Chapitre 3

De la bio-inspiration

On est obligé à présent de regarder l'imposant spectacle de l'évolution de la vie comme un ensemble d'événements extraordinairement improbables, impossibles à prédire et tout à fait non reproductibles.

Stephen Jay GOULD , *La vie est belle*

LA NATURE n'est-elle pas parfaite ? On pourrait le croire en observant l'incroyable diversité des espèces vivantes et leurs formidables facultés d'adaptation. Chaque animal est spécialisé, entre autre en fonction de son environnement et de son type de nourriture. Les dents du lion lui permettent de facilement déchiqueter ses proies, le vautour a une vue perçante, une sorte de loupe étant intégrée au centre de son œil, et les termites sont passées maîtres dans la construction d'édifices.

Pourtant tout ceci ne s'est pas fait en un jour (ni même en sept). L'évolution a pris le temps de générer l'éventail des espèces vivantes, en faisant disparaître les moins adaptées, tout au long d'un long processus de bricolage [110]. De plus, la faculté d'adaptation permettant au vivant de s'adapter à un environnement changeant est une des caractéristiques essentielles à la survie, aussi bien d'un individu que d'une espèce. Cette adaptation, au niveau de l'individu est caractérisée par une capacité d'apprentissage. Une modification du comportement est souvent nécessaire afin de faire face aux aléas de la vie, une non adaptation étant alors synonyme de mort certaine. Au niveau d'une espèce, l'adaptation se fait au fil des générations, au prix de nombreux essais. Par sélection naturelle, les plus aptes à se reproduire ont la chance de transmettre leurs gènes à leur descendance, et ainsi l'espèce reste adaptée à son environnement.

Aux vues de ces deux paragraphes, pouvons-nous toujours dire que la nature est parfaite ? Non, si l'on considère le nombre de morts nécessaires à l'obtention d'une solution adéquate. Mais l'on peut répondre positivement si l'on considère la vie dans son ensemble. En effet, depuis son apparition elle n'a jamais disparu. Malgré de multiples extinctions, des espèces ont toujours trouvé le moyen de s'adapter pour survivre. En comparaison, les machines créées par l'homme semblent parfaites car créées de manière exacte pour un problème particulier. Toutefois, l'adaptation n'y est pas, et une machine n'est pas capable d'effectuer une autre tâche que celle pour laquelle elle a été programmée. N'est-ce donc pas l'adaptation qui fait le succès du vivant ? Et n'est-ce donc pas cela qui manque aux systèmes artificiels ? De plus, outre ces deux niveaux d'adaptation, à l'échelle de l'individu pour l'apprentissage, et de l'espèce pour l'évolution, l'autoréparation est un autre grand atout du vivant. Alors qu'en général, une petite erreur met à mal l'entièreté d'un système artificiel (le mauvais fonctionnement d'une bascule d'un processeur compromet son utilisation), les êtres vivants sont capables de les gérer, en cicatrisant ou en adaptant l'utilisation d'autres parties du corps.

Au cours de ce chapitre, nous allons présenter différents aspects du vivant ayant inspiré les ingénieurs. Nous verrons qu'il s'agit toujours de systèmes adaptatifs, autant dans le sens d'évolution et d'apprentissage que dans le sens d'autoréparation. Après les organismes vivants, nous introduisons leurs pendants artificiels, en mettant l'accent sur les systèmes matériels. Finalement, nous terminons le chapitre par introduire l'architecture des cellules POEtic, qui seront implémentées sur le circuit que nous avons réalisé.

3.1 Le modèle POE

Comme présenté dans l'introduction, les systèmes matériels bio-inspirés peuvent être analysés selon trois axes organisationnels : phylogénétique (P), ontogénétique (O), et épigénétique (E) [204, 217, 218], qui peuvent être combinés pour obtenir des mécanismes dits POE. Sur le plan naturel, le premier traite de l'évolution des espèces au cours du temps, le deuxième du développement d'un individu à partir d'une seule cellule, et le troisième de l'apprentissage tirant profit des expériences vécues durant la vie. Sur le plan artificiel, le premier concerne les algorithmes évolutionnistes, le deuxième les systèmes de croissance et d'autoréparation, et le troisième les réseaux de neurones et les systèmes d'apprentissage.

Dans le cas des systèmes artificiels, bien que la majorité des applications courantes soient exécutées par des processeurs présents dans des ordinateurs, les implémentations matérielles ont plusieurs avantages :

- L'exécution matérielle, pour des systèmes cellulaires faisant intervenir du parallélisme, est nettement plus rapide que la logicielle.
- La tolérance aux pannes peut tirer profit d'une implémentation matérielle. En effet, dans un processeur, une faute dans un seul composant est fatale au fonctionnement du système, alors qu'un système cellulaire peut être conçu de manière à ce que des cellules en attente reprennent la tâche de cellules détruites.
- Les nanotechnologies nous promettent la faisabilité de systèmes composés d'un très grand nombre d'éléments identiques qu'il faudra être capables d'organiser. Dès lors, les implémentations matérielles actuelles permettent de mettre au point les applications futures des nanotechnologies, qui devront faire preuve de grandes facultés de tolérance aux fautes.

Le modèle POE se propose d'analyser les systèmes matériels bio-inspirés selon les trois axes susmentionnés (Figure 3.1). Alors qu'un grand nombre d'applications ne mettant en jeu que l'un de ces trois axes ont déjà vu le jour, nettement moins de systèmes combinant deux axes ont été réalisés, et aucun ne l'a été en combinaison des trois.

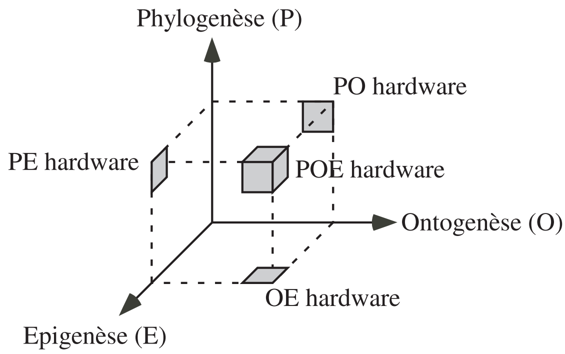


Figure 3.1 : *La représentation tridimensionnelle du modèle POE.*

3.2 La vie en 3 axes

Nous allons survoler les trois axes du vivant en présentant les principes de base de chacun, qui ont et vont inspirer les chercheurs. Notons au passage que ces trois axes représentent trois niveaux organisationnels, qui peuvent être vus comme des arbres : l'arbre phylogénétique, qui recense les liens de parenté entre les espèces vivantes, l'arbre ontogénétique [1] , qui voit une cellule se diviser en deux, puis quatre, dans un processus de complexification amenant à l'organisme entier, et l'arbre épigénétique, qui correspond à la création des neurones et de leurs interconnexions.

3.2.1 Phylogenèse

Lors d'une fécondation, chaque parent transmet à sa progéniture la moitié de ses gènes. De cette manière, l'enfant a tendance à ressembler à sa mère et à son père, puisqu'il se développe sur ce substrat génétique qu'il partage en partie avec eux. Ce génome définit en effet une sorte de programme de formation de l'être à partir de la première cellule de base (cf. section 3.2.2). Les espèces évoluent donc, de par le mélange incessant de gènes au sein d'une population d'individus génétiquement compatibles. De plus, un individu, pour pouvoir se reproduire, doit être suffisamment adapté à son environnement pour ne pas mourir avant d'avoir atteint sa maturité sexuelle. En conséquence, les parents sont des êtres aptes à la survie, qui auront tendance à donner naissance à une progéniture également capable de s'intégrer dans son environnement. Ce processus, appelé sélection naturelle, force une population à ne toujours être composée que d'individus bien adaptés.

Nous désirons ici nous étendre quelque peu sur les différentes théories de l'évolution, qui sont trop souvent ignorées au profit de la théorie de Darwin. Ces quelques considérations biologiques n'étant toutefois pas essentielles à la compréhension de la présente thèse, le lecteur peu enclin aux théories sur l'évolution des espèces peut sans sourciller passer à la section suivante.

[1] L'arbre ontogénétique du vers Caenorabditis Elegans [191], par exemple, est connu, et définit exactement la création des 959 cellules qui le composent.

Créationnisme

Dieu créa la Terre et tous ses habitants en six jours ! C'est en tout cas ce que laisse entendre la Bible. Tous les individus d'une espèce vivante seraient donc issus d'un seul couple originel, tel Adam et Eve pour les humains, ou plus généralement, créés par un ou plusieurs Dieux. Dans cette théorie qui n'en est pas vraiment une car non réfutable, l'évolution n'existe pas, seule la disparition d'une espèce étant possible. Bien que peu probable en tant qu'explication du vivant, nombre d'entre-nous considèrent le créationnisme comme étant la seule et unique vérité. Nous n'y accorderons toutefois que peu d'attention, le fixisme des espèces ne laissant aucune place à une quelconque adaptation, et sa non réfutabilité n'étant pas acceptée des scientifiques.

Fixisme

Vers la fin des années 1700, Georges Cuvier [35], un Français brillant par son esprit, élabore le fixisme. Entièrement en accord avec le créationnisme, il le nuance toutefois en introduisant le fait qu'il n'y aurait pas eu qu'une seule création, mais plusieurs. Suite à des catastrophes anéantissant toute vie sur Terre, le Créateur aurait créé de nouvelles espèces, dont celles issues de la dernière création auraient subsisté jusqu'à nos jours. Là encore, toute trace d'évolution est écartée, permettant à Cuvier de figurer dans les bons papiers de l'Eglise et des "bien-pensants". Cette approche n'est toutefois pas une théorie, de par les même arguments que pour le créationnisme.

Transformisme

Ce n'est qu'au début du 19$^{\text{ème}}$ siècle que Jean-Baptiste Pierre Antoine de Monet, chevalier de Lamarck, propose une nouvelle théorie. En 1800, il prononcera les mots suivants lors de d'un discours inaugural au Museum National d'Histoire Naturelle :

> "Je pourrais prouver que ce n'est point la forme du corps, soit de ses parties, qui donne lieu aux habitudes, à la manière de vivre des animaux ; mais que ce sont au contraire les habitudes, la manière de vivre et toutes les circonstances influentes qui ont avec le temps constitué la forme des animaux." [104]

Ce discours présente ce qui deviendra le transformisme, à savoir la première théorie évolutionniste. Dans sa *Philosophie Zoologique* [134] de 1809, Lamarck introduit le concept d'évolution avec hérédité des caractères acquis. Dans cette théorie, un individu ayant appris certains comportements ou dont le corps se serait modifié pourrait transmettre ces changements à sa progéniture. L'exemple le plus fréquemment cité est le cas de la girafe, dont le cou se serait allongé au fil des générations. Le cou d'un individu s'allongerait durant sa vie, afin d'attraper le plus de feuilles possibles, et cette modification physiologique serait transmise à sa descendance.

Malheureusement pour Lamarck, aucune de ses expériences ne put prouver sa théorie. Il avait introduit le concept d'évolution, mais il fallut attendre un demi-siècle pour voir le darwinisme arriver.

Notons que bien que le lamarckisme ait été abandonné depuis de nombreuses années, de récents travaux tels ceux de l'équipe de Lars Olov Bygren [112] tendent à montrer qu'il existerait une hérédité liée à des expériences vécues. De même, Yves Coppens, un éminent spécialiste français de l'évolution, cité dans Science et Vie, imagine

> "dans les caryotypes mêmes [les chromosomes, Ndlr] un mécanisme subtil qui serait capable de recevoir de l'information du milieu qui change et de s'en servir, en toute connaissance de cause, pour provoquer, dans la bonne direction, lesdites mutations." [132]

Cette nouvelle orientation des recherches n'en est qu'à ses débuts, et d'autres expériences sont nécessaires avant d'annoncer à grand fracas le retour d'une certaine forme de Lamarckisme. Sur le plan des systèmes artificiels, le concept de Lamarckisme à été étudié par plusieurs équipes de recherche, dont certains des travaux sont résumés dans [82], [90], et [205].

