

une résistance constante. En 2017, Ole Sigmund, de l'université technique du Danemark, et son équipe ont développé une méthode afin de diminuer le poids d'une aile d'avion de 2 à 5% sans réduire sa robustesse (ce qui représenterait une économie comprise entre 40 et 200 tonnes de carburant par avion et par an).

Pour optimiser un système, on commence par définir une façon d'évaluer une solution donnée – une grandeur nommée «fonction de coût». Plus la fonction de coût est élevée, plus la configuration est mauvaise – on cherche donc à trouver un jeu de paramètres qui la minimise. Pour un panneau photovoltaïque, la fonction de coût peut être l'énergie lumineuse réfléchie. En la minimisant, on améliore le rendement du panneau, car davantage de lumière est absorbée et convertie en électricité.

De façon générale, un algorithme d'optimisation part d'une ou plusieurs solutions potentielles et en engendre de nouvelles, qui seront meilleures. Imaginez un problème d'optimisation comme un paysage avec des montagnes et des vallées, dont on chercherait le point le plus bas (l'altitude jouant ici le rôle de la fonction de coût). Les coordonnées sont les paramètres sur lesquels on peut agir pour optimiser le système. À partir d'un état initial quelconque, on peut décider de suivre la pente la plus raide et de descendre, jusqu'à se retrouver dans un creux. Cette approche très naturelle et intuitive est le principe de la «descente de gradient» (voir l'encadré page 60). Avec de tels algorithmes, on est sûr de finir sur un minimum, mais il n'y a pas de garantie que ce minimum soit l'optimum, c'est-à-dire le minimum absolu de la fonction de coût. On trouve ainsi la vallée la plus proche, mais rien ne permet de dire si c'est bien la plus profonde. Pour cette raison, cette méthode d'optimisation est dite «locale».

Une autre possibilité est de s'inspirer plus fortement de la nature et de l'évolution. Dans les années 1960, John Holland, de l'université du Michigan, a proposé le concept d'algorithmes génétiques. Ces méthodes sont globales: elles partent d'un ensemble de points du paysage (comme une espèce partirait d'une population initiale) et les mélangent pour produire une nouvelle génération d'individus. Le programme ne conserve que les meilleurs, à l'image du principe de la sélection naturelle.

La façon de créer de nouveaux individus est au cœur de l'algorithme. Les premiers algorithmes génétiques s'inspiraient très directement de l'évolution naturelle et traitaient les coordonnées d'un point comme son code génétique. Celui-ci était converti en un nombre binaire, plus facile à manipuler. Aujourd'hui, ces algorithmes apparaissent un peu comme «folkloriques». En modifiant des bits de façon arbitraire, on obtient rarement une solution améliorée. Peu efficace, cette approche a été remplacée par des

algorithmes dits «évolutionnaires» qui combinent des caractéristiques de chaque solution pour en produire des nouvelles.

SIMULER L'ÉVOLUTION

Certains algorithmes évolutionnaires ressemblent à l'évolution des bactéries: lorsqu'une mutation apparaît, elle est transmise à la descendance, mais peu d'information est échangée entre les individus d'une même génération. D'autres algorithmes sont plus proches de l'évolution sexuée, car de l'information s'échange entre individus, comme lors d'une fécondation, où du matériel génétique est mis en commun (voir l'encadré page 60). À la fin des années 1990, les ingénieurs Kenneth Price et Rainer Storn ont élaboré une méthode reposant sur cette dernière approche et nommée «évolution différentielle».

Pour concevoir des structures photoniques, les techniques d'optimisation se sont surtout inspirées de celles utilisées en mécanique, qui reposent essentiellement sur des méthodes de gradient. Elles sont très efficaces et produisent des architectures nouvelles et surprenantes. On constate cependant que ces structures sont souvent complexes et irrégulières (voir la figure page 58). Par conséquent, il n'est pas toujours facile de comprendre le rôle de chaque élément du système. Certaines parties donnent parfois l'impression d'être inutiles et pourraient être supprimées sans altérer le fonctionnement global. En outre, la complexité du rendu est dans certains cas un obstacle pour son industrialisation. L'efficacité de ces approches semble se faire au détriment d'une étape de simplification. Or les structures que l'on observe dans la nature ont plutôt tendance à être simples et élégantes. Comment expliquer cette différence? Une hypothèse est qu'un système biologique soumis à diverses contraintes produirait à moindre coût et plus facilement des structures régulières.

Pour tester cette hypothèse, avec nos collègues, nous avons voulu voir s'il était possible de reproduire les structures observées dans la nature en imposant certaines contraintes à l'algorithme d'optimisation. Nous avons commencé par la question la plus simple: quelle structure multicouche réfléchit le mieux la lumière à une longueur d'onde donnée? Dans les années 1990, ce problème avait déjà été abordé avec des algorithmes génétiques de l'époque. Mais les résultats obtenus ne présentaient pas spécialement de régularité. En nous appuyant sur les algorithmes évolutionnaires les plus récents (des variantes de l'évolution différentielle), nous leur avons imposé une seule contrainte – utiliser des indices de réfraction dans un intervalle correspondant à celui des matériaux biologiques. Avec les algorithmes modernes, le constat a été immédiat et sans équivoque: la meilleure structure possible est ➤



LE SUPÉROIR DES OISEAUX DE PARADIS

Les insectes ne sont pas les seuls animaux à présenter des effets photoniques spectaculaires. Chez le mâle du paradisier de Wahnes (*Parotia wahnesi*), certaines parties du plumage ont un coefficient d'absorption de la lumière visible compris entre 99,69% et 99,95%. En 2018, Dakota McCoy, de l'université Harvard, et ses collègues ont montré que les barbeles (les filaments qui bordent les barbes des plumes) sont courbées et portent des picots micrométriques. Ce réseau dense piège la lumière avec une efficacité comparable à certains matériaux artificiels.

