

Allocation de la fiabilité par algorithme génétique : application à la conception d'un Système Instrumenté de Sécurité

Frédérique Bicking

IUT Nancy-Brabois, Nancy-Université, Le Montet, F-54600 Villers-les-Nancy

Abstract— Cet article est consacré au problème d'allocation de fiabilité en conception d'un système instrumenté de sécurité. Le problème de conception est défini comme un problème d'optimisation et résolu par une méthode génétique avec une stratégie d'élitiste. La performance de cette méthode est montrée à travers plusieurs problèmes d'optimisation de fiabilité référencés dans la littérature. Puis, la méthode génétique est appliquée dans le cadre de l'aide à la conception de système instrumenté de sécurité (SIS). L'approche présentée offre la possibilité de définir une structure complexe de SIS avec redondance diversifiée ce qui n'est pas le cas dans l'approche classique d'allocation de redondance. Pour ce faire, les réseaux de fiabilité de Kaufmann basés sur des multi-graphes sont utilisés. Quelques exemples de mises en oeuvre sont donnés sur un problème d'allocation de redondance diversifiée et sur la recherche de structures de connexion des composants intégrant la réduction des coûts de connexion pour obtenir des SIS qui satisfont aux niveaux d'intégrité et sécurité (SIL) cibles.

Index Terms— Fiabilité, réseaux de fiabilité de Kaufmann, optimisation, méthode génétique, système instrumenté de sécurité.

I. INTRODUCTION

La conception de systèmes comporte le choix des composants et des configurations pour satisfaire les caractéristiques fonctionnelles mentionnées dans le cahier des charges. La conception de systèmes à partir de composants disponibles sur le marché, dont le coût, la fiabilité, le poids et d'autres attributs sont connus peut être formulée comme un problème d'optimisation combinatoire. En outre, une des étapes indéniables dans la conception de systèmes à plusieurs éléments est le problème d'employer les ressources disponibles de manière la plus efficace afin de maximiser la fiabilité du système global et/ou de réduire au minimum la consommation des ressources tout en réalisant les objectifs de fiabilité. De ce fait, la conception fiable de système peut être adressée comme un problème d'optimisation de fiabilité de systèmes.

L'optimisation de fiabilité est d'un grand intérêt de par l'importance critique de la fiabilité dans divers secteurs industriels. Le but principal, qui est toujours celui d'améliorer la fiabilité du système, peut être atteint en réduisant la complexité en augmentant la fiabilité des composants (allocation de fiabilité) ou par redondance

matérielle (allocation de redondance) ou une combinaison de ces deux approches.

Quelques méthodes existantes emploient des techniques d'optimisation pour résoudre des problèmes de minimisation du coût du système sous contrainte de fiabilité, de maximisation de la fiabilité du système sous la contrainte de coût, d'allocation de redondance et plus généralement des problèmes d'optimisation de fiabilité des systèmes. Tillman *et al.* [6] et Kuo *et al.* [11] ont passé en revue les techniques d'optimisation développées pour résoudre divers problèmes de fiabilité en conception de système. Nakagawa *et al.* [12] ont présenté et comparé leurs méthodes heuristiques pour un problème d'allocation de redondance avec contraintes non linéaires. Kuo *et al.* [9] ont présenté une méthode de recherche (PK-Alg) basée sur l'ordre lexicographique pour maximiser la fiabilité d'un système cohérent avec un choix de composants fini et des options de redondance. Yalaoui *et al.* [20] ont proposé une méthode de programmation dynamique (YCC) basée sur l'analogie entre le problème d'allocation de fiabilité et de redondance dans les systèmes série-parallèles et le problème unidimensionnel du sac à dos.

C'est une approche génétique qui a été employée dans ce travail. Les algorithmes génétiques font partie des méta-heuristiques, techniques qui incluent, entre autres, le recuit simulé, la recherche tabou et les stratégies évolutionnaires. Coit *et al.* [28] ont présenté une technique d'optimisation en utilisant un algorithme génétique avec un réseau de neurones pour déterminer une configuration optimale quand il y a plusieurs alternatives au choix des composants disponibles et identifier de ce fait, les composants et la configuration d'un système série-parallèle. Plusieurs papiers concernant l'optimisation de la fiabilité des systèmes employant des algorithmes génétiques ont été édités ces dernières années comme [7], [17], [18], [16], [21], [22], [19], [15]. Gen *et al.* présentent dans [34] un bref aperçu d'approches basées sur les algorithmes génétiques pour divers problèmes d'optimisation de la fiabilité et introduisent également certaines approches hybrides combinant les algorithmes génétiques avec la logique floue, les réseaux de neurones et d'autres techniques de recherche conventionnelles.

L'approche génétique a été choisie parce qu'elle peut être facilement appliquée aux divers problèmes exposés dans cet article. Le but est de présenter une procédure

de détermination de la structure optimale de systèmes sous contrainte de coût et de disponibilité commerciale des composants. En outre, c'est à la conception de systèmes particuliers tels les systèmes instrumentés de sécurité (SIS) que nous nous intéressons. Dans la section 2, la méthode génétique utilisée est présentée. Dans la section 3, quatre problèmes référencés dans la littérature sont exposés, ce qui permet de juger de l'efficacité de la méthode utilisée. La section 4 présente un problème bien plus complexe qui est la détermination de la structure optimale d'un système instrumenté de sécurité. Ce problème est formulé en tant qu'allocation de fiabilité soumise à une contrainte de niveau de fiabilité exprimée par le niveau exigé d'intégrité et sécurité (SIL).

II. DESCRIPTION DE LA MÉTHODE GÉNÉTIQUE

Les algorithmes génétiques (AG) sont utilisés comme une technique d'optimisation efficace pour la recherche de l'optimum global d'une fonction. Les AGs ont été mis au point par J. Holland [33] et décrits plus en détail par D.E. Goldberg [1]. Leur mise en œuvre consiste à créer une population initiale puis, par un processus itératif de sélection - recombinaison, à faire évoluer cette population en fonction d'un critère d'adaptation. Cette adaptation représente la qualité de la solution potentielle. Le passage d'une population à l'autre est appelé une génération. La stratégie étant globalement élitiste, seuls les individus ayant la meilleure adaptation (meilleure solution) seront conservés de génération en génération.

A. Description du formalisme génétique utilisé

La convergence des algorithmes génétiques a été démontrée pour de nombreux problèmes, bien que l'optimalité ne puisse pas être garantie. La capacité d'une approche génétique à trouver la bonne solution dépend souvent de l'adéquation du codage, des opérateurs d'évolution et des mesures de l'adaptation au problème traité. La méthode proposée ici est basée sur les algorithmes génétiques [1] et des stratégies d'évolution [2]. Elle combine le principe de la survie des individus les plus aptes et les combinaisons génétiques pour un mécanisme de recherche élitiste. La méthode génétique produit de nouvelles solutions (enfant) en combinant les solutions existantes (parents) sélectionnés dans la population, ou par mutation. L'idée centrale est que les solutions parents auront tendance à produire des solutions enfants supérieures en terme d'adaptation, de sorte que finalement une solution obtenue soit optimale.