Darwinisme

Revenons donc au 19$^{\text{ème}}$ siècle. La théorie de la sélection naturelle, ou darwinisme, est attribuée à Charles Darwin, qui la présente de manière fort complète dans son *Origine des Espèces par voie de sélection naturelle* de 1859 [52]. Toutefois, il nous semble important de souligner le fait que Alfred Russel Wallace fut co-fondateur (oublié) de la théorie. En 1858, alors que Darwin peaufine son livre, il reçoit une lettre de Wallace dans laquelle sont présentés tous les concepts sur lesquels il travaille. De peur de se faire voler la vedette, Darwin décide, sur conseils de Charles Lyell et Joseph Hooker, alors que Wallace était à l'autre bout du monde, de présenter leur vision de l'évolution des espèces. La présentation est faite devant la Linnean Society puis publiée dans leurs proceedings [54], en prenant bien garde d'exposer en premier les travaux de Darwin. Et c'est ainsi que naquit la théorie de la sélection naturelle, selon laquelle les individus les plus féconds engendrent plus de descendants, et donc imposent leurs caractères au fil des générations. L'évolution des espèces serait donc poussée dans la direction des plus aptes à la survie et à la procréation, les caractères biologiques la favorisant étant transmis à la progéniture, et ce grâce à la fécondité différentielle.

Notons que Darwin, à l'instar de Lamarck, croit à une transmission de caractères acquis, la pangenèse. Des gemmules serviraient au corps pour l'envoi d'informations aux parties génitales, et donc les informations transmises à la progéniture pourraient être affectées par les expériences vécues par l'individu [53].

Néo-darwinisme

Le néo-darwinisme voit sa source dans les travaux de Ernst Haeckel, en fin de 19$^{\text{ème}}$ siècle, avant la redécouverte des lois de Mendel. Le terme néo-darwinisme est introduit en 1896 par George Romanes, pour décrire la pensée d'August Weismann, qui est un fervent partisan de cette nouvelle théorie selon laquelle la sélection naturelle est toujours d'actualité, mais qui réfute la transmission des caractères acquis qu'avaient suggéré Lamarck et Darwin. Dans cette lignée, Gustav Fischer, J.B.S. Haldane et Sewall Wright proposent ensuite des modèles mathématiques de la sélection naturelle.

Théorie synthétique

En 1866, Gregor Mendel publie ses résultats [152], présentant les premiers travaux en génétique expliquant la transmission des caractères héréditaires. Ce n'est toutefois qu'à partir de 1900 que naît la génétique, après que ses travaux aient été reconnus.

Basés sur cette nouvelle science, Theodosius Dobzhansky [60], Ernst Mayr [147, 148], Georges Gaylord Simpson et Julian Huxley vont, dans les années 1940, lancer les bases de la théorie synthétique, en alliant la génétique et la paléontologie à la théorie néo-darwinienne. Le concept de sélection naturelle reste équivalent, mais la transmission du patrimoine génétique explique ici la transmission des caractères. Les chromosomes des deux parents sont mélangés par un processus appelé crossing-over, que nous expliciterons à la page 47. De plus, des mutations peuvent intervenir, en modifiant le génome d'un individu de manière aléatoire. Cette théorie explique donc la microévolution (au niveau des individus). Bien qu'adoptée par une grande majorité, elle pose quelques problèmes sur le plan de la macroévolution (au niveau des espèces). En effet, la théorie synthétique est une théorie gradualiste, où l'évolution d'une espèce vers une autre se ferait lentement, par micro changements successifs, et les paléontologues peinent à trouver des fossiles entre certaines espèces. Il existe trop de chaînons manquants que cette théorie ne peut expliquer.

Monstres prometteurs

Deux théories saltationnistes, celle des monstres prometteurs et celle des équilibres ponctués, vont à l'encontre du gradualisme. La première, due à Richard Goldschmidt, fut publiée en 1940 [78]. Goldschmidt y distingue les petites mutations de la microévolution gardant une continuité dans l'espèce, des grandes mutations de la macroévolution. Ces dernières généreraient des monstres prometteurs, relativement distants de leurs congénères sur le plan génétique. Ces nouveaux individus seraient alors à la base d'une nouvelle espèce, sans qu'un changement graduel ne puisse être observé.

Cette théorie eut beaucoup de mal à se défendre face aux acteurs de l'approche néo-darwinienne. Ce n'est qu'à partir de 1970 que les progrès en génétique permirent de montrer que la modification d'un seul gène pouvait avoir d'énormes conséquences sur la morphologie d'un individu. Paolo Sordino, Frank van der Hoeven et Denis Duboule [61, 222], ont entre autre montré que la modification de seulement deux gènes organisateurs a pu transformer une nageoire en une patte lors du passage des poissons à la vie terrestre. Les monstres prometteurs ont donc pu jouer un rôle non négligeable dans l'évolution des espèces.

Équilibres ponctués

Dans la même optique non gradualiste, Niles Eldredge et Stephen Jay Gould publient en 1972 leurs idées sur la question [67]. Leur théorie des équilibres ponctués, habituellement attribuée à Gould, consiste en une évolution active sur de très courtes périodes, le reste du temps ne voyant que peu de variations au sein d'une même espèce. Ces courtes périodes peuvent être dues à un élément tel qu'une catastrophe naturelle, ou un brusque changement de l'environnement. Durant cette transition, soit un grand nombre d'individus ne survivraient pas, et une nouvelle population serait créée à partir d'un sous-ensemble de la population initiale, soit la population serait séparée en sous-populations par un facteur quelconque.

Cette théorie, la plus communément admise par la communauté paléontologique, explique entre autre le manque de fossiles entre deux espèce parentes. La période d'évolution étant très courte, il est effectivement très peu probable de tomber sur un fossile correspondant.

Neutralisme

Quelques temps avant la théorie de Gould, Mooto Kimura publie la *Théorie neutraliste de l'évolution* [121], jetant un pavé dans la mare de la théorie synthétique. Suite à de nombreuses expériences reprenant certaines des idées de Malécot, Wahlund et Wright, il conclut que la sélection naturelle n'a que peu d'influence quant à l'évolution moléculaire. Cette évolution ne pousserait pas dans la direction d'une meilleure adaptation, mais la plupart des mutations seraient neutres au regard de la sélection naturelle, et l'évolution correspondrait à une dérive génétique aléatoire.

Cette approche est intéressante dans le sens où ce ne sont que le hasard et les probabilités qui guident l'évolution, en créant un grand nombre de possibles, la sélection n'intervenant que dans l'élimination des inaptes.

Néo-mutationnisme

Un des défauts de la sélection naturelle est le manque de considération des contraintes structurelles, physiques, ou liées au fonctionnement de la cellule. Ces contraintes peuvent dans certains cas forcer l'évolution dans une certaine direction, sans apporter d'avantage sélectif. Un des exemples de cette théorie est la cavité cylindrique centrale présente au milieu des coquilles d'escargots, qui, selon Stephen Jay Gould [81], serait due à des modalités de développement des mollusques plus qu'à une sélection. Le néo-mutationnisme prend donc en compte les contraintes structurelles. De plus, elle réactualise la théorie des monstres prometteurs en mettant l'accent sur les mutations plus que sur la sélection, remettant le hasard au goût du jour.

Transitionisme

Finalement, une dernière théorie se développe à partir des travaux en génétique moléculaire du développement. Selon cette théorie, développée entre autres par l'équipe de Duboule [62], les mécanismes d'évolution ont eux-mêmes évolué au cours du temps, passant du gradualisme au ponctualisme. La démonstration se base sur le fonctionnement des gènes en observant que ceux-ci n'ont que peu varié tout au long de l'histoire du vivant. Nous retrouvons en effet les mêmes groupements dans les organismes ancestraux que chez l'être humain. La création d'organismes complexes n'a donc pu se faire que par l'introduction de la multifonctionnalité des gènes, ces derniers ne servant plus à définir un seul paramètre du développement, mais étant actifs dans plusieurs processus. Dès lors, les réseaux de régulation des gènes sont devenus de plus en plus complexes, et la modification d'un gène n'influant plus sur une seule partie du développement risque fort de compromettre d'autres parties, rendant ainsi l'embryon inapte à la survie. Ceci implique donc une grande résistance des gènes à la variation, peu de celles-ci étant permises. De ce fait, l'évolution d'une espèce vers une autre, qui dans les temps anciens pouvait se faire de manière gradualiste, ne dispose que de peu de possibilités, et ces possibilités représentent de grands sauts évolutifs de par le fait qu'une modification influe sur beaucoup de mécanismes.

Remarques

Nous venons de parcourir les différents courants de pensée concernant l'évolution des espèces, et pouvons remarquer la diversité des approches analytiques. De notre point de vue, un des faits importants négligé par la théorie synthétique est la distinction entre la micro et la macro évolution. Les algorithmes évolutionnistes, qui reproduisent les principes de l'évolution en se déclarant enfants du darwinisme, ne font également pas la distinction entre les deux échelles. Il serait toutefois intéressant de considérer les autres théories, une grande part des résultats de ces algorithmes étant trouvés grâce à des monstres prometteurs...

3.2.2 Ontogenèse

Le deuxième axe traite du développement de l'être à partir d'un oeuf fécondé, le zygote. Lors d'une reproduction sexuée, cette cellule contient la moitié des gènes du père et la moitié de ceux de la mère, qui ensemble décrivent la manière dont l'organisme doit se construire. La création d'un organisme entier à partir de l'oeuf est une oeuvre extraordinairement complexe et sa compréhension complète nécessitera encore de nombreuses années de travail, si toutefois nous devons en percer tous les secrets un jour.

L'information nécessaire au développement est stockée dans les chromosomes, qui sont composés d'ADN (Acide DésoxyriboNucléique, dont la structure à été découverte en 1953 par Crick et Watson [252]), et forment le patrimoine génétique d'un être vivant. Le codage de base correspond à la manière dont sont arrangés les quatre acides nucléiques constituants de l'ADN : la Guanine, l'Adénine, la Cytosine, et la Thymine. Il est intéressant de constater que le génome humain contient environ 35'000 gènes alors que le corps humain adulte est composé de cent mille milliards de cellules (10^{14}). Il est donc bien clair qu'un gène ne décrit pas une cellule, mais qu'un mécanisme de développement est nécessaire à la traduction de l'information des gènes en un corps entier. Il est également important de constater que le patrimoine génétique est présent dans toutes les cellules de l'organisme (sauf dans les cellules germinales qui n'en contiennent que la moitié). Ceci implique une duplication de l'ADN lors d'une mitose (duplication de la cellule), et permet au corps de disposer d'autoréparation. En effet, lorsque des cellules meurent ou que le corps est blessé, le corps est capable de se réparer en cicatrisant. Les organismes vivants sont donc les meilleurs exemples de systèmes auto-réparateurs, laissant les machines loin derrière et du pain sur la planche pour les ingénieurs.

Quels sont donc les mécanismes de développement de l'embryon ? Nous n'entrons pas ici dans trop de détails, laissant le lecteur trouver des réponses dans [255] et [135], mais présentons succinctement les principes directeurs connus actuellement.

Position

La fonctionnalité d'une cellule dépend entre autre de sa position dans l'organisme, qui est définie par les interactions qu'elle entretient avec son environnement. Une partie de son génome peut alors être exprimée en fonction de ces interactions. Deux systèmes influançant le comportement de la cellule semblent probables, à savoir la diffusion d'un gradient chimique et la communication intercellulaire.