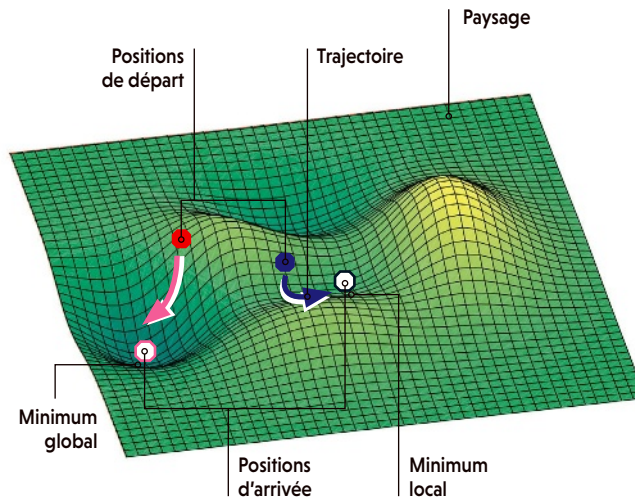
ALGORITHMES D'OPTIMISATION

Pour illustrer les méthodes d'optimisation, considérons un système dépendant de deux paramètres et définissons une fonction de coût, la grandeur à optimiser. Nous pouvons alors visualiser ce problème comme un « paysage » dont les deux variables sont les coordonnées et la fonction de coût est l'altitude.

Un point sur ce paysage correspond à une configuration du système et plus sa hauteur est faible, plus le système est optimisé. Le problème revient à trouver le minimum dans un paysage, qui n'est évidemment pas connu *a priori*. Différentes approches d'optimisation ont été développées au cours des dernières décennies.

DESCENTE DE GRADIENT

Cet algorithme est le plus simple et le plus utilisé. Il consiste à calculer les variations de la fonction de coût autour du point de départ quand on varie les paramètres. Cela revient à suivre la pente descendante la plus forte dans le paysage. Une « vallée » – un minimum – finit toujours par être atteinte. Mais ce minimum « local » n'est peut-être pas le plus profond de tout le paysage (à l'image de la trajectoire bleue ci-contre).

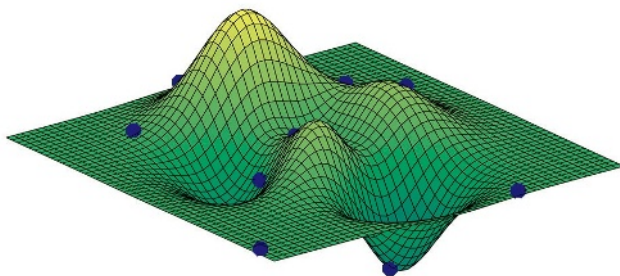


ALGORITHME GÉNÉTIQUE

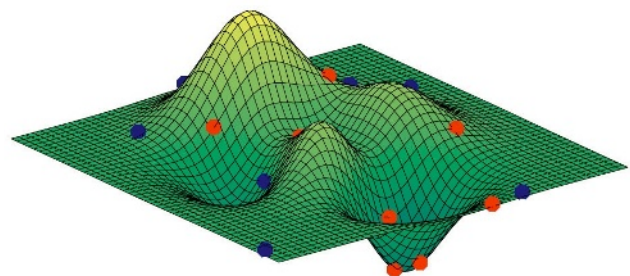
L'idée s'inspire de la biologie. On commence par une population dont on encode en binaire (une suite de 0 et de 1) les paramètres pour en faire une sorte d'ADN. Le matériel « génétique » de cette population est combiné de façon à créer de nouveaux individus, dont on ne garde que ceux qui améliorent la fonction de coût. La démarche, assez arbitraire dans le mélange des caractéristiques, conduit à un algorithme peu efficace.

ALGORITHME ÉVOLUTIONNAIRE

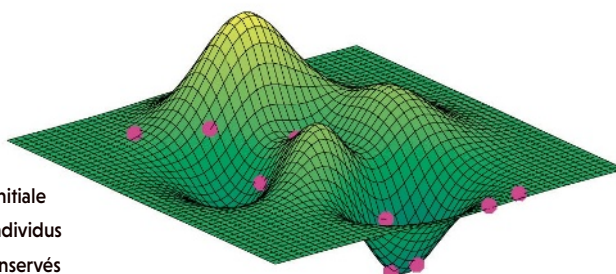
1 INITIALISATION DE LA POPULATION



2 GÉNÉRATION DE NOUVEAUX INDIVIDUS



3 SÉLECTION DE LA NOUVELLE GÉNÉRATION



- Population initiale
- Nouveaux individus
- Individus conservés avec une meilleure fonction de coût

Une population d'individus parents est aléatoirement répartie sur le paysage 1. Des individus « mutants » sont créés par le déplacement d'un parent d'un pas dans la direction vers le meilleur individu et d'un pas dans une direction inspirée par deux individus choisis au hasard 2. Ce dernier élément permet d'explorer un peu le paysage en intégrant un aspect aléatoire à la démarche tout en tendant vers une solution déjà plus efficace. Si le nouvel individu, « l'enfant », est meilleur que le parent, il le remplace dans la population 3. Le processus est itéré sur la nouvelle population jusqu'à obtenir une solution optimale. En partageant de l'information entre individus, cette approche reproduit certaines caractéristiques de l'évolution sexuée.