Dans cette étude, nous avons utilisé une méthode génétique précédemment définie dans [3] avec une définition du chromosome et des opérateurs de sélection, combinaison et mutation appropriés. Contrairement aux algorithmes génétiques, la méthode génétique utilisée est conçue pour minimiser et non maximiser. Cette méthode, comme les algorithmes génétiques, n'est pas limitée par des hypothèses sur la fonction objectif et l'espace de recherche, tels que la continuité ou la dérivabilité. Elle utilise une population de points en simultané par contraste avec des méthodes

habituelles n'utilisant qu'un seul point. Les opérateurs génétiques améliorent le processus de recherche de manière élitiste afin de trouver l'optimum global. Il existe des opérateurs génétiques plus compliqués, mais les opérateurs de base ainsi que leurs diverses modifications peuvent généralement être appliqués. Le choix de ces opérateurs dépend de la nature du problème et des exigences de performance. Le mécanisme global peut être esquissé comme suit :

- 1) Création de la population initiale
- 2) Evaluation de l'adaptation de tous les individus de la population
- 3) Test du critère d'arrêt. Si non rempli :
- 4) Sélection d'une proportion des meilleurs individus (parents pour la production de nouveaux individus)
- 5) Choix de deux parents et combinaison de leur matériel génétique
- 6) Test de l'adaptation de cet enfant. Si elle est bonne, cet enfant intègre la population sinon retour à l'étape 5
- 7) Itération des étapes 4 à 6 jusqu'à reconstruction de la population
- 8) Retour à l'étape 2

Le critère d'arrêt peut être un nombre de cycles de l'algorithme (nombre de générations), la moyenne des adaptations des individus, un facteur de convergence, etc. Un individu représente un vecteur de variable de décision (paramètres) et son adaptation est mesurée par la fonction objectif. Le formalisme et les opérateurs génétiques sont détaillés ci-après.

1) *Chromosome, individu, population initiale* : Chaque chromosome est le résultat potentiel du problème d'optimisation. Nous avons défini un chromosome comme une chaîne, composée de m gènes qui sont les paramètres (variables de décision) à trouver. La valeur d'un gène est appelée un allèle. La valeur possible d'un allèle est un entier ou une valeur réelle. Chaque gène est créé au hasard, selon 1 :

$$a_j = (a_j)_l + ((a_j)_u - (a_j)_l) \times \gamma_j \quad (1)$$

où

- $\gamma_j \in [0, 1]$ est choisi aléatoirement
- $(a_j)_l, (a_j)_u$ les bornes min et max de l'allèle a_j . Elles sont choisies en fonction du problème à traiter.

Chaque chromosome, appelé un individu dans une représentation haploïde, peut s'écrire :

$$I(k) = [a_1, \dots, a_j, \dots, a_m]$$

avec :

- m le nombre de gènes
- $k = 1, \dots, N$ est la taille de la population (nombre d'individus).

Toutes les contraintes sont prises en compte dans la phase initiale de création de la population. Quand un individu est créé, si les contraintes sont respectées, cet individu est intégré dans la population initiale sinon il ne

l'est pas. Au début de l'algorithme, la population initiale contient N individus.

La longueur du chromosome m et la taille de la population N sont deux des quatre paramètres de réglage de la méthode génétique.

2) *Fonction objectif et adaptation* : L'adaptation représente la qualité de l'individu et est évaluée par le biais de la fonction objectif. La fonction objectif est généralement la fonction à minimiser. Une fois la fonction objectif définie, l'adaptation de chaque individu de la population initiale est calculée et les opérateurs génétiques peuvent être appliqués.

3) *Reproduction et opérateurs génétiques* : L'objectif de la reproduction est de mettre l'accent sur la survie des individus les plus aptes. Dans notre méthode, une proportion d'individus ayant la meilleure adaptation (la valeur la plus faible de la fonction objectif), est sélectionnée pour la combinaison génétique.

- Sélection des individus les plus aptes : Lorsque l'ensemble de la population est évaluée à la génération t , les individus sont classés par ordre croissant de la fonction objectif. Ensuite, la sélection est effectuée. Les $N \times G$ premiers individus (les $N \times G$ meilleurs) sont sélectionnés pour être des parents. G est le troisième paramètre de réglage de la méthode génétique. G est appelé le fossé entre les générations. G permet de sélectionner une partie de la population afin de fournir suffisamment de matériel génétique sans diminuer la vitesse de convergence [1].
- Combinaison : Deux parents P_1 et P_2 sont choisis aléatoirement parmi les parents potentiels et leurs gènes sont combinés selon (2) :

$$a_j(k) = a_j(P_1) + (a_j(P_2) - a_j(P_1)) \times \gamma_j \quad (2)$$

où

- γ_j est un nombre aléatoire uniforme
- $k = N \times G + 1, \dots, N$, le $k^{\text{ième}}$ individu
- $j = 1, \dots, m$.

Le nouvel individu créé est ensuite évalué. Si son adaptation est meilleure que celle du pire des parents, il est intégré dans la population pour former la prochaine génération. Si ce n'est pas le cas, on réitère la combinaison.

- Mutation : La mutation se produit avec une probabilité p_m . p_m est le 4ème paramètre de réglage. La mutation consiste à modifier au hasard un ou plusieurs gènes de l'individu. L'individu muté est ensuite évalué. Si son adaptation est meilleure que celle du pire des parents, il intègre la nouvelle génération. Si ce n'est pas le cas, l'étape de combinaison est reprise. Ce type de modification permet de gagner du temps dans le processus de reproduction par la modification des individus. La probabilité de mutation est fixée à $p_m = 0.1$.

Ce schéma de reproduction est répété jusqu'à ce que l'ensemble de la population soit reconstruite ($k = N$). La nouvelle génération devient la population actuelle à la

génération $t + 1$.

4) *Critère d'arrêt* : Le critère d'arrêt est évalué sur la population en cours. S'il est rempli, l'ensemble de la population a convergé sur la solution sinon le schéma de reproduction est répété. Le critère d'arrêt utilisé dans cette méthode, exprime que tous les individus ont convergé vers la même solution et suppose que l'évolution n'est plus possible c'est-à-dire qu'aucune meilleure solution ne peut être trouvée.

L'ensemble de la stratégie est élitiste parce que seuls les meilleurs individus sont sélectionnés pour la survie d'une génération à la suivante et peuvent être les parents de nouveaux et meilleurs individus. Pour assurer la convergence de l'algorithme, le réglage des paramètres N et G doit être réalisé avec soin. La taille de la population N affecte à la fois la performance et l'efficacité de l'algorithme [3]. L'algorithme est moins performant avec de très petites tailles de population. Une grande taille de la population peut contenir plus de solutions intéressantes et décourage la convergence prématurée vers des solutions sous-optimales, mais requiert davantage d'évaluations par génération, pouvant conduire à un faible taux de convergence. Le fossé entre générations G permet de déterminer la proportion de la population qui reste inchangée entre deux générations. Il est choisi de manière à sélectionner les individus aussi sévèrement que possible, sans trop détruire la diversité de la population. La stratégie globale utilisée suppose que tous les individus qui composent la population, de génération en génération, satisfont toutes les contraintes. La meilleure solution de la dernière génération représente la solution du problème en accord avec les critères définis.