Gradient chimique Un composé chimique émis depuis un emplacement précis, la zone polarisante, pourrait diffuser sur au plus un demi millimètre, ce qui correspond à environ 30 à 50 cellules. Ces gradients chimiques seraient donc utilisés lors des premières phases du développement, le nombre de cellules y étant encore petit. Un processus serait alors déclenché en fonction de la quantité de produit chimique, laissant le reste du développement s'effectuer par un autre mécanisme. A titre d'exemple, les "doigts" numéros 2 à 4 d'un membre d'embryon de poulet sont initiés par une zone polarisante. En ajoutant artificiellement une deuxième zone, il est possible de créer un poulet avec deux fois plus de doigts disposés de façons symétrique avec une organisation de type 4,3,2,2,3,4 au lieu de 2,3,4.

Communication intercellulaire La communication intercellulaire est également importante. En fonction de son état interne, une cellule envoie des signaux chimiques à son voisinage. Ces interactions modifient alors le comportement interne des autres cellules, et de ce fait, de simples communications locales peuvent aider à la création d'un organisme.

Temps

Le temps semble jouer un rôle important dans le développement d'un organisme. Comme l'a observé l'équipe bâloise de Gehring [74], la formation de l'axe de la colonne vertébrale est dirigée par un ensemble de gènes organisateurs placés dans le génome dans un ordre bien précis. Ces gènes sont exprimés dans l'ordre de leur positionnement, et durant un temps donné. De cette manière, les gènes actifs à un instant précis définissent le type de vertèbre à générer. Toujours basé sur le temps, la création du bras se fait à partir d'un bourgeon comprenant une zone proliférative. Ce bourgeon part du tronc pour créer le bras entier, en générant de nouvelles cellules. Une cellule posséderait une horloge qui s'arrêterait lorsqu'elle quitte la zone proliférative. Le temps passé dans cette zone définirait alors la position de la cellule dans le bras.

Réseau de régulation de gènes

Finalement, citons les réseaux de régulation de gènes. Il existe en effet plusieurs types de gènes participant au développement, et entre autres les gènes de régulation et les gènes de différenciation. Les premiers génèrent des protéines, qui elles-mêmes activent ou inhibent d'autres gènes, et ceci dans un réseau de dépendance pouvant être inextricable. Cette dynamique de la cellule permet son fonctionnement et dans notre cas précis, le développement de l'organisme.

Cellules souches

Les gènes de différenciation sont exprimés à des stades particuliers, lorsqu'une cellule doit se différencier. En effet, il existe, dans le corps humain, environ 350 différents types de cellules (musculaires, neuronales, ...), qui servent toutes en des endroits bien particuliers de l'organisme. Au début du développement, l'embryon est composé de cellules souches, totipotentes, qui peuvent se différencier en n'importe quel type. Ces cellules ont donc le potentiel de pouvoir effectuer n'importe quelle tâche, jusqu'à leur spécialisation. Ce processus, que l'on croyait irréversible [179], est en fait réversible, et des cellules différenciées peuvent redevenir des cellules pluripotentes.

Contrôle

Durant le développement embryologique des invertébrés, il n'existe pas d'architecte unique qui supervise les travaux, les cellules étant seules responsables de cette tâche, et ce de manière totalement distribuée. Cette distribution du développement offre l'avantage qu'il n'existe pas de maillon faible central, le dysfonctionnement d'une cellule étant souvent contrecarré par son entourage. Chez les vertébrés, en revanche, un contrôle centrale existe sous forme d'hormones, qui irradient dans le corps entier.

Remarques

La diversité des mécanismes semblant être mis en jeu lors du développement de l'organisme est importante. Les chercheurs se sont inspirés de chacun de ceux-ci pour la mise au point de nouveaux algorithmes développementaux, que nous présenterons à la page 51. Notons juste que l'extrême complexité du développement embryonnaire, basé sur la quantité d'information limitée qu'est notre génome, laisse présager une manière de résoudre le problème de scalabilité [2] des systèmes artificiels.

3.2.3 Epigenèse

Troisième axe de la vie, l'épigenèse constitue ce que nous appelons communément l'apprentissage. Notre savoir, qui définit notre comportement, est composé d'éléments innés et acquis. Les premiers nous sont "imposés" par nos gènes, qui semblent coder certaines réactions du type réflexes. Les seconds correspondent à l'ensemble des expériences accumulées durant la vie d'un individu, qui l'enrichissent et influent sur ses décisions courantes. Cet apprentissage nécessite un systèmes nerveux capable d'adaptation, ce que quasiment tous les animaux pluricellulaires possèdent. L'être humain dispose quant à lui d'un cerveau volumineux composé de quelques 10 à 30 milliards de neurones.

Mais qu'est-ce qu'un neurone ? Il s'agit principalement d'une cellule particulière ayant quatre fonctions, à savoir de transmettre de l'information extérieure ou intérieure, analyser cette information, et potentiellement la mémoriser. Ils servent à récupérer les données sensorielles tels que la lumière pénétrant les yeux ou le toucher sur la peau, à traiter et stocker cette information, et à agir sur les muscles de manière à faire se mouvoir le corps. Ils sont composés d'un corps cellulaire, d'un axone capable de transmettre de l'information sur une longue distance, et de dendrites récupérant de l'information d'autres neurones.

Il existe dans le cerveau une foule de types de neurones différents. Leur fonctionnement de base est toutefois toujours semblable, et utilise des potentiels électriques. Un neurone est capable d'émettre un signal électrique transmis à ceux lui étant connectés. Cette émission dépend de l'état interne de la cellule ainsi que des stimuli reçus, et est typiquement activée lorsqu'un seuil de potentiel est atteint.

Il est intéressant de noter que l'épigenèse est fortement liée à l'ontogenèse, le cerveau n'étant que partiellement formé à la naissance (la capacité crânienne augmente ensuite de 4,3 fois) [155]. Durant le développement, les neurones se différencient et

[2] La scalabilité correspond à la faculté d'un système composé d'éléments de base à être étendu à un système en contenant un grand nombre.

se disposent en couches dans le cerveau, grâce à leur capacité migratoire. Ils sont formés sur la surface cérébrale, puis migrent vers le centre en s'accrochant à des cellules gliales, qui les guident dans la bonne direction. Ils s'arrêtent à un emplacement correspondant à leur fonction, créant ainsi les différentes couches cérébrales.

Les neurones sont reliés entre eux par des synapses qui sont créées à raison de 40'000 par secondes à la naissance. Un fait important est qu'une synapse ne perdure que si elle reçoit un feed-back environnemental, c'est-à-dire participe à un traitement d'information. Et alors que nous pensions que lorsque la construction du cerveau était achevée plus aucun neurone ne pouvait être généré, de récents travaux [73] montrent qu'il existe une forme de neurogenèse, des neurones, des axones, et des dendrites se créant durant toute la vie de l'individu.

3.3 Les Systèmes artificiels en 3 axes

La vie analysée selon ces trois axes organisationnels nous a montré sa formidable capacité d'adaptation, aussi bien au niveau individuel qu'à celui de l'espèce. Les chercheurs se sont grandement inspirés de ces processus lors de la mise au point de nouvelles techniques dans divers domaines. Nous allons visiter ces champs d'investigation dans les trois domaines précédemment présentés, avant de voir la manière dont ils peuvent être combinés jusqu'à arriver à un système POE.

3.3.1 Phylogenèse

Les théories de l'évolution décrites précédemment, et principalement le néo-darwinisme, ont conduit à la création des algorithmes évolutionnistes. Ces algorithmes permettent de résoudre des problèmes d'optimisation pour lesquels une solution déterministe ne peut être trouvée en un temps raisonnable. A titre d'exemple citons celui du voyageur de commerce, qui consiste à trouver le chemin le plus court pour la visite de n villes. Le nombre de solutions possibles y est de l'ordre de $n!$ [3], qui grandit de façon non polynomiale avec le nombre de villes. L'exécution d'un algorithme testant toutes les configurations possibles d'un tel systèmes n'est dès lors pas réaliste pour de grandes valeurs de n.

Les problèmes de ce type sont appelés NP-durs et nécessitent un temps de calcul non-polynômial, qui croît donc très vite en fonction de la taille du problème. Ils sont caractérisés par un espace de recherche très grand, sur lequel on ne peut pas effectuer une simple descente de gradient, à la manière d'une escalade de montagne, où, en suivant la pente il est aisé d'arriver au sommet. En robotique, par exemple, l'optimisation de paramètres ou la tâche de contrôle peuvent également ne pas forcément être résolues de manière déterministe.

Bien qu'utilisés pour l'optimisation, il est important de noter qu'ils ne fournissent pas obligatoirement la solution optimale à un problème. Le résultat est plutôt une solution acceptable, qui approche assez l'optimum pour satisfaire le problème.

Le premier algorithme évolutionniste, appelé algorithme génétique [101], fut proposé par John Holland. De nombreuses adaptations furent développées, comme la programmation génétique [129] de John Koza, visant à laisser un programme informatique être généré automatiquement à partir d'une tâche à effectuer, la Particle Swarm

[3] $n! = n * (n-1) * (n-2) * ... * 2 * 1$

Optimization [119], ou les Stratégies Evolutives [190]. Un bon résumé des différentes approches peut être trouvé dans l'article de Back [18], et nous ne présenterons ici que les algorithmes génétiques.

Algorithme génétique

Le concept de base d'un algorithme génétique, dont le pseudo-code est décrit par l'algorithme 3.1, repose sur une population d'individus, chacun étant représenté par un génome. Le génome, défini sur un alphabet à choisir, code une des solutions possibles de l'ensemble des solutions, typiquement une chaîne binaire, un ensemble de nombres réels, ou une structure en forme d'arbre. Lors de la résolution d'un problème par algorithme génétique, la première question à se poser consiste en le choix de l'alphabet, qui aura une grande influence sur l'efficacité de l'algorithme. A titre d'exemple, si nous voulons trouver, pour une fonction réelle du type $f(x, y, z)$, les valeurs de x, y, et z permettant de minimiser cette fonction, il sera peut-être plus judicieux de choisir comme génome d'un individu trois valeurs réelles (x, y, z) plutôt qu'un codage binaire $(x_0, x_1, \cdots, x_n, y_0, y_1, \cdots, y_n, z_0, z_1, \cdots, z_n)$, où $x_i, y_i, z_i \in \{0, 1\}$ pour $i \in \{0, \cdots, n\}$.

Dans la phase d'initialisation, une population d'individus est générée aléatoirement. Chaque individu est ensuite évalué et son fitness calculé en fonction de la tâche à optimiser. Basée sur ces évaluations, une sélection est appliquée à la population afin de créer une nouvelle génération. Un possible crossing-over et une potentielle mutation sont appliqués aux nouveaux individus avant de les réévaluer, et tout ce processus est exécuté jusqu'à ce qu'une solution acceptable soit trouvée ou que le nombre limite d'itérations soit atteint.

Algorithme 3.1 Algorithme Génétique

Entrées : Un problème, et particulièrement une fonction de fitness
Résultat : Une solution acceptable

```
Initialiser la population g(0) aléatoirement
Evaluer chaque individu de la population g(0)
Tant que une solution acceptable n'est pas trouvée ou le nombre limite d'itérations n'est pas atteint Faire
    Générer la population g(t+1) par sélection, t=t+1
    Recombiner g(t)
    Muter g(t)
    Evaluer la population g(t)
Fin tant que
```

Nous allons maintenant détailler quelque peu les différentes opérations d'un algorithme génétique standard.

- **Initialisation**
  Lors de l'initialisation de l'algorithme, une population de n individus est créée, en générant des génomes aléatoires. Pour une chaîne binaire, chaque bit sera fixé à '0' ou '1' avec une probabilité de 0.5, et pour une représentation en arbre, un petit arbre aléatoire pourra être créé. Bien que cette manière de faire peut sembler la plus normale, un problème de bootstrap peut toutefois surgir. En effet, si tous les individus générés ont un fitness nul, l'évolution ne pourra pas démar-

rer efficacement. Dans ce cas la génération de la première génération pourra être tronquée, en biaisant les probabilités, ou en se basant sur de précédents résultats.

