'individus appartenant à la même espèce.

Communauté:

Ensemble des espèces différentes qui se trouvent dans un endroit donné à un moment donné.

Écosystème:

Une ou plusieurs communautés en relation avec son environnement (milieu de vie).

Ex.: Lac, forêt

La notion d'espèce

L'espèce est un ensemble d'individus semblables qui, dans leur milieu naturel, peuvent se reproduire entre eux et donner naissance à des petits qui pourront se reproduire à leur tour.

L'écologie :

L'écologie est la science qui étudie les relations qui s'établissent entre les organismes vivants et leur environnement.

L'environnement :

Désigne tout ce qui entoure une entité abiotique ou vivante (notion de lieu)le lieu de vie d'une espèce et les différents facteurs biotiques et abiotiques qui l'entoure.

Relations intraspécifiques :

Relation entre individus de la même espèce.

Relations interspécifiques :

Relation entre individus d'espèces différentes

Les relations entre vivants :**Le mutualisme (symbiose)**

Pour survivre, les deux ont besoin l'un de l'autre.

Commensalisme (coopération)

Un des vivants, profite de l'autre sans lui nuire.

Parasitisme :

Un des vivants profite de l'autre en lui nuisant. L'espèce parasitée est généralement de plus grande taille.

Compétition :

Vivants qui recherchent une même ressource.

Prédation :

Un des vivants est mangé par l'autre.

Coopération Versus Compétition

La coopération :

Deux opérateurs sont en coopération si leurs objectifs sont en interférence, soit au niveau des résultats ou à niveau des procédures d'une façon à soutenir chacun l'autre.

La compétition :

Deux opérateurs sont en compétition si leurs objectifs sont en concurrence

La co-évolution :

La co-évolution est une adaptation évolutive entre deux ou plusieurs espèces en fonction de leurs influences réciproques

Un agent est une : Entité active et **autonome** qui interagit avec un **environnement** (réel ou simulé) et qui peut être **intelligente**, **adaptative** ou **sociable**

L'agent est **autonome** car il possède ses propres ressources, ses compétences et ses objectifs, il **décide seul** des actions à réaliser (c-à-d il a son propre contrôle)

L'environnement est tout ce qui n'est pas l'agent

- L'agent est **adaptatif** s'il est capable de modifier son comportement et ses objectifs en fonction des interactions

Parmi les **techniques d'adaptation**:

Les algorithmes génétiques

Les réseaux neurologiques

Recherche heuristique / Le recuit simulé...

Il est **intelligent** s'il est capable de raisonner comme un humain dans une approche cognitive

Ou s'il est capable de survivre dans son environnement dans une approche réactive

Il est **sociable** s'il est coopératif selon un mode de communication :

explicite (à travers des messages) : connaissances, plans, croyances, ...

ou **implicite** : à travers les effets de modification de son environnement

système multi-agent : pouvant agir l'un sur l'autre, les agents sont employés ensemble pour établir des systèmes multi-agent auxquels les différents agents doivent coopérer afin de réaliser collectivement une certaine fonction. Cette nouvelle approche offre les outils puissants pour modéliser et simuler les phénomènes sociologiques et biologiques complexes, qui fournissent à leur tour des métaphores utiles pour concevoir les systèmes informatiques complexes basés sur des concepts d'interaction et d'organisation