III. APPLICATION À L'ALLOCATION DE FIABILITÉ

La diversité des structures des systèmes, des contraintes sur les ressources, et autres options pour l'amélioration de la fiabilité a conduit à la définition de plusieurs techniques d'optimisation. En ingénierie de la fiabilité, des approches génétiques ont été utilisées pour résoudre des problèmes complexes et sont particulièrement efficaces pour les problèmes d'optimisation combinatoire avec de larges espaces de recherche. Afin d'illustrer la performance de la méthode proposée, deux systèmes complexes et deux systèmes mixtes multi-étages sont étudiés. Ces types de problèmes comportent de l'optimisation des coûts sous contrainte de fiabilité dans un système complexe (problème 1), de l'optimisation de la fiabilité sous contraintes de coûts (problème 2), l'allocation optimale de la redondance pour un système mixte multi-étage (problème 3) et l'optimisation de fiabilité avec deux critères (problème 4).

A. Problème 1 : Système complexe [6]

L'objectif est de minimiser le coût du système sous contrainte de fiabilité. Ce système est présenté sur la figure 1. r_i représente la fiabilité du $i^{\text{ième}}$ composant. La fiabilité du système est donnée par :

$$R_S = 1 - r_3 [(1 - r_1)(1 - r_4)]^2 - (1 - r_3) [1 - r_2 (1 - (1 - r_1)(1 - r_4))]^2$$

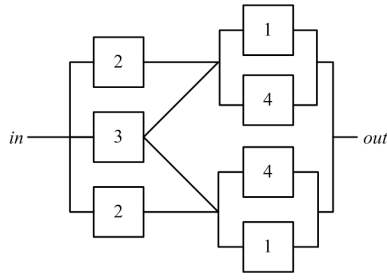


Fig. 1. Exemple de système complexe (problème 1)

Le coût du système C_S à minimiser est soumis aux contraintes :

$$\begin{aligned} r_{i,min} &\leq r_i \leq 1.0, & i = 1, \dots, 4 \\ R_{S,min} &\leq R_S \leq 1.0 \end{aligned}$$

où $r_{i,min}$ et $R_{S,min}$ sont respectivement les bornes minimales de la fiabilité du $i^{\text{ième}}$ composant et du système. La fonction coût du système est donnée par :

$$C_S = \sum_{i=1}^4 K_i \left[\tan \left(\frac{\pi}{2} r_i \right) \right]^{\alpha_i}$$

où $K_1 = 25, K_2 = 25, K_3 = 50, K_4 = 37.5, r_{i,min} = 0.5, R_{S,min} = 0.99$ et $\alpha_i = 1.0$ pour $i = 1, 2, 3, 4$. Le minimum global du coût du système est 390.57 [4].

La formulation du problème, pour la méthode génétique est :

- l'individu est composé de 4 gènes, le $i^{\text{ième}}$ gène est la fiabilité du $i^{\text{ième}}$ composant. Les bornes minimales et maximales pour chaque gène sont fixées à $r_{i,min} = 0.5$ et 1 respectivement
- chaque individu $I(k)$ vérifie $R_{S,min} \leq R_S(I(k)) \leq 1.0$
- la fonction objectif est définie par $Fit(k) = C_S(k)$ ce qui représente le coût du système à minimiser pour la solution potentielle $I(k)$

Les essais ont été faits avec 100 simulations de l'algorithme. La méthode génétique proposée a été testée avec la taille de la population $N = 500$ et le paramètre fossé entre générations $G = 0, 2$ (ce réglage est appelé GM1). D'autres tests ont été réalisés avec différentes valeurs de $N = 1000$ et $G = 0.5$ nommé GM2. Les résultats obtenus (valeurs moyennes sur les 100 essais consécutifs) sont résumés dans le tableau I et comparés à ceux obtenus avec le recuit simulé (SA) et une variante de l'algorithme de recuit simulé (I-NESA), les deux sont reportés dans Ravi *et al.* [4].

B. Problème 2 : Système en pont [8]

On considère le réseau en pont (fig. 2) avec les fiabilités $r_i, i = 1, \dots, 5$. La fiabilité du système R_S , est donnée par [4] :

$$\begin{aligned} R_S = & r_1 r_4 + r_2 r_5 + r_2 r_3 r_4 + r_1 r_3 r_5 + 2r_1 r_2 r_3 r_4 r_5 \\ & - r_1 r_2 r_4 r_5 - r_1 r_2 r_3 r_4 - r_1 r_3 r_4 r_5 \\ & - r_2 r_3 r_4 r_5 - r_1 r_2 r_3 r_5 \end{aligned}$$

	SA	I-NESA	GM1	GM2
r_1	0.82529	0.82516	0.8235	0.8229
r_2	0.89169	0.89013	0.8895	0.8891
r_3	0.62161	0.62825	0.6325	0.6367
r_4	0.72791	0.72917	0.7305	0.7295
R_S	0.99	0.99	0.99	0.99
C_S	390.6327	390.572	390.8442	390.7984
Temps CPU	30.59	22.57	1.68	9.33

TABLE I
RÉSULTATS COMPARÉS POUR LE PROBLÈME 1

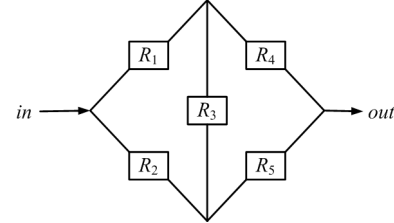


Fig. 2. Système complexe en pont (problème 2)

L'objectif est de déterminer les $r_i, i = 1, \dots, 5$ qui minimisent :

$$C_S = \sum_{i=1}^5 a_i \cdot \exp \left(\frac{b_i}{1 - r_i} \right)$$

avec les contraintes :

$$\begin{aligned} 0 &\leq r_i \leq 1 \\ 0.99 &\leq R_S \leq 1 \\ a_i &= 1, b_i = 0.0003, \forall i \end{aligned}$$

La formulation du problème, pour la méthode génétique est :

- l'individu est composé de 5 gènes, le $i^{\text{ième}}$ gène est la fiabilité du $i^{\text{ième}}$ composant. Les bornes minimales et maximales de chaque gène sont fixées à 0 et 1 respectivement
- chaque individu vérifie $0.99 \leq R_S(I(k)) \leq 1$
- la fonction objectif est donnée par

$$Fit(k) = C_S(I(k)) = \sum_{i=1}^5 a_i \cdot \exp \left(\frac{b_i}{1 - r_i} \right)$$

100 simulations de l'algorithme ont été faites. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau II. Ils sont comparés à ceux obtenus avec le recuit simulé (SA), une variante du recuit simulé (I-NESA) de [4] et une méthode floue d'optimisation globale (FGO) [5].

Le meilleur résultat obtenu avec GM1 est $C_S = 5, 01993$ pour 39,51 unités de temps CPU et pour GM2, $C_S = 5, 01992$ à 98,36 unités de temps CPU. Nous avons obtenu une même qualité de solutions que les autres méthodes.