- **Calcul du fitness**

  Le calcul du fitness est l'opération centrale de l'algorithme, puisque c'est elle qui définit le but à atteindre. Il s'agit d'évaluer chaque individu de la population en fonction du problème posé. Toute l'efficacité de l'algorithme, outre le taux de mutation et de recombinaison, réside dans la manière de calculer le fitness à partir du génome. Pour ce faire, la façon de représenter le génome est cruciale et doit non seulement minimiser la taille de celui-ci, mais aussi favoriser une évaluation rapide de l'individu.

  Dans la majorité des cas cette opération est la plus gourmande en temps de calcul (typiquement de l'ordre de 99%).

- **Sélection**

  Une nouvelle génération est créée à partir de la génération courante, et ceci en fonction des *fitnesses* des différents individus. Pour ce faire, différents types d'algorithmes existent :
  - **La sélection proportionnelle** utilise directement la valeur de fitness des individus. Après les avoir normalisés dans l'intervalle $[0, 1]$, leur valeur associée sert de probabilité de sélection. La sélection consiste donc à placer les individus dans un camembert avec une aire proportionnelle à leur fitness, et de lâcher n fois une pièce, gardant ainsi l'individu sur l'aire duquel la pièce est tombée. Un grand désavantage de cette méthode réside dans le fait qu'un individu largement supérieur aux autres sera sélectionné un nombre trop élevé de fois, empêchant une bonne exploration du champ de solutions avec le risque de voir l'algorithme converger rapidement vers un minimum local.
  - **La sélection selon le rang** permet d'éviter le problème de la sélection proportionnelle. Les individus y sont listés par ordre de valeur de fitness, et une probabilité de sélection est donnée à chacun. De cette manière il est possible d'empêcher le meilleur individu d'être sur-sélectionné. Pour reprendre la visualisation du camembert, ici l'aire d'un individu ne correspond plus à son fitness, mais à une valeur dépendante de sa place dans la liste ordonnée.
  - **La sélection par tournoi**, pour un tournoi de valeur k, choisit au hasard k individus, et sélectionne le meilleur pour la génération suivante, et ce n fois. Cette approche laisse une plus grande chance aux individus n'ayant pas un excellent fitness de faire partie de la génération suivante.
  - **La sélection tronquée** est une approche dans laquelle les x meilleurs individus sont conservés en formant n/x descendants. Cette manière de faire peut toutefois conduire à une perte de diversité, trop peu de parents étant sélectionnés.
  - **Elitisme** Jumelée à une des quatre approches précédentes, l'élitisme consiste en la sélection automatique des x meilleurs individus, qui sont placés tels quels dans la nouvelle génération. Il permet ainsi d'éviter la perte potentielle des meilleures solutions.

- **Recombinaison**

  Après avoir été sélectionnés, les individus de la nouvelle génération peuvent se recombiner, avec une certaine probabilité. Cette opération, appelée crossing-over en anglais, mélange deux génomes de manière à potentiellement pouvoir trouver de nouvelles solutions pouvant être meilleures. La figure 3.2 présente une recombinaison de deux chaînes binaires de 8 bits avec un point de recombinaison, et la figure 3.3 montre une recombinaison de deux arbres, où deux arcs sont choisis aléatoirement, les deux sous-arbres étant alors interchangés.

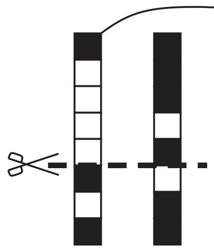


Figure 3.2 : *Exemple de recombinaison d'une chaîne binaire.*

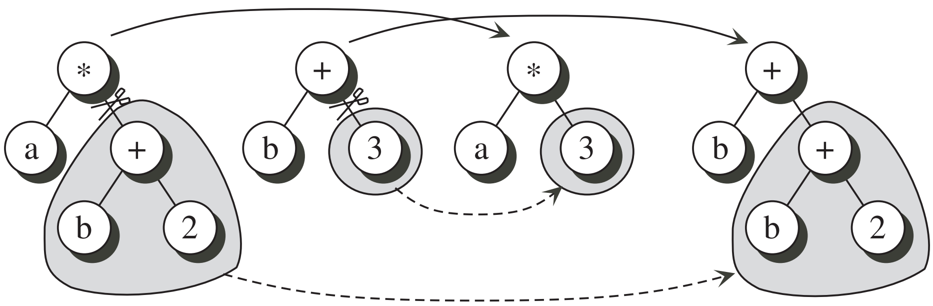
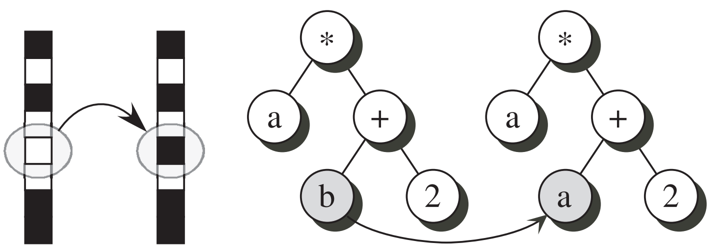


Figure 3.3 : *Exemple de recombinaison d'un arbre.*

☐ **Mutation**

Après avoir été possiblement recombiné, le génome d'un individu peut subir des mutations selon une probabilité prédéfinie. Pour une chaîne binaire il s'agira de changer la valeur d'un bit (Figure 3.4(a)), et pour un arbre il pourra s'agir de modifier un noeud (Figure 3.4(b)). Les mutations permettent de maintenir une certaine diversité au sein d'une population qui pourrait rapidement converger. De plus, elle favorise l'exploration, en proposant de nouveaux génomes qui ne pourraient être obtenus par simple recombinaison.



(a) Exemple de mutation d'une chaîne binaire

(b) Exemple de mutation d'un arbre

Figure 3.4 : *Exemples de mutations.*

Matériel évolutif

Les algorithmes évolutionnistes sont largement utilisés dans un grand nombre de domaines, allant du contrôle de robot [178] à la création d'antennes pour satellites [140], en passant par l'optimisation de la forme de lentilles [172]. Nous n'allons toutefois nous intéresser qu'à l'un de leurs champs d'application, à savoir le matériel évolutif.

La création de circuits électroniques est, de manière traditionnelle, menée à bien par des ingénieurs. Toutefois, les algorithmes génétiques ont déjà montré leur capacité à générer des designs portant sur des problèmes particuliers. Le principe y est de fournir au système des entrées et de le faire évoluer de manière à ce que les sorties correspondent au résultat désiré. L'avantage de l'approche évolutive est qu'elle peut générer des solutions que des ingénieurs n'auraient pas trouvées, l'algorithme n'étant pas cantonné aux méthodes de design traditionnelles, mais étant basé sur un système d'essais et de sélection. Elle offre également des propriétés de tolérance aux pannes. En effet, même si le matériel utilisé est défectueux, l'évolution est capable de contourner le problème et de générer des designs effectuant la tâche requise, alors qu'un ingénieur n'y parviendra que très difficilement. De plus, le système peut être réévolué dans le cas d'une nouvelle panne, de manière à le rendre à nouveau opérationnel. Finalement, cette approche pourrait, s'il n'était un problème de scalabilité [242], remplacer les développeurs dans la tâche de design. Parmi les utilités potentielles de tels systèmes, nous pouvons citer Gordon et Bentley [80] :

- Design automatique de matériel à bas coût,
- Faire face à des problèmes non-entièrement spécifiés,
- Création de systèmes adaptatifs,
- Création de systèmes tolérants aux fautes [64],
- Innovation dans des espaces de design peu compris.

Le développement du matériel évolutif ne s'est fait que grâce à l'introduction des circuits programmables. Plusieurs générations de centaines d'individus devant être testés seraient totalement irréalisables en utilisant une technologie d'application de masques et de dopage de silicium. C'est donc les PLDs, puis les FPGAs, qui ont permis l'essor de ce nouvel axe de recherche. Les PALs ont été utilisés dans des applications ne nécessitant qu'une combinatoire simple, alors que les FPGAs l'ont été pour des systèmes plus complexes.

Sur le plan des FPGAs, ce fut la famille XC6200 de Xilinx qui lança leur mise à profit. Son architecture est régulière et très simple, un élément de base ne contenant qu'une bascule et quelques multiplexeurs (cf. page 23). L'ensemble des bits de configuration d'une XC6200 est public, et donc connu, et permet aux chercheurs de définir exactement les bits à évoluer. De plus, sa configuration s'exécute de manière très rapide, grâce à un accès de type RAM. Finalement, son implémentation basée sur des multiplexeurs en ont fait le candidat idéal pour le matériel évolutif, aucune combinaison de bits de configuration ne pouvant détruire le circuit. Malheureusement, Xilinx a cessé de produire cette famille, et les chercheurs doivent à l'heure actuelle se tourner vers d'autres solutions, tels les Virtex de Xilinx, qui n'offrent pas la même facilité d'emploi pour ce type d'application.

Chaque application fait intervenir un style d'évolution différent, que ce soit par rapport au niveau d'abstraction ou à la manière dont sont évalués les individus. Nous présentons ici les paramètres d'un système de matériel évolutif permettant un classement de ceux-ci :

Niveau d'abstraction Le design de circuits électroniques peut se faire à plusieurs niveaux. Il est possible de créer directement les masques nécessaires à la réalisation du circuit, de travailler au niveau des transistors, des portes logiques, ou encore avec des langages de haut niveau. Les systèmes évolutifs peuvent également être appliqués à ces différents niveaux d'abstraction :

- Bits de configuration du circuit [139, 226, 235]
- Portes logiques [103, 115, 158, 157]
- Fonctions de type addition, multiplication [118, 171]
- Circuits analogiques, au niveau de la connectique des composants [83, 263]
- Machines d'états [95, 145, 153]
- Langage haut niveau HDL [123]

Contrainte/non contrainte Lorsque nous désirons faire évoluer un système matériel, nous lui imposons des contraintes étant au minimum le type de circuit reconfigurable que nous utilisons. Dans la plupart des applications, des blocs de base de type portes ET et OU sont utilisés pour l'évolution, la rendant contrainte. Si en revanche, aucune autre contrainte que le type de circuit n'est imposée, et que l'ensemble des bits de configuration sont évolués, nous parlons d'évolution non contrainte. Il est intéressant de noter que l'évolution non contrainte permet de générer des solutions qu'un ingénieur n'aurait pas imaginées, l'algorithme tirant parti de toutes les propriétés du matériel. Les expériences de Thompson [237] ont par ailleurs montré qu'un design évolué de cette manière sur un FPGA particulier ne fonctionnait pas forcément sur un autre circuit, les transistors et les fils n'étant pas rigoureusement identiques.

On-chip/off chip Comme nous l'avons vu, le processus d'évolution peut être séparé en deux phases, le calcul du fitness et la sélection/combinaison/mutation des individus. Cette deuxième phase est couramment effectuée par un processeur. Dans le cas où ce processeur est externe au circuit soumis à l'évolution, il s'agit d'un système off-chip. Dans le cas contraire, lorsque le processeur, spécialisé [209] ou non, est présent sur le même circuit, il s'agit d'un système on-chip.

Online/Offline Dans certains systèmes, l'évolution est appliquée avant utilisation, de manière à générer une bonne solution, et seule la meilleure est exploitée (offline). Dans d'autres, l'évolution à lieu tout au long du fonctionnement du système, des individus étant sans arrêt confrontés aux situations réelles, et sélectionnés en conséquence de leur efficacité (online).

Intrinsèque/Extrinsèque L'évaluation des individus peut se faire de deux manières : en simulation (extrinsèque), ou grâce au matériel réel (intrinsèque). Une option parmi ces deux termes, introduits par de Garis en 1993 [55], est choisie en fonction de plusieurs critères. La vitesse d'exécution de l'algorithme peut être critique, si la tâche de l'individu est complexe. Dans ce cas, si le temps de chargement du FPGA additionné au temps d'exécution en matériel est plus court que le temps de simulation, une solution intrinsèque est préférable.