C. Problème 3 : Redondance optimale dans un système série [10]

L'exemple 3 est un problème MIP non linéaire pour un système série-parallèle avec n étages (fig. 3) [6], [10].

	SA	I - NESAs	FGO	GM1	GM2
r_1	0.93566	0.93747	0.93337	0.93638	0.93514
r_2	0.93674	0.93291	0.93454	0.93410	0.93537
r_3	0.79299	0.78485	0.77910	0.76828	0.76543
r_4	0.93873	0.93641	0.93769	0.93691	0.93572
r_5	0.92816	0.933342	0.93547	0.93478	0.93567
R_S	0.99001	0.99000	0.99002	0.99001	0.99000
C_S	5.01997	5.01993	5.01995	5.0201	5.01997
Temps CPU	195.40	27.36	149.00	42.45	94.05

TABLE II
RÉSULTATS COMPARÉS DU PROBLÈME 2

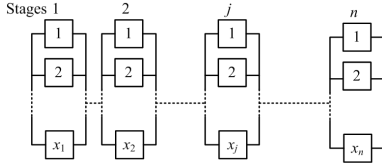


Fig. 3. Système série-parallèle à n étages (problème 3)

L'objectif est de maximiser la fiabilité du système série par sélection des niveaux de redondance sous la contrainte de ressources, c'est-à-dire de trouver le nombre optimal de composants $x_i \geq 1$, ($i = 1, \dots, n$) qui maximise la fiabilité du système :

$$R_S(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n [1 - (1 - r_i)^{x_i}]$$

soumis aux contraintes :

$$g_j(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 0, \quad j = 1, \dots, q$$

avec q le nombre de contraintes.

1) Cas i , $n = 5$: système à 5 étages :

$$R_S = \prod_{i=1}^5 [1 - (1 - r_i)^{x_i}]$$

soumis à :

$$g_1 = \sum_{i=1}^5 P_i \cdot x_i^2 \leq 110$$

$$g_2 = \sum_{i=1}^5 C_i \cdot [x_i + \exp(0.25x_i)] \leq 175$$

$$g_3 = \sum_{i=1}^5 W_i \cdot [x_i \cdot \exp(0.25x_i)] \leq 200$$

$$l_i \leq x_i \leq u_i$$

Les constantes r_i, P_i, C_i, W_i et les bornes l_i, u_i sont données dans la table III.

La formulation du problème est :

- l'individu est fait de 5 gènes, le $i^{\text{ième}}$ gène est le nombre de composants pour le $i^{\text{ième}}$ étage. Les bornes inférieure et supérieure de chacun des gènes sont indiquées dans le tableau III
- chaque individu vérifie les 3 contraintes g_1, g_2 et g_3

i	1	2	3	4	5
r_i	0.80	0.85	0.90	0.65	0.75
P_i	1	2	3	4	2
C_i	7	7	5	9	4
W_i	7	8	8	6	9
l_i	1	1	1	1	1
u_i	5	5	5	5	5

TABLE III
COEFFICIENTS ET BORNES POUR LE PROBLÈME 3 CAS i

	SA	I - NESAs	GM1	GM2
x_1	3	3	3	3
x_2	2	2	2	2
x_3	2	2	2	2
x_4	3	3	3	3
x_5	3	3	3	3
R_S	0.9045	0.9045	0.9045	0.9045
Temps CPU	37.46	15.55	7.42	28.14

TABLE IV
RÉSULTATS COMPARÉS DU PROBLÈME 3 CAS i

– la fonction objectif est définie par $Fit(k) = 1/R_S(x_1, x_2, \dots, x_5)$ qui exprime la fiabilité du système à maximiser.

100 simulations de l'algorithme ont été faites. Les meilleurs résultats obtenus sont résumés dans le tableau IV. Ils sont comparés à ceux obtenus avec le recuit simulé (SA), une variante du recuit simulé (I-NESA) de [4].

Les résultats obtenus avec la méthode génétique sont similaires à ceux rapportés dans [4]. Prasad *et al.* dans [10] ont obtenu les mêmes résultats, mais les bornes supérieures des x_i étaient plus petites. Si la méthode génétique est testée avec les mêmes limites que Prasad, $u_i = [55443]$, les résultats sont obtenus plus rapidement.

2) Cas ii , $n = 15$: système à 15 étages [23] :

$$R_S = \prod_{i=1}^{15} [1 - (1 - r_i)^{x_i}]$$

soumis à :

$$g_1 = \sum_{i=1}^{15} C_i \cdot x_i \leq 400$$

$$g_2 = \sum_{i=1}^{15} W_i \cdot x_i \geq 414$$

$$1 \leq x_i \leq 5$$

Les constantes r_i, C_i, W_i sont données dans la table V et les bornes l_i, u_i sont 1 et 5 respectivement.

La solution référencée $x = [345442453244555]$ avec $R_S = 0.9456$ a été trouvée par toutes les méthodes.

i	r_i	C_i	W_i	i	r_i	C_i	W_i
1	0.90	5	8	9	0.78	4	7
2	0.75	4	9	10	0.91	5	8
3	0.65	9	6	11	0.79	6	9
4	0.80	7	7	12	0.77	7	7
5	0.85	7	8	13	0.67	9	6
6	0.93	5	8	14	0.79	8	5
7	0.78	6	9	15	0.67	6	7
8	0.66	9	6				

TABLE V
COEFFICIENTS ET BORNES DU PROBLÈME 3 CAS ii

D. Problème 4 : Optimisation à deux objectifs

L'exemple 4 est le même que celui du problème 3 cas i . La fiabilité du système est

$$R_S(x_1, \dots, x_5) = \prod_{i=1}^5 [1 - (1 - r_i)^{x_i}]$$

Le problème est de trouver les x_i , ($i = 1, \dots, n$) qui maximise R_S et minimise la fonction coût exprimée par :

$$C_S = \sum_{i=1}^5 C_i \cdot [x_i + \exp(0.25x_i)]$$

soumis à :

$$\begin{aligned} g_1 &= \sum_{i=1}^5 P_i \cdot x_i^2 \leq 110 \\ g_3 &= \sum_{i=1}^5 W_i \cdot [x_i \cdot \exp(0.25x_i)] \leq 200 \\ 1 &\leq x_i \leq 5 \end{aligned}$$

La table III montre les données pour cet exemple. La solution optimale $x = [32233]$ avec $R_S = 0.9046$ et le coût $C_S = 146.125$ est donnée par [13]. Comme il y a deux objectifs, la fonction d'adaptation est définie par : $Fit(k) = C_S(k) * (1 - R_S(k))$ où k est l'indice du $k^{\text{ième}}$ individu de la population.

Les résultats obtenus par les méthodes génétiques sont similaires à ceux de Ravi *et al.* [4] et Rocco *et al.* [14] reportés pour la formulation avec un seul objectif et en posant $C_S \leq 175$. Cet exemple montre à la fois l'efficacité et la flexibilité de la méthode pour une formulation avec deux objectifs de fiabilité.

Les résultats de tous les tests montrent que la méthode génétique donne des résultats satisfaisants. La diversité des exemples choisis montrent la capacité de la méthode à traiter différents problèmes. La méthode génétique apparaît comme une bonne alternative aux méthodes existantes dans la résolution de certains problèmes d'ingénierie en fiabilité.

IV. APPLICATION À L'OPTIMISATION DE LA STRUCTURE D'UN SYSTÈME INSTRUMENTÉ DE SÉCURITÉ

L'industrie de process devient techniquement de plus en plus complexe et le potentiel de danger s'accroît en

conséquence si les flux de danger ne sont pas convenablement contrôlés. Ainsi, lorsque les installations industrielles présentent des risques potentiels pour les personnes, l'environnement ou les biens, diverses sécurités sont à mettre en œuvre. Celles-ci participent soit à la prévention en minimisant la probabilité d'apparition du risque, soit à la protection pour limiter les conséquences d'un dysfonctionnement. Les Systèmes Instrumentés de Sécurité sont utilisés pour assurer la sécurité fonctionnelle des installations, *i.e* la réduction des risques à un niveau inférieur ou égal au risque tolérable. Pour concevoir les SIS, deux normes de sécurité sont utilisées : l'IEC 61508 [25] et l'IEC 61511 [26].

La mise en œuvre des prescriptions de ces deux normes est assez difficile et les méthodes proposées dans les annexes doivent être utilisées avec précaution [35]. Toutefois, un élément clairement établi dans le processus de conception d'un SIS est qu'il doit aboutir à la satisfaction d'un niveau d'Intégrité de Sécurité (SIL, Safety Integrity Level) alloué [38]. Le SIL exprime ainsi la réduction de risque que doit apporter un SIS au système qu'il surveille. La contrainte d'une conception de SIS est donc de satisfaire au niveau de SIL requis tout en minimisant les coûts de conception, d'exploitation ... Il s'agit donc d'un problème d'optimisation où le coût doit être minimisé sous des contraintes de sûreté de fonctionnement.

Comme nous l'avons mentionné à la section précédente, toutes les méthodes proposées approchent le problème d'optimisation pour des systèmes dont la structure est de type parallèle-série. Dans l'industrie de process, une part non négligeable des coûts est portée par les connexions. Par ailleurs, l'introduction des réseaux de communication dans les dispositifs de sécurité permet de s'échapper des approches de conception de systèmes de type parallèle-série. Or, aucune des méthodes présentées à la section précédente n'est capable d'adresser ce problème de recherche de structure à coût minimal sous contrainte de performance. C'est ce que nous traitons dans la suite de cette section.

A. Eléments de normalisation

La norme IEC 61508 [25] est une norme internationale qui porte plus particulièrement sur les systèmes E/E/PE, c'est-à-dire les systèmes électriques/électroniques/électroniques programmables de sécurité. La norme propose une approche opérationnelle pour mettre en place un système de sécurité E/E/PE, en partant de l'étude des exigences de sécurité (avec une définition du périmètre couvert, une analyse et une évaluation du risque) et en prenant en compte toutes les étapes du cycle de vie du système E/E/PE. Un des intérêts de cette norme est d'être générique et donc d'être applicable dans tous les secteurs où la sécurité peut être traitée avec des systèmes E/E/PE : industries manufacturières, industries des process continus, pharmaceutiques, nucléaires, ferroviaires ...

La norme IEC 61508 [25] fixe le niveau d'intégrité de sécurité (SIL) qui doit être atteint par un SIS qui réalise

la Fonction Instrumentée de Sécurité (SIF) dès lors qu'une réduction de risque est nécessaire. La norme fixe le SIL en fonction de la probabilité de défaillance moyenne sur demande ($PF_{D_{avg}}$) pour les SIS faiblement sollicités (moins d'une sollicitation par an) ou en fonction de la probabilité de défaillance par heure (PFH) pour les SIS fortement sollicités ou agissant en mode continu (cf. tableau VI). L'allocation du SIL se fait par des méthodes qualitatives ou semi-quantitatives, alors que l'évaluation du $PF_{D_{avg}}$ des SIS qui doivent satisfaire au SIL exigé se fait par des méthodes quantitatives. Les méthodes usuelles de calcul du $PF_{D_{avg}}$ des SIS sont des méthodes probabilistes [25], [26], [37]. Elles sont issues des études traditionnelles de sûreté de fonctionnement où les données de fiabilité relatives aux composants (taux de défaillance, taux de réparation ...) peuvent être connues avec plus ou moins de précision et sont validées par le retour d'expérience.

SIL	Probabilité moyenne de défaillance à la sollicitation ($PF_{D_{avg}}$)	Fréquence des défaillances dangereuses par heure (PFH)
1	$[10^{-2}, 10^{-1}[$	$[10^{-6}, 10^{-5}[$
2	$[10^{-3}, 10^{-2}[$	$[10^{-7}, 10^{-6}[$
3	$[10^{-4}, 10^{-3}[$	$[10^{-8}, 10^{-7}[$
4	$[10^{-5}, 10^{-4}[$	$[10^{-9}, 10^{-8}[$

TABLE VI

NIVEAUX D'INTÉGRITÉ DE SÉCURITÉ (SIL) : SOLLICITATION FAIBLE [25]

Pour mettre en œuvre un E/E/PE, il faut s'appuyer sur un ensemble de composants disponibles dans les catalogues de distributeurs. Un SIS peut être considéré comme un système d'automatique à 3 couches. L'architecture en couches est usuelle mais il s'agit d'une vision plus large que celle des systèmes série-parallèles présentés précédemment. La première couche concerne la partie *capteur*. Elle est constituée d'un ensemble d'éléments d'entrée qui mesurent l'évolution des paramètres physico-chimiques caractéristiques de l'EUC (Entity Under Control). Cette évolution vers une situation dangereuse constitue la sollicitation du SIS. La seconde couche concerne la partie *unité logique*. Sur la base de l'évolution des paramètres physico-chimiques, la ou les unités logiques élaborent une décision de mise en sécurité. La troisième couche concerne les *actionneurs* ou *éléments finaux* dont l'objectif est d'agir sur l'EUC directement ou indirectement pour neutraliser sa dérive en la plaçant dans une situation de repli, un état sûr. Evidemment, la mise en sécurité influe directement sur la disponibilité de l'EUC avec d'éventuelles conséquences en termes de pertes de production. Il peut être envisagé de tenir compte de ces pertes essentiellement économiques dans la définition des SIS [39].

L'architecture solution est contrainte par la tolérance aux défaillances matérielles (cf. tableau VII) et la performance du SIS est obtenue grâce à de la redondance de composants, de canaux. Un canal représente une architecture série permettant d'assurer la fonction désirée. Ainsi, les architectures les plus connues (1oo1, 1oo2, 1oo3, 2oo3

...) sont des combinaisons de canaux largement étudiés par Innal [40].