Lors d'un processus d'évolution à un bas niveau d'abstraction, comme dans les travaux de Thompson [236], l'évaluation intrinsèque est capitale. S'agissant d'évolution non-contrainte, l'ensemble des bits de configuration sont évolués, laissant l'algorithme profiter des spécificités du matériel. Son application de génération d'oscillateurs sur un FPGA XC6200 a mis en avant l'efficacité de l'évolution. Les résultats étaient tellement spécialisés pour un FPGA donné qu'ils ne fonctionnaient pas sur un autre circuit, chaque FPGA ayant d'infimes différences de fabrication rendant leur comportement électronique très légèrement différent. De même, un simple changement de température du circuit peut modifier le comportement du système.

Limitations L'évaluation du fitness d'un individu, ainsi que la scalabilité, sont les deux problèmes qui limitent l'exploitation du matériel évolutif. Concernant l'évaluation du fitness, il n'est pas toujours aisé de définir correctement la manière dont elle doit s'effectuer, si les sorties ne peuvent pas directement être calculées en fonction des entrées. De plus, le temps d'exécution peut être prohibitif. S'il s'agit de faire apprendre à un robot à éviter des obstacles, il est nécessaire de le laisser rouler pendant un nombre non négligeable de secondes. Multiplié par le nombre d'individus d'une population, et par le nombre de générations nécessaire à l'obtention d'une solution acceptable, ce temps peut prendre des proportions dramatiques.

Sur le plan de la scalabilité, un système comparable à un processeur, contenant plusieurs millions de transistors, n'est à l'heure actuelle pas réalisable via cette approche. Le génome décrivant un tel système au niveau des portes serait nettement trop long, et créerait un espace de recherche quasiment infini. Afin de pallier à cette limitation majeure, plusieurs équipes ont travaillé à la création incrémentale de solutions. Des blocs de taille acceptable y sont évolués et offrent ensuite une librairie d'éléments à utiliser dans une seconde phase évolutive [117, 242, 239]. Dans la même optique, Kajitani a utilisé un génome à longueur variable [114], tandis que nombre d'approches misent sur de nouvelles techniques de mapping entre génotype et phénotype [4].

Il est intéressant de constater que, durant le siècle passé, les théories de l'évolution et la biologie moléculaire du développement étaient deux disciplines bien distinctes. A l'heure actuelle, elles sont en train de se rejoindre, car les travaux en biologie moléculaire du développement offrent de nouvelles perspectives aux théories de l'évolution, comme le montre le transitionnisme. Dans les systèmes artificiels, nous observons le même type d'interaction entre les deux mêmes axes, phylogenèse et ontogenèse, l'ontogenèse permettant de modifier le mapping entre génotype et phénotype, et donc de changer la structure du génome afin de minimiser sa taille et de réduire le problème de scalabilité. Nous verrons dans la section suivante certaines techniques de mapping qui améliorent la scalabilité, mais qui n'offrent toutefois pas la solution miracle.

3.3.2 Ontogenèse

Inspirés par la manière dont les êtres vivants se développent et cicatrisent, l'ontogenèse vise la création de systèmes capables de croître, de s'auto-organiser, et de s'auto-réparer. Les deux buts sous-jacents d'un système ontogénétique dépendent du type d'application à réaliser. Le premier est la scalabilité des algorithmes évolutionnistes, et le deuxième est l'autoréparation, ou la tolérance aux pannes, des systèmes matériels.

[4] Le phénotype est l'ensemble des caractères individuels correspondant à une réalisation du génotype.

Nous venons de voir que la scalabilité des algorithmes évolutionnistes pose problème lorsque le génome devient trop grand. Dans le cadre de systèmes évolutifs, une méthode d'ontogenèse (ou développement) permet alors d'avoir à disposition un mapping particulier du génotype au phénotype. Le principe est identique aux mécanismes du vivant : les cellules d'un être humain ne peuvent être décrites individuellement dans le génome, et donc un système ontogénétique est obligatoire pour la création des milliards de cellules qui nous constituent. Les systèmes artificiels multicellulaires, c'est-à-dire dont la fonctionnalité peut être décomposée en plusieurs parties relativement semblables, peuvent être conçus de la même manière.

En 1968, Lindenmayer introduit les systèmes de réécriture, appelés L-systèmes [141]. Basés sur des chaînes de caractères, et partant d'un axiome de départ, ces systèmes appliquent à chaque pas de temps des règles de production à la chaîne de caractères. Chaque caractère peut représenter une cellule, ou une liaison entre cellules, et l'évolution de la chaîne de caractères correspond donc à la création d'un organisme multicellulaire. Ce type de mécanisme développemental a souvent été utilisé en conjonction des algorithmes évolutionnistes, afin de réduire la taille du génome. A titre d'exemple, citons Kitano [122], qui a utilisé des grammaires génératives basés sur des L-systèmes pour créer des graphes représentant la structure d'un réseau de neurones. Son approche a montré une meilleure scalabilité par rapport à un encodage direct de la structure du réseau, mais il faut remarquer que cette simplification du codage implique que toutes les structures de réseau ne peuvent être générées de cette manière. Gruau [84] a également utilisé des grammaires génératives pour créer des réseaux de neurones. Cependant, au lieu de réécrire des caractères, ce sont les neurones qui sont directement affectés par les règles de réécriture. Notons finalement que l'implémentation matérielle des systèmes de réécriture n'est pas des plus évidentes, car de simples règles locales ne permettent pas d'implémenter ces mécanismes de façon efficace.

La tolérance aux pannes peut également tirer profit des systèmes ontogénétiques. Le fait de disposer de systèmes multicellulaires évite la présence d'un contrôle global, qui, s'il flanche, met en péril tout le fonctionnement du système. De plus, la communication intercellulaire, qui est utilisée lors du développement, peut également l'être lors de l'autoréparation.

Les chimies artificielles, domaine de recherche en pleine expansion, en sont un excellent exemple. Miller [159] en a créé une, améliorée ensuite par Capcarrère et Ozturkeri [181], qui permet de générer un drapeau français ou allemand dans une grille régulière de cellules. Partant d'une seule cellule, et en se basant sur des interactions locales, le drapeau se construit automatiquement. Chaque chimie particulière est générée grâce à un algorithme évolutionniste qui se charge de trouver des règles de comportement cellulaire adaptées. Le fait important est ici que l'altération de l'état d'une ou plusieurs cellules peut être contrecarrée par l'action de la chimie artificielle. Le drapeau retrouve alors sa forme initiale, ou une forme quasiment identique.

Finalement, toujours sur le plan de l'autoréparation, citons le projet Embryonique [142, 144, 230], développé au Laboratoire de Systèmes Logiques par l'équipe du professeur Mange. Il a vu la réalisation d'un circuit capable d'exécuter n'importe quelle tâche, ainsi que de s'auto-réparer et de s'auto-répliquer. Ce circuit est une sorte de FPGA dont chaque élément de base, appelé molécule, est un multiplexeur et une bascule. Un système d'autoréparation au niveau moléculaire est implémenté en matériel, et permet, en plaçant des colonnes de molécules en attente, de faire face à des erreurs du matériel. Ce substrat électronique est ensuite utilisé pour l'implémentation d'un organisme multicellulaire, une cellule étant composée d'un certain nombre de molécules. Chaque cellule y contient le génome complet de l'organisme, de manière à ce qu'au lancement du système, chaque cellule soit totipotente. Un système de différenciation basé sur des coordonnées à deux dimensions permet alors à la cellule de sélectionner une tâche à accomplir, et ce même système est utilisé lors de l'autoréparation cellulaire. En effet, lorsque les molécules ne peuvent plus supporter de nouvelles fautes, la cellule meurt, sa colonne cellulaire entière est mise hors service, et les colonnes suivantes sont toutes décalées, jusqu'à atteindre une colonne de cellules totipotentes. Toutes ces colonnes se redifférencient et le circuit peut continuer à fonctionner, sans que sa fonctionnalité n'ait été altérée.

L'approche Embryonique est fortement inspirée du vivant, de par la structure multicellulaire du système, la présence du génome dans chaque cellule, la croissance de l'organisme, et de par l'autoréparation. En ce sens, l'approche POEtic est une sorte de continuité de ce paradigme, auquel nous désirons ajouter de l'évolution et de l'apprentissage. Concernant les faiblesses d'Embryonique, nous pouvons en citer deux, qui serviront lors de la réalisation du tissu POEtic. Premièrement, la structure multicellulaire et le système de différenciation sont trop figés. Le système de coordonnées utilisé oblige à la destruction d'une colonne entière de cellules dans le cas d'une réparation cellulaire, ce qui pourrait être évité dans un système plus souple. Deuxièmement, la structure moléculaire offre une faible fonctionnalité, ce qui implique la réquisition d'un grand nombre de molécules, en comparaison des FPGAs actuels, pour l'implémentation de designs peu complexes.

3.3.3 Epigenèse

Troisième et dernier axe, l'épigenèse se propose de s'inspirer de la manière dont les neurones biologiques fonctionnent pour créer leurs cousins artificiels. L'adaptation s'y effectue durant la vie d'un seul individu, en comparaison des mécanismes phylogénétiques, qui font intervenir toute une population. De nombreuses approches à l'apprentissage sont possibles, mais nous ne traiterons ici que des réseaux de neurones, qui sont capables de modéliser nombre de phénomènes, de s'adapter à de nouvelles données, et de généraliser les exemples fournis lors de l'apprentissage.

Deux familles de neurones artificiels ont retenu l'attention des chercheurs. Premièrement, les neurones standards, qui calculent immédiatement une sortie en fonction de leurs entrées, et deuxièmement, les neurones à impulsions, qui travaillent avec une composante temporelle. Nous allons présenter ces deux types de neurones ainsi que différents modes d'apprentissages.

Modèle standard

La première définition de neurones artificiels est due à McCulloch et Pitts [150], qui proposent en 1943 la modélisation des neurones naturels par des neurones "tout ou rien", c'est-à-dire basés sur une logique binaire. Ils partent des suppositions suivantes, tirées de [150], page 118 :

1. L'activité d'un neurone est un processus "tout ou rien".
2. Un certain nombre, fixe, de synapses doivent être excitées durant la période d'addition latente pour exciter un neurone à un instant

donné, et ce nombre est indépendant de l'activité et de la position précédente du neurone.

3. Le seul délai significatif dans le système nerveux est le délai synaptique.
4. L'activité de n'importe quelle synapse inhibitrice empêche l'excitation du neurone à cet instant.
5. La structure du réseau ne change pas avec le temps.

Un tel réseau de neurones peut modéliser nombre de processus, pouvant être récursif ou non. Toutefois, le fait qu'il soit binaire ne l'a rendu que peu attractif pour des applications réelles. La deuxième moitié du siècle dernier a donc vu poindre de nouveaux types de neurones, proposant des calculs sur des nombres entiers ou à virgule. Dans le modèle standard, bien décrit par Rumelhart dans [198], un neurone est caractérisé par :

- Un niveau d'activation, qui représente la polarisation du neurone,
- Une valeur de sortie, correspondant au taux d'activation du neurone,
- Un ensemble d'entrées, qui représentent les synapses des dendrites,
- Un ensemble de poids synaptiques, chacun étant associé à une entrée, et définissant l'influence de l'entrée sur la sortie du neurone. Un poids positif signifie que la liaison est excitatrice, alors qu'un poids négatif indique que le neurone source est inhibiteur.
- Une valeur de biais, représentant le niveau de repos du neurone.