Proportion de défaillances en sécurité	Tolérance aux anomalies matérielles		
	0	1	2
< 60%	Non Autorisé	SIL 1	SIL 2
$60\% \leq - < 90\%$	SIL 1	SIL 2	SIL 3
$90\% \leq - < 99\%$	SIL 2	SIL 3	SIL 4
$\geq 99\%$	SIL 3	SIL 4	SIL 4

TABLE VII

EXEMPLE DE CONTRAINTES ARCHITECTURALES SUR LES E/E/PE

B. Réseaux de fiabilité de Kaufman

Les réseaux de fiabilité sont une méthode très efficace pour calculer la disponibilité ou la fiabilité instantanée des systèmes [41], [42], c'est-à-dire la valeur $(1 - PFD)$. Ils sont très utilisés dans l'étude des réseaux de communications ou de distribution d'énergie [43] car ils permettent de représenter sous forme de graphe la structure et les connexions d'un ensemble complexe en exprimant les relations entre ses éléments. Les graphes constituent un outil de modélisation pour de nombreux problèmes en se ramenant à l'étude des sommets et des arcs [49], [50]. Ainsi, ils offrent un moyen simple pour traiter du problème de structure des systèmes dans le cadre d'une optimisation de la fiabilité ou la disponibilité sans restriction structurelle comme dans les systèmes série-parallèles.

Comme l'a défini Kaufmann [44], un réseau de fiabilité est un multi-graphe $G = \langle N, A, U \rangle$ avec un ensemble N de n nœuds et un ensemble A d'arcs nommés a_{ij} . L'ensemble des arcs est défini comme $A \subseteq N \times N$. $U : A \mapsto e$ lie chaque arc a_{ij} à un composant e_i dans l'ensemble des composants $e = \{e_1, e_2, \dots, e_r\}$ [44], [40]. D'après U , plus d'un arc peut être associé à un composant. Comme le but des arcs est de représenter les composants, les nœuds représentent les connexions, ce qui fixe la structure. Un réseau de fiabilité G est acyclique et contient un nœud source $S \in N$ sans arc entrant et un nœud terminaison $T \in N$ sans arc sortant. Dans un réseau de fiabilité, il est fait l'hypothèse d'états binaires des composants et du système. Kaufmann a ainsi montré qu'un réseau de fiabilité est une représentation graphique de la fonction de structure [44, p.79]. La fonction de structure d'un système est définie comme $\phi(x_1, x_2, \dots, x_r) \mapsto \{0, 1\}$ où les x_i représentent les états des composants.

Du réseau de fiabilité, nous pouvons énumérer l'ensemble des coupes minimales et l'ensemble des liens minimaux. Le multi-graphe représentant le réseau de fiabilité du système peut alors être réécrit comme un 1-graphe composé de l'ensemble des liens minimaux [44, p.78]. Le 1-graphe où chaque arc est associé à un composant du système est une nouvelle représentation de la fonction de structure. La fiabilité ou disponibilité du système peut alors être calculée par la méthode d'inclusion-exclusion [41] ou la somme des produits disjoints [30].

Ainsi, si nous sommes capable d'exprimer la fonction de structure par un réseau de fiabilité de type 1-graphe, alors nous sommes capable de concevoir une structure de systèmes répondant à des objectifs de coût sous contrainte de fiabilité ou de disponibilité, de tolérance aux défaillances matérielles ...

C. Application à la conception d'un SIS

L'étape de conception d'un SIS n'est pas particulièrement aisée à réaliser pour l'ingénieur fiabiliste. Il s'agit de choisir des composants du marché susceptible de répondre à la problématique de sécurité selon le type de process physico-chimique, le niveau de performance de réduction de risque, de contrainte architecturale liée à la norme, de coûts de conception et d'opération, éventuellement de poids et de volume. Il est possible de formaliser ce problème comme la recherche d'un réseau de fiabilité sous forme d'un 1-graphe assurant la minimisation des coûts sous différentes contraintes en puisant dans un lot de composants disponibles sur le marché. Ce type de problème est connu pour être NP-difficile et peut être résolu efficacement par des méta-heuristiques [45]. De nombreuses méta-heuristiques voire des combinaisons de méthodes [48], [47], [46], [28] comme les algorithmes génétiques [24], les colonies de fourmis, les essaims particulaires ... peuvent être utilisées. Nous avons choisi d'exploiter l'algorithme génétique présenté précédemment.

Toutes les contraintes relatives à la définition d'un SIS comme par exemple son SIL, sont prises en compte lors de la création des individus. Un individu est représenté par une chaîne de gènes représentant les paramètres du problème (les composants à connecter et leur connexion d'une couche à l'autre). Une interprétation de cette chaîne est réalisée pour construire le réseau de fiabilité constituant une représentation d'une solution du problème. On détermine, pour ce réseau, les chemins de succès ou les coupes minimales et on vérifie la contrainte de tolérance aux anomalies matérielles. La disponibilité (ou fiabilité) du système est ensuite calculée et on vérifie la contrainte de SIL. L'opportunité de choisir individuellement chaque composant dans un catalogue permet de poser le problème comme une allocation de redondance diversifiée qui est plus compliquée. Notre approche s'avère efficace à traiter ce problème. L'intérêt de rechercher ce type de redondance repose sur la réduction implicite du facteur de cause commune de défaillance [36].

A titre d'exemple, nous utilisons une application concernant un réservoir sous pression définie dans le document technique ISA-TR84.00.02-2002 [27]. Notre objectif est de concevoir un SIS pour le réservoir. Le SIL est imposé au concepteur et la demande est formulée avec un coût total minimal. En conséquence, il faut déterminer la structure du SIS, choisir les composants et leur type pour chaque sous système du SIS, ainsi que les connexions entre ces composants qui permettent d'obtenir le SIL exigé. La contrainte sur le SIL exigé est transformée en une contrainte sur la disponibilité moyenne du SIS selon le

Type des composants du SIS	Sous-systèmes					
	Capteurs		Unités logiques		Éléments finaux	
	c_1	r_1	c_2	r_2	c_3	r_3
Type 1	21	0.961	14	0.91	25	0.90
Type 2	15	0.93	21	0.95	35	0.94
Type 3	20	0.97	12	0.93	41	0.96
Type 4	25	0.981	22	0.96	27	0.98
Type 5	45	0.99	26	0.99	28	0.97
Type 6	30	0.9775	22	0.97	31	0.99

TABLE VIII
CARACTÉRISTIQUES DE COÛTS ET DE FIABILITÉ DES COMPOSANTS DISPONIBLES (TYPES 1 À 6)

tableau VI. Le problème peut être ramené à un problème de minimisation du coût global du SIS sous une contrainte de disponibilité moyenne. La disponibilité moyenne du SIS représenté par un réseau de fiabilité est calculée à partir des liens l_i minimaux du réseau de fiabilité. La disponibilité instantanée est définie par l'équation :

$$A(t) = \sum_{i=1}^n P_{l_i}(t) \quad (3)$$

où $P_{l_i}(t)$ est la disponibilité instantanée du lien minimal i et n est le nombre de liens minimaux du réseau de fiabilité. Cette équation est calculée par disjonction des termes pour tenir compte de la répétition des événements dans les liens minimaux. La disponibilité moyenne est obtenue par intégration sur le temps de fonctionnement ou le temps entre instants d'inspection ou de test.