Il existe bien sûr plusieurs manières d'implémenter de tels neurones, aussi bien concernant le type de données (binaire, entier, flottant), que la fonction de seuil. Dans le cas du neurone de type Perceptron, les entrées x_j sont en général sommées après avoir été pondérées par leurs poids w_{ij}, et le biais β_i y est ajouté (Equation 3.1). Une fonction de seuil est ensuite appliquée au résultat afin de calculer la sortie qui peut être transmise aux neurones suivants. Typiquement, la fonction de seuil peut être une sigmoïde, comme l'équation 3.2, où T représente la pente de la sigmoïde. La figure 3.5 présente l'architecture global d'un tel neurone.

$$\eta_i(t) = \sum_j \omega_{ij} x_j(t) + \beta_i \tag{3.1}$$

$$y_i(t) = \frac{1}{1 + e^{\frac{-\eta_i(t)}{T}}} \tag{3.2}$$

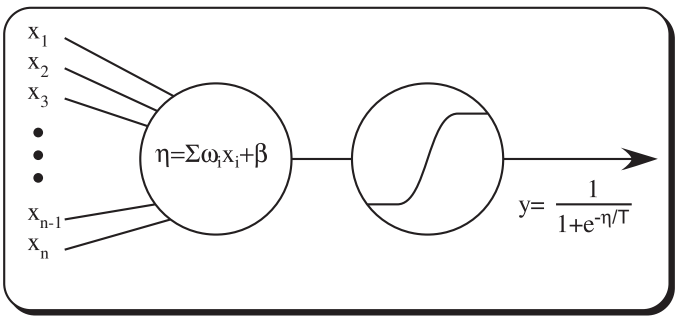


Figure 3.5 : *Architecture générale d'un neurone artificiel de type Perceptron.*

Neurones à impulsions

Les neurones que nous venons de présenter ont montré leur efficacité dans grand nombre de problèmes, mais ne correspondent pas à la réalité biologique. En effet, les neurones naturels fonctionnent sur un système d'impulsions.

Dans ce modèle, décrit en détail par Gerstner et Kistler dans [75], un neurone est caractérisé par :

- Un potentiel de membrane, qui évolue au cours du temps,
- Une valeur de sortie, qui est ici un potentiel pouvant prendre deux valeurs : repos ou activation.
- Un ensemble d'entrées, qui représentent les synapses des dendrites,
- Un ensemble de poids synaptiques, chacun étant associé à une entrée, et définissant l'influence de l'entrée sur la sortie du neurone. Un poids positif signifie que la liaison est excitatrice, alors qu'un poids négatif indique que le neurone source est inhibiteur.
- Une valeur de repos, correspondant à l'état du neurone lorsqu'aucune entrée n'a été activée depuis un certain temps,
- Un seuil d'activation, qui, lorsqu'il est atteint par le potentiel de membrane, provoque une activation de la sortie du neurone.

Le fonctionnement du neurone, illustré à la figure 3.6, est basé sur son potentiel de membrane, qui est initialement à sa valeur de repos. Lorsqu'une entrée est activée, ce potentiel grimpe rapidement d'une hauteur dépendant du poids synaptique de la dendrite correspondante. Ensuite il descend doucement tant qu'il n'y a pas de nouvelle entrée active. Lorsque plusieurs activations se trouvent assez rapprochées pour ne pas laisser le potentiel redescendre, il peut atteindre le seuil d'activation. A ce moment-là, la sortie du neurone est activée durant un court instant, et le potentiel de membrane redescend brusquement en dessous du niveau de repos, créant ainsi une période réfractaire durant laquelle aucune nouvelle activation ne peut avoir lieu.

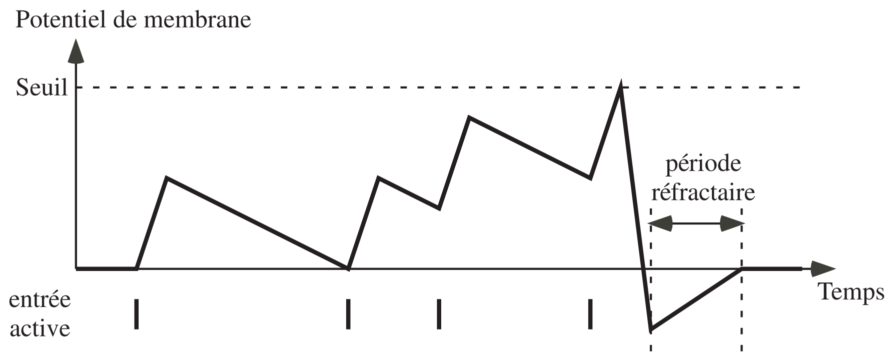


Figure 3.6 : *Fonctionnement d'un neurone à impulsions.*

Contrairement au modèle standard, où le neurone n'a pas d'état interne, le potentiel de membrane définit ici un état du neurone, qui dépend de son histoire. Le temps joue donc un rôle majeur, de par la modification incessante du potentiel de membrane.

Alors que dans le modèle standard, le codage de l'information est relativement direct (un neurone peut simplement récupérer la valeur d'une entrée), dans le cas par impulsions, la question est nettement moins triviale. Le type de codage est intimement lié au temps qui s'écoule, et peut par exemple être corrélé avec la densité moyenne d'activation de certains neurones ou avec le temps écoulé entre deux activations.

Apprentissage

L'apprentissage des réseaux de neurones artificiels sont pour la plupart basés sur l'observation de Hebb, qui, en 1949, introduit une règle d'apprentissage qui porte son nom [91], qu'il énonce ainsi :

> "Lorsqu'un axone de la cellule A est suffisamment proche pour pouvoir exciter la cellule B et qu'il prend part de manière répétitive ou persistante à cette excitation, alors on doit trouver soit un phénomène de croissance, soit un changement métabolique dans l'une ou l'autre des cellules tel que l'efficacité de la cellule A pour exciter B doit être accrue." [91]

Cette règle modifie itérativement les poids synaptiques en fonction de l'activité des neurones pré- et post-synaptiques. S'ils sont corrélés, le poids aura tendance à augmenter, afin de renforcer encore leur corrélation. Les connexions entre neurones synchronisées sont donc renforcées. Mathématiquement parlant, cette règle correspond à la simple équation 3.3.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta y_j(t) x_i(t) \tag{3.3}$$

Elle est biologiquement inspirée, peut être utilisée avec tous types de neurones, qu'ils soient standards ou à impulsions, et constitue un type d'apprentissage non-supervisé, qui, de par sa composante locale, et a l'avantage d'être facilement implémentable en matériel.

L'apprentissage d'un réseau de neurones se fait généralement par modification des poids synaptiques, et parfois par l'ajout ou la suppression de neurones et de synapses. Notons toutefois que la modification de la topologie du réseau peut se réduire à la modification de poids synaptiques, un poids de 0 correspondant à l'absence de liaison entre deux neurones. Suivant l'application cible, différentes règles d'apprentissage peuvent être envisagées. Avant d'en présenter les plus importantes, notons que deux types d'apprentissage existent :

Supervisé Le réseau de neurones est entraîné à effectuer une tâche précise définie par le développeur. Ce dernier peut lui donner une récompense lorsqu'un ensemble d'action a été bénéfique, comme dans le cas de l'apprentissage par renforcement [113], ou encore, lorsqu'il connaît la réponse prévue du système pour un stimulus particulier, il peut lui présenter un ensemble d'exemples, et le faire s'adapter de manière à fournir les sorties désirées pour un maximum de tests. Le grand avantage d'un réseau de ce type sur un système ne faisant que comparer les entrées avec une base de donnée d'exemples est ce que l'on appelle la généralisation. En effet, après la phase d'apprentissage, la présentation d'un exemple proche d'un de ceux utilisés précédemment aura de grandes chances de produire la même sortie. En reconnaissance de l'écriture, par exemple, cette propriété est cruciale, une lettre n'étant jamais écrite exactement de la même manière par toutes les personnes.

Non-Supervisé Le réseau n'est pas entraîné avec des échantillons dont on connaît la réponse, mais s'entraîne seul, avec les données qui lui sont fournies en entrée. Ce type d'apprentissage permet donc de classifier des échantillons selon des classes indéfinies, le réseau créant lui-même un partitionnement de l'espace des entrées.

Réseaux et apprentissage

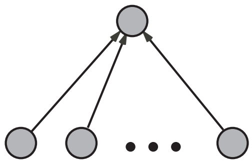


Figure 3.7 : *Perceptron simple couche.*

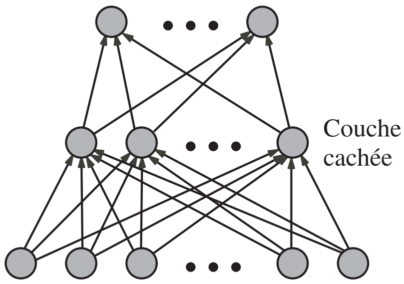


Figure 3.8 : *Architecture Perceptron multi-couche.*

Un réseau de neurones est créé en connectant les neurones entre eux selon une architecture, qui là encore, peut grandement varier. Le Perceptron simple couche [5] (Figure 3.7) est une des architectures les plus connues, où des neurones d'entrée ne font que récupérer les entrées du réseau, et les envoient au neurone de sortie, qui calcule la sortie du réseau en appliquant les équations 3.1 et 3.2. Ce type de réseau permet d'effectuer une séparation linéaire de l'espace des entrées. Plus complexe, le perceptron multi-couche (Figure 3.8) introduit une ou plusieurs couches de neurones cachés, chaque couche de neurones ayant comme entrée les sorties des neurones de la couche précédente, jusqu'à obtenir la couche de sortie. D'autres réseaux sont récursifs, une couche pouvant influencer des neurones de la même couche ou de couches inférieures (Figure 3.9), tandis que d'autres réseaux sont totalement connectés, à la manière de ceux de Hopfield (Figure 3.10).

Back-Propagation L'architecture de type Perceptron permet d'implémenter un système d'apprentissage par rétro-propagation de l'erreur [254], et donc d'utiliser

[5] Le lecteur attentif aura repéré que la figure 3.7 possède deux couches. La couche d'entrée n'exécutant toutefois pas de calcul, elle n'est pas comptée, et ce réseau n'est rien d'autre qu'un perceptron simple couche.

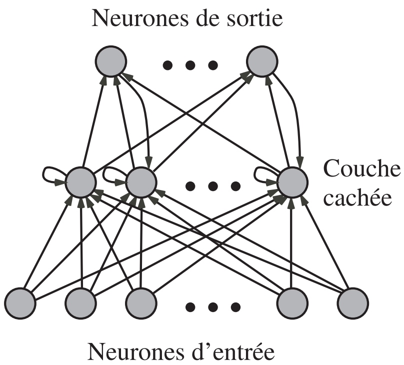


Figure 3.9 : *Réseau de type Perceptron, avec boucles de rétroaction.*

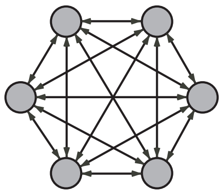


Figure 3.10 : *Réseau totalement connecté.*

le réseau dans des tâches comme la reconnaissance de formes. Un grand nombre d'exemples sont présentés au réseau, et la modification des poids synaptiques selon un calcul d'erreur permet d'augmenter ses capacités de reconnaissance. Chaque poids synaptique est modifié après la présentation d'un exemple, et ce en proportion de la dérivée de l'erreur, et en fonction du poids. Le changement est donc proportionnel à l'équation 3.4. Cet algorithme est grandement utilisé dans nombre d'applications nécessitant un apprentissage supervisé.

$$\frac{\partial E}{\partial y_i}\frac{\partial y_i}{\partial w_{ij}} \tag{3.4}$$

Kohonen Les réseaux de Kohonen [124] sont des réseaux permettant de projeter des données d'un espace à N dimensions dans un espace de dimension moindre (typiquement à 2 dimensions). Les éléments proches dans le premier espace le seront également dans le deuxième, lorsque l'apprentissage est terminé. Le réseau est constitué d'une couche d'entrée comprenant N neurones (un pour chaque dimension), d'une grille de neurones de sortie, et des connexions W qui lient les deux couches. Lors de la phase d'apprentissage, les échantillons sont présentés en entrée, et le neurone de sortie étant le plus proche de l'échantillon est sélectionné (il s'agit de celui dont l'équation 3.5 est minimale).

$$d_i = \sum_{j=1}^{M} (I_j - W_{ij})^2 \tag{3.5}$$

Ses poids synaptiques sont alors modifiés selon l'équation 3.6, où η représente le coefficient d'apprentissage, dans [0,1], qui décroît avec le temps. Les neurones voisins du neurone sélectionné sont également modifiés avec la même équation, en tenant compte de leur distance au neurone sélectionné.

$$W_{kj}(t+1) = W_{kj}(t) + \eta(t) * (I_j(t) - W_{kj}(t)) \quad (3.6)$$

Les applications des réseaux de Kohonen vont de la sélection de données représentatives dans une grande base de cas à la compression d'images, en passant par la modélisation de la cartographie des aires visuelles.