Le coût global du SIS est la somme des coûts de ses composants intégrant les coûts d'achat et opérationnels (exploitation, maintenance, logistique ...). Les coûts opérationnels sont évalués a priori par l'ingénieur fiabiliste à partir du retour d'expérience. En outre, nous supposons qu'il y a 6 types de composants disponibles sur le marché pour chaque sous-système du SIS. Les fiabilités aux temps d'inspection et les coûts des composants du SIS sont donnés dans le tableau VIII.

Par la somme des produits disjoints (SDP) [29], [30], [31], [32], la fiabilité du SIS est obtenue $R_{SIS} = 1 - PFD_{avg}$.

D. Allocation de redondance diversifiée pour un SIS à structure série-parallèle

Dans cette partie, nous définissons l'architecture du SIS comme un système parallèle-série dont chaque couche peut contenir de 1 à 6 composants. Les caractéristiques des composants disponibles sont définis dans le tableau VIII. Le SIS est représenté comme sur la figure 4. Le problème est ici assez simple, il s'agit de choisir le ou les composants à placer dans chaque sous-système de manière à minimiser le coût global du système sous la contrainte de fiabilité exprimée par le niveau de SIL.

Le codage utilisé est une chaîne de 18 paramètres représentant les types des composants :

$$c_{11} \dots c_{1j} \dots c_{1c} c_{21} \dots c_{2j} \dots c_{2u} c_{31} \dots c_{3j} \dots c_{3f}$$

avec la convention suivante :

$$\begin{cases} 0, & \text{si il n'y a pas de composant} \\ 1, & \text{si le composant est de type 1;} \\ 2, & \text{si le composant est de type 2;} \\ 3, & \text{si le composant est de type 3;} \end{cases}$$

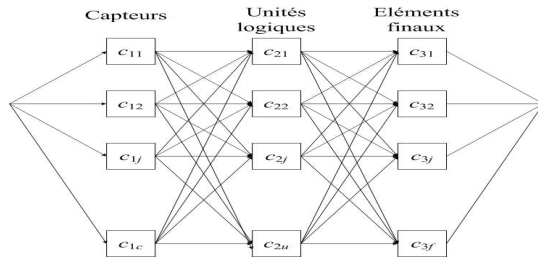


Fig. 4. Schéma général d'un SIS à structure parallèle-série

Les résultats obtenus lors d'essais pour un SIS de SIL 4 exigé conduit au SIS présenté figure 5 et son réseau de fiabilité associé en 6. Le coût obtenu est de 184 unités pour une disponibilité moyenne de $A_{avg} = 0.99990499$. Cette structure de SIS présente une structure codée par [032030330330400404] composée de :

- 3 capteurs (types 2 et 3)
- 4 unités logiques (type 3)
- 3 éléments finaux (type 4)

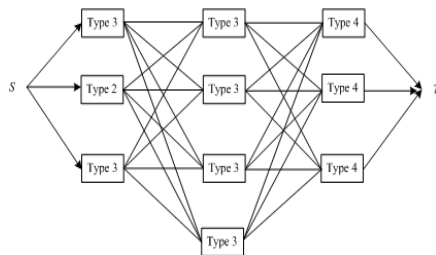


Fig. 5. Schéma de connexion du SIS de SIL4 ($A_{avg} = 0.99990499$; $C = 184$)

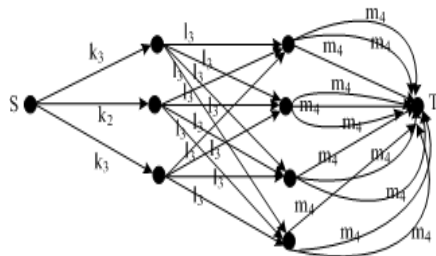


Fig. 6. Réseau de fiabilité du SIS de SIL4 ($A_{avg} = 0.99990499$; $C = 184$)

Grâce à la méthode génétique, nous obtenons également d'autres configurations avec une fiabilité et un coût légèrement plus élevés. Un exemple de l'une de ces configurations

SIL	code du SIS	coût	A_{avg}
4	[202022 330013 400041]	189	0.999905123
4	[020033 330103 604004]	190	0.999902132
4	[230003 031303 400056]	191	0.999900132
4	[002043 333100 400404]	191	0.999921232

TABLE IX

DISPONIBILITÉ MOYENNE ET CÔT POUR D'AUTRES SIS DE SIL 4

est défini par le SIS codé par [002043333100400404 qui signifie composé de 3 capteurs (types 2,3 et 4), 4 unités logiques (types 1 et 3) et 3 éléments finaux de type 4. Le coût de ce SIS est $C = 191$ unités et sa disponibilité moyenne est $A_{avg} = 0.99992123$. Les autres configurations obtenues sont résumées dans le tableau IX.

E. Recherche de l'architecture du SIS

Le problème que nous traitons ici est la recherche simultanée des composants et de la structure de leurs connexions dans le respect de l'architecture des SIS pour satisfaire la performance de réduction de risque à coût minimal sous contrainte de redondance matérielle minimale. Le coût des connexions fait sens au regard du coût induit par les connectiques dans l'industrie de process, le coût opérationnel étant répercuté sur les composants.

Nous utilisons l'application concernant un réservoir sous pression définie dans le document technique ISA-TR84.00.02-2002 [27]. Comme dans le cas précédent, notre objectif est de concevoir un SIS pour le réservoir avec un SIL imposé. En conséquence, il faut déterminer la structure du SIS, choisir les composants et leur type pour chaque sous système du SIS, ainsi que les connexions entre ces composants qui permettent d'obtenir le SIL exigé avec un coût minimal. La contrainte sur le SIL exigé est transformée en une contrainte sur la disponibilité moyenne du SIS selon le tableau 1. Le problème peut être ramené à un problème de minimisation du coût global du SIS sous une contrainte de disponibilité moyenne du SIS calculée à partir de l'équation 3. Le coût global du SIS est la somme des coûts de ses composants intégrant les coûts d'achat et opérationnels et le coût des connexions entre les composants à raison d'une unité par connexion. Les caractéristiques des composants utilisables sont données dans le tableau VIII.

Le codage utilisé est une chaîne de 102 paramètres représentant les types des composants et leurs connexions d'un sous-système à un autre avec :

$$c_{11} \dots c_{1j} \dots c_{1c} c_{21} \dots c_{2j} \dots c_{2u} c_{31} \dots c_{3j} \dots c_{3f} \\ l_1 \dots l_6 l_7 \dots l_{42} l_{43} \dots l_{78} l_{79} \dots l_{84}$$

où les c_{ij} sont comme précédemment le type des composants (valeurs entières), $l_1 \dots l_6$ codent de manière binaire les liens entre la source S et les composants de la couche capteurs et $l_7 \dots l_{84}$ codent ceux des composants de la couche finale au terminal T. Les valeurs $l_7 \dots l_{42} l_{43} \dots l_{78}$ codent l'existence des liens entre un composant d'une couche et les composants de la couche successive. Ainsi, si toutes les valeurs des l_i sont égales à un, la structure

du SIS est entièrement connectée et on se ramène à un système série-parallèle.