Hopfield D'autres réseaux utilisent des boucles de rétroaction, les entrées d'une couche pouvant être les sorties de n'importe quelle autre couche. Hopfield [106] en a fait des systèmes capables de mémoriser des motifs. Un réseau de neurones entièrement connecté, c'est-à-dire où chaque neurone a accès à la sortie de tous les autres, peut y servir de mémoire tolérante aux fautes, le mauvais fonctionnement d'un neurone pouvant ne pas être fatal, de par la propriété de généralisation du réseau.

Implémentation matérielle

Si l'homme veut un jour pouvoir créer des machines aussi intelligentes que lui, tel que le prévoit (avec un certain optimisme) Moravec [167] pour 2020, la réalisation de systèmes intelligents doit proposer des solutions extrêmement rapides. Un réseau de neurones, qu'il soit inspiré du modèle standard ou à impulsions, présente un parallélisme intrinsèque, de par sa structure cellulaire. Or, le fonctionnement séquentiel d'un microprocesseur n'est pas optimisé pour le traitement des tâches parallèles. Une implémentation matérielle peut alors tirer parti de cette caractéristique de manière à grandement améliorer les performances des réseaux de neurones.

Nous pouvons distinguer plusieurs types d'implémentation : analogique, digitale fixée dans le silicium, ou digitale implémentée sur FPGA.

Analogique Le monde vivant est analogique. Les potentiels électriques qui circulent dans les axones de nos neurones sont effectivement continus, et c'est donc tout naturellement que les circuits analogiques ont été choisis par certains, comme Eberhardt [63] ou Someya [221], pour l'implémentation de réseaux de neurones. Eberhardt a créé une plateforme où les neurones sont implémentés avec des composants analogiques (des capacités stockent les poids synaptiques), l'apprentissage étant laissé à un processeur relié au système. Alors que ce circuit est destiné à des neurones standards, Someya a réalisé un design à base de neurones à impulsions.

Digital ASIC De nombreux circuits spécifiques à un type de neurones particulier ont été créés. Certains, tels celui de Shibata [212, 213], réalisent physiquement chaque neurone, ainsi que leurs interconnexions. D'autres, comme Schoenauer [214], sont composés d'un seul neurone, et d'une logique servant à multiplexer l'usage du neurone. Ses poids synaptiques sont mis à jour en fonction du neurone à évaluer. Ce type d'implémentation est rendue possible pour les neurones à impulsions, de par leur faible taux d'activation [6]. En effet, un neurone n'est que rarement activé, et Schoenauer en tire parti grâce à une liste d'activations permettant de décider quel est le neurone à mettre à jour.

[6] A chaque pas de temps, la probabilité qu'un neurone soit actif est très faible.

Digital FPGA Pour des raisons évidentes, les FPGAs sont d'excellentes alternatives aux ASICs, le prototypage y étant rapide et peu coûteux. De nombreuses implémentations, dont bon nombre sont décrites dans [162], ont déjà vu le jour. Nous n'entrerons pas dans les détails de celles-ci, mais pouvons résumer les caractéristiques des différentes approches.

Premièrement, le type de neurone et la manière dont les données sont échangées sont de la première importance. Les neurones standards, avec lesquels Eldredge implémente un algorithme de backpropagation [65, 66], travaillent avec des données sur plusieurs bits. La communication inter-neuronale se fait donc à travers des bus ou par multiplexage des données. Les neurones à impulsions, comme utilisés par Upegui [246] ou Schäfer [208], offrent l'avantage de ne nécessiter qu'une ligne de donnée en sortie d'un neurone, une impulsion étant caractérisée par un passage à '1' de cette ligne.

Deuxièmement, nous pouvons différencier les réalisations à base d'un multiplexage de temps, qui ne contiennent pas un neurone physique par neurone du réseau. Ces implémentations nécessitent entre autre un système de contrôle et de stockage des poids synaptiques, ce qui peut être efficace en terme de temps de calcul, mais pas en ce qui concerne une implémentation cellulaire.

Troisièmement, rares sont les implémentations d'un apprentissage on-chip. La taille des neurones étant le facteur le plus limitatif pour une implémentation matérielle, beaucoup de chercheurs effectuent l'apprentissage à l'aide d'un processeur externe, n'utilisant le réseau que pour la phase d'exploitation. Il est bien évident qu'un apprentissage on-chip est nettement plus bio-inspiré, et bon candidat à une implémentation cellulaire, autonome, et auto-réparable, où un organe central n'est pas apprécié.

Finalement, l'apprentissage, à la manière du vivant, comme suggéré par Perez-Uribe dans [184], devrait ne pas agir seulement sur les poids synaptiques, mais également sur la structure du réseau, par l'ajout et la suppression de neurones et de synapses. Dès lors, un système matériel ayant cette caractéristique de création de chemins de données semble le pas suivant à franchir dans le design de réseaux de neurones matériels.

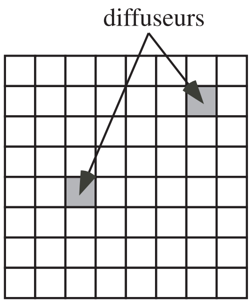
3.4 Combinaisons

Les trois axes que nous venons de survoler peuvent évidemment être combinés. Observons sans plus attendre les implications de telles combinaisons dans le cadre des implémentations matérielles.

3.4.1 PO

L'analyse des axes phylogénétiques et ontogénétiques des êtres vivants est en pleine évolution, les récentes découvertes des gènes organisateurs influant grandement sur les théories évolutionnistes [102]. Une nouvelle discipline, appelée evo-devo [79], est d'ailleurs née de la combinaison de ces deux axes.

Les systèmes artificiels se doivent de prendre le même chemin, car comme nous l'avons expliqué précédemment, la manière dont un individu est créé à partir de son génome influe grandement sur l'efficacité de l'algorithme génétique y relatif. Le codage morphogénétique, introduit par Roggen et Floreano [193] en est un exemple. Un système cellulaire sert de base à la création d'un individu. Des émetteurs, dont l'emplacement dans le substrat est défini par le génome, sont la base d'un gradient chimique qui décroît avec la distance à la source (Figure 3.11). Plusieurs gradients peuvent être considérés (typiquement quatre), et servent ensuite à la cellule lors de la phase de différenciation, pour accéder le bon gène. Le grand avantage de cette approche est la scalabilité, le génome n'étant pas (ou peu) [7] influencé par la taille du tableau de cellules, et dans plusieurs cas les performances sont meilleures qu'un codage direct.



3	4	5	5	6	7	8	7
4	5	6	6	7	8	9	8
5	6	7	6	6	7	8	7
6	7	8	7	6	6	7	6
7	8	9	8	7	6	6	5
6	7	8	7	6	5	5	4
5	6	7	6	5	4	4	3
4	5	6	5	4	3	3	2

	Fonction
1	Add
2	Sub
3	Mux
4	Nor
5	Xor
6	Nand
7	And
8	Or
9	Nxor

Figure 3.11 : *Gradient chimique propagé par le codage morphogénétique. La fonctionnalité de la cellule est ensuite définie par une table, qui constitue une partie du génome.*

La CAM-brain machine de de Garis [55, 57] est un autre exemple de système PO. Il s'agit d'un réseau de neurones implémentés sur FPGAs, dont la structure est évoluée. Le génome stocke la manière dont le réseau se crée, et un automate cellulaire est en charge de l'ontogenèse. Nous plaçons cette machine dans la combinaison PO, car, bien que basée sur des neurones, ceux-ci ne sont pas capables d'apprentissage. Haddow, Tufte, et Remortel, ont, quant à eux, utilisé des L-systèmes pour réduire la taille du génome, dans une application en matériel évolutif [87].

De manière générale, les systèmes PO matériels doivent être capables d'exécuter un algorithme évolutionniste, et présenter une forme de croissance, réduisant ainsi la taille du génome, ou d'autoréparation, offrant au système la propriété de tolérance aux pannes. Alors que de nombreuses approches liées à la réduction de la taille du génome ont vu le jour, les systèmes auto-réparables de type PO ne sont pas légion.

3.4.2 PE

Certains réseaux de neurones artificiels ne possèdent pas de capacité d'apprentissage, les chercheurs préférant utiliser des algorithmes génétiques pour la modification des poids synaptiques ou de la topologie du réseau (par exemple, les Block-Based Neural Networks de Moon [164]). Nous ne pouvons toutefois pas arguer qu'il s'agisse d'un système PE, l'apprentissage standard étant inexistant.

Pour pouvoir créer des systèmes PEs, nous devons faire appel à des réseaux de neurones permettant l'implémentation d'algorithmes d'apprentissage, et qui sont donc des systèmes adaptables. L'évolution peut y apporter un plus en modifiant la structure du réseau, les poids synaptiques initiaux d'un individu, ou les règles d'apprentissage. Un excellent résumé des différents travaux allant dans ce sens peut être trouvé dans l'article de Xin [261], et nous pouvons citer ici deux exemples, [14] et [210]. Dans le

[7] La position des émetteurs est stockée dans le génome, mais n'en représente qu'une faible partie.

cas de la robotique évolutive, de tels systèmes ont déjà montré leur avantage sur ceux ne mettant en jeu qu'un des deux mécanismes [71].

Parmi les systèmes tirant parti de ces deux axes, nous pouvons citer l'algorithme SOS, développé par Mesot [153]. Des machines à états finis sont adaptées grâce à un algorithme d'apprentissage par renforcement et un algorithme génétique. L'algorithme génétique y fournit des configurations de départ qui servent de base à l'apprentissage, et la combinaison des deux approches offre de meilleurs résultats que l'utilisation des méthodes séparées.

3.4.3 OE

Les réseaux de neurones sont intrinsèquement tolérants aux pannes, de par leur propriété de généralisation. Toutefois, leur structure cellulaire permet l'ajout d'autoréparation au système, de la même manière que pour une application PO.

Une deuxième manière de relier les deux axes est de considérer la neurogenèse comme faisant partie de l'axe ontogénétique. Peu de réseaux de neurones artificiels font intervenir des topologies variables par croissance ou destruction de neurones [27, 184, 231]. Toutefois, cette propriété, que nous retrouvons dans le règne animal, devrait apporter de nouvelles solutions aux systèmes d'apprentissage. Un mécanisme de gestion de croissance et destruction doit donc être mis en place au niveau matériel, afin que le réseau puisse se modifier en fonction de ses interactions avec l'environnement.

3.4.4 POE

Il n'existe à l'heure de l'écriture de ces lignes, aucun système matériel connu combinant les trois axes. La réalisation d'un tel système devra donc mettre en jeu de l'évolution, de l'apprentissage, de la croissance, et de la tolérance aux pannes, le tout dans un même circuit électronique. Il devrait sans doute s'agir d'un réseau de neurones capables d'apprentissage, et dont la topologie pourrait être modifiable par un algorithme génétique ou par les neurones eux-mêmes. Un mécanisme de croissance et de tolérance aux pannes au niveau cellulaire devrait également y être présent, pour que le réseau puisse se construire de manière autonome, sur la base d'un génome, et qu'un neurone puisse être remplacé par une cellule en attente dans le cas de la présence de matériel défectueux.

La topologie du réseau doit pouvoir varier durant son fonctionnement, et ce de manière non centralisée. Les neurones doivent être capables de créer de nouvelles cellules, et d'initier de nouvelles connexions. Pour ce faire, l'utilisation d'un circuit programmable capable de modifier sa connectique de manière autonome est nécessaire. Outre une fonctionnalité universelle, il doit offrir un système de routage géré par les cellules. De plus, les cellules doivent pouvoir y modifier leur comportement de façon autonome, afin que les cellules totipotentes puissent se différencier, en fonction des tâches à effectuer, et notamment lors de processus d'autoréparation.

3.5 Le projet POEtic

En symbiose parfaite avec ces principes de bio-inspiration, le projet européen POEtic, dans le cadre duquel la présente thèse a été développée, avait pour but principal la réalisation d'un "tissu POEtic", électronique, capable d'implémenter des systèmes cellulaires mettant en jeu des mécanismes phylogénétiques, ontogénétiques, et épigénétiques, séparément ou non. Les trois axes n'ayant pas encore été réunis sur un même substrat électronique, le défi était donc d'y parvenir, grâce à l'implication de biologistes, mathématiciens, informaticiens et électroniciens.

3.5.1 Nomenclature

Avant de poursuivre, nous désirons tout d'abord clarifier quelques nuances dans les définitions des termes utilisant les lettres POE :

- **Le Modèle POE**, tel que nous l'avons décrit à la page 36, a pour but d'analyser les systèmes bio-inspirés selon les trois axes Phylogénétique, Ontogénétique, et Epigénétique.
- **Le Tissu POEtic** est une réalisation matérielle d'un système impliquant ces trois axes. Défini dans le cadre de notre projet, il s'agit de l'implémentation d'un système cellulaire capable de croissance, d'autoréparation, d'apprentissage, et d'évolution [8].
- **L'Architecture POEtic** correspond, quant à elle, à la structure d'une cellule d'un organisme multicellulaire impliqué dans le tissu POEtic. Cette organisation, que nous allons détailler, est composée de trois niveaux : génotypique, de configuration, et phénotypique.
- **Le Circuit POEtic** correspond au circuit électronique qui a été développé dans le cadre de cette thèse, qui est reconfigurable et capable d'accueillir des applications bio-inspirées. Lorsqu'un organisme multicellulaire organisé selon les trois couches de l'architecture POEtic y est implémenté, et que de l'évolution y prend place, nous obtenons un tissu POEtic.

3.5.2 Architecture POEtic

Notre tissu POEtic s'est développé comme un système cellulaire permettant notamment d'exprimer de la croissance et de l'autoréparation. Un organisme y est constitué de plusieurs cellules, où chacune contient un génome décrivant l'ensemble de l'organisme. Les cellules, qui, au démarrage du système, sont totipotentes, se voient attribuer une tâche particulière, en fonction de la croissance de l'organisme. Pour ce faire, une architecture cellulaire a été définie, sur trois niveaux présentés à la figure 3.12 : le Genotype, le Mapping, et le Phénotype. Ces trois niveaux correspondent aux trois axes P, O, et E.

Nous tenons ici à mettre en avant le fait que l'architecture a pour but d'être implémentée en matériel. En effet, le but de stocker le génome décrivant l'entièreté de l'organisme est à terme de fournir les bases de l'autoréparation à un tel système, où, à l'instar d'Embryonique, une cellule pourrait prendre la place d'une cellule défectueuse. De ce fait, le fonctionnement global de l'organisme pourrait perdurer, les mécanismes implémentés dans les cellules étant capables de gérer des erreurs par elles-mêmes.

L'architecture POEtic sert donc à réaliser des systèmes matériels possédant des capacités de croissance, et potentiellement d'autoréparation. L'apprentissage peut y

[8] Dans la littérature, le tissu POEtic fait référence au circuit POEtic, mais nous préférons faire la séparation entre les deux concepts.

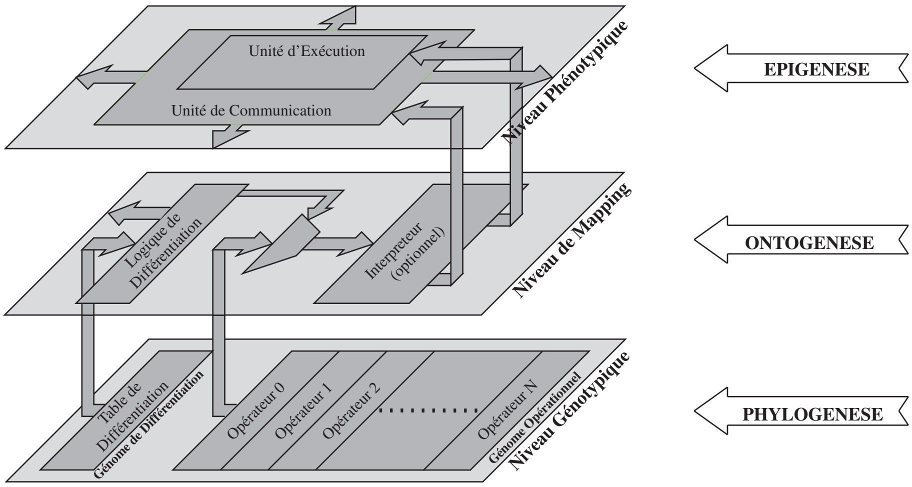


Figure 3.12 : *Les trois niveaux organisationnels d'une cellule du tissu POEtic.*

être ajouté en définissant de manière judicieuse l'unité d'exécution de la cellule, laissant le système totalement distribué dans les cellules. En revanche, les mécanismes d'évolution nécessitent un contrôle global en charge de gérer une population d'individus, de charger ces individus, et de récupérer l'évaluation de leur fitness. Dès lors, le tissu POEtic devra être composé d'un contrôleur pour la gestion de l'évolution, et d'une grille de cellules conçues en accord avec les trois niveaux que nous décrivons maintenant en détail.

Phénotype

Le phénotype correspond à la fonctionnalité d'une cellule lorsque l'organisme a terminé sa croissance. Toutes les fonctionnalités requises doivent être présentes dans chacune des cellules, de manière à ce que n'importe laquelle d'entre elles puisse exprimer n'importe laquelle des fonctions mises à disposition pour une application particulière. Le phénotype de l'organisme, outre la fonctionnalité des cellules, est également défini par les connexions intercellulaires. Pour ce faire, un mécanisme, exécuté par une unité de communication, doit être capable de connecter de manière adéquate une cellule à d'autres, et ce, soit de manière prédéfinie, soit en fonction du gène exprimé.

L'épigenèse est implémenté par le niveau phénotypique, étant donné qu'il s'agit d'un mécanisme d'apprentissage au niveau de l'individu. Un tel organisme doit donc posséder des cellules, du type neurones artificiels, ayant des capacités d'apprentissage. Cet apprentissage peut alors avoir lieu dans l'unité d'exécution, qui peut modifier son comportement en fonction de l'environnement de l'organisme, et également dans l'unité de communication, qui peut créer de nouvelles connexions durant la vie de l'organisme.

Génotype

Le phénotype est créé en fonction du développement de l'organisme, et de son génome. Ce dernier est en charge de stocker toutes les informations nécessaires à la définition d'un organisme. Les gènes qui le composent sont ensuite exprimés lors de la phase de différenciation des cellules. Le génome peut être représenté de nombreuses manières, en fonction de la structure du phénotype et du type de système de croissance et de différenciation. Citons-en deux ici.

Premièrement, il peut ne s'agir que d'un tableau de gènes, qui sont sélectionnés par le niveau de mapping, et directement chargés pour exprimer le phénotype. Chaque gène, composé d'un certain nombre de bits, est donc la définition immédiate d'une fonctionnalité. Lors des processus d'évolution, cette table est directement modifiée par l'application des mutations et des crossing-over.

Deuxièmement, il peut être réparti en deux tables, comme c'est le cas pour le codage morphogénétique (cf. page 60). La première contient l'ensemble des fonctionnalités mises à disposition pour une application particulière. Chaque ligne y contient un opérateur, comme dans la figure 3.11, page 61, qui sert ensuite au phénotype pour effectuer son traitement. Une deuxième table, dite table de différenciation, est alors nécessaire. Lorsque la cellule se différencie, elle fait correspondre son état de différenciation à un index de la table d'opérateurs. Dans le cas du codage morphogénétique, cette table fournit un index en fonction de la quantité de chaque gradient. L'évolution n'est ici appliquée qu'à la table de différenciation, celle des opérateurs étant définie une fois pour toutes lors de la mise au point du système (cf. Prototype PO, page 230).

Mapping

Entre les niveaux génotypiques et phénotypiques, le mapping est en charge d'exprimer le bon gène, en fonction de la croissance de l'organisme, et de configurer correctement la couche phénotypique. Les mécanismes de croissance et de différenciation sont donc implémentés dans ce niveau, et peuvent revêtir différentes formes. Un simple identifiant peut être calculé en fonction des cellules voisines, un organisme étant composé de cellules numérotées de 1 à n. Cet identifiant peut alors permettre d'accéder au gène correspondant et de l'exprimer. Le codage morphogénétique, en revanche, fait intervenir des mécanismes plus complexes, où la couche de mapping gère la propagation des gradients, ainsi que l'accès aux deux tables du génome. Dans ce cas, où le génome est séparé en deux tables, nous distinguons la logique de différenciation, qui sélectionne une valeur dans la table de différenciation, en fonction de la manière dont la cellule s'est différenciée, et l'interpréteur, qui charge le bon opérateur dans le niveau phénotypique.

Nous pouvons noter qu'à l'instar de l'unité de connexion, le niveau de mapping doit également être capable de communiquer avec d'autres cellules, via la logique de différenciation, de façon à construire l'organisme de manière autonome. Outre le développement d'un organisme, d'autres approches peuvent également être implémentées dans ce niveau, notamment pour y inclure des mécanismes d'autoréparation.

3.5.3 Pourquoi un nouveau circuit ?

Le tissu POEtic, défini comme un système multicellulaire, qui peut être évolué, peut apprendre, et où une cellule possède une structure à trois niveaux comme nous l'avons décrit, nécessite, pour une réalisation matérielle, un circuit électronique ayant plusieurs caractéristiques.

1. Il doit être autonome, et donc ne pas nécessiter de contrôleur externe.
2. Il doit être assez général pour implémenter diverses applications, une cellule devant être capable d'effectuer d'importe quel type de traitement. Pour ce faire,

nous devons prévoir un système matériel reconfigurable offrant assez de généralité.

3. Il doit posséder un moyen d'implémenter des mécanismes évolutionnistes. Un algorithme génétique doit donc y être réalisable sans difficulté.
4. Le processus d'évolution doit pouvoir accéder rapidement au système reconfigurable, pour y charger des individus dans le but de calculer leur fitness.
5. Les cellules, implémentées dans le système reconfigurable, doivent pouvoir créer des connexions de manière autonome. Les travaux sur le routage distribué, présentés au chapitre précédent, ont donc été intégrés au développement du circuit.
6. Le système doit être scalable, et plusieurs circuits doivent pouvoir être reliés ensemble, de manière à offrir un grand nombre de cellules potentielles.

Toutes ces contraintes nous ont guidés lors de la réalisation du circuit POEtic, et plus particulièrement pour l'élaboration de la partie reconfigurable. Nos solutions à la création de connexions seront présentées au chapitre 5, et le circuit en lui-même le sera au chapitre 6. Enfin, les différents mécanismes POE qui y ont été implémentés seront abordés au chapitre 7.