Des recherches de structure ont été menées avec cette nouvelle définition du codage de la structure du SIS. La solution trouvée lors d'essais pour un SIS de SIL 3 exigé conduit au SIS présenté figure 7 et son réseau de fiabilité associé en 8. La structure de ce SIS n'est plus un système série-parallèle. Le coût est $C = 139 + 13 = 152$ unités et la disponibilité moyenne est $A_{avg} = 0.999033$. En réduisant le nombre de connexions, on aboutit à une disponibilité moyenne légèrement plus faible que dans le cas d'une allocation de fiabilité pour un système série-parallèle pour lequel on trouvait $A_{avg} = 0.999114$.

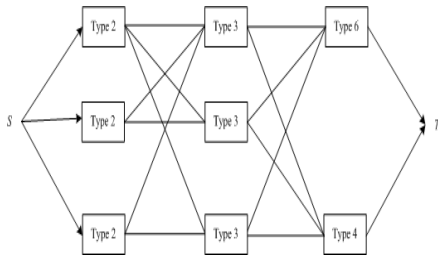


Fig. 7. Schéma de connexion du SIS de SIL3 ($A_{avg} = 0.999033$; $C = 152$)

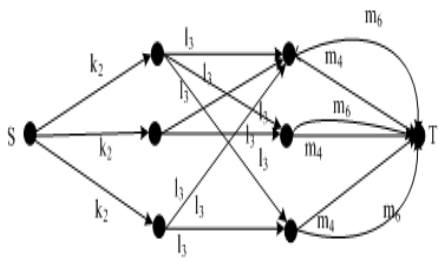


Fig. 8. Réseau de fiabilité du SIS de SIL3 ($A_{avg} = 0.999033$; $C = 152$)

V. CONCLUSION

Nous avons présenté une méthode génétique qui imitent le processus d'évolution naturelle qui semble utile pour résoudre les problèmes d'optimisation complexe et ne nécessitent pas de traitement mathématique sophistiqué. Comme nous l'avons montré au travers d'exemples reconnus, la méthode génétique utilisée apporte une efficacité et une flexibilité à la résolution des problèmes d'optimisation de fiabilité. En outre, les résultats obtenus sont tout à fait comparables à ceux d'autres heuristiques, tout en consommant moins de temps d'exécution.

Dans ce travail, nous avons également proposé une méthodologie d'aide à la conception de SIS qui permet l'allocation simultanée de fiabilité et de redondance diversifiée des composants tout en satisfaisant au niveau d'intégrité de sécurité (SIL) exigé par les normes de sécurité IEC 61508 et IEC 61511. Un premier intérêt de la méthodologie est d'aboutir à des structures où la redondance est non homogène ce qui réduit intuitivement l'importance des

risques de défaillance de cause commune même si ce n'est pas l'objet direct de ce travail. Le second intérêt est d'obtenir des configurations qui ne sont pas de classiques architectures série-parallèle grâce à l'utilisation des réseaux de fiabilité pour la modélisation et le calcul de la fiabilité. Un troisième intérêt de la méthodologie est le fait de présenter plusieurs architectures possibles et donc d'offrir plus de choix aux concepteurs selon d'autres critères non spécifiés dans le cahier des charges. Enfin, nous pouvons préciser que la modélisation proposée reste ouverte à l'intégration d'éléments qui n'ont pas été modélisés ici comme le taux de défaillances de causes communes, le taux de couverture de diagnostic, l'intervalle de test, les coûts opératoires et de maintenance, la fiabilité des voteurs ...

REFERENCES

- [1] D.E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [2] H.P. Schewefel, *Numerical Optimization of computer models*, Editions Wiley, 1981.
- [3] F. Bicking, C. Fonteix, J-P. Corriou, and I. Marc, Global optimization by artificial life : a new technique using genetic population evolution. *RAIRO-Operations Research*, vol. 28(1), 23-36, 1994.
- [4] V. Ravi, B.S.N. Murty, and P.J. Reddy, Nonequilibrium simulated annealing-algorithm applied to reliability optimization of complex systems. *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 46(2), pp. 233-239, 1997.
- [5] V. Ravi, P.J. Reddy, and Hans-Jürgen Zimmermann, Fuzzy global optimization of complex system reliability. *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 8(3), pp. 241-248, 2000.
- [6] F.A. Tillman, C-L. Hwang, and W. Kuo, *Optimization of system reliability*, Marcel Dekker, 1980.
- [7] F.A. Tillman, C-L. Hwang, and W. Kuo, Optimization techniques for system reliability with redundancy - a review, *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 26, pp. 148-155, 1977.
- [8] C. Mohan, K. Shanker, and W. Kuo, Reliability Optimization of complex systems using random search techniques, *Microelectronics and Reliability*, vol. 28, pp. 513-518, 1988.
- [9] W. Kuo, V. R. Prasad, F.A. Tillman, and C-L. Hwang, *Optimal Reliability Design : Fundamentals and applications*. Cambridge University Press, 2001.
- [10] V. R. Prasad, and W. Kuo, Reliability Optimization of coherent systems. *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 49(3), pp. 323-330, 2000.
- [11] W. Kuo, and V. R Prasad, An annotated overview of system reliability optimization. *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 49(2), pp. 176-187, 2000.
- [12] Y. Nakagawa, and S. Miyazaki, Surrogate constraints algorithm for reliability optimization problem with two constraints, *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 30, pp. 175-180, 1981.
- [13] D. Salazar, C.M. Rocco and BJ Galvan, Optimization of constrained multiple-objective reliability problems using evolutionary algorithms, *Reliability Engineering and System Safety*, Vol. 91, pp. 1057-1070, 2006.
- [14] C.M. Rocco, AJ Miller, JA Moreno, and N. Carrasquero, A cellular evolutionary approach applied to reliability optimization of complex systems, In Proceedings of annual *Reliability and Maintainability Symposium*, Los Angeles, pp. 210-215, 2000.
- [15] D.W. Coit, A.E. Smith, Penalty guided genetic search for reliability design optimization, *Computers and industrial engineering*, Vol. 30(4), pp. 895-904, 1996.
- [16] L. Painton and J. Campbell, Genetic Algorithms in Optimization of System Reliability, *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 44, pp. 172-178, 1995.
- [17] S. G. Tzafestas, Optimization of system reliability : A survey of problems and techniques. *International Journal System Science*, vol. 11, pp. 455-486, 2002.
- [18] K. Misra, On optimal reliability design : a review, *System Science*, vol. 12, pp. 5-30, 1986.

- [19] D.P. Vidyarthi and A.K. Tripathi, Maximizing reliability of distributed computing system with task allocation using simple genetic algorithm, *Journal of Systems Architecture*, vol. 47, pp. 549-554, 2001.
- [20] A. Yalaoui, E. Chatelet and C. Chu, A new dynamic programming method for reliability and redundancy allocation in a parallel-series system. *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 54, pp. 254-261, 2005.
- [21] Dhillon, B. S., *Design reliability : Fundamentals and applications*, CRC Press, 1999
- [22] E.J. Yang, M.J. Hwang, T.Y. Sung and Y. Jin, Application of genetic algorithm for reliability allocation in nuclear power plant, *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 65(3), pp. 229-238, 1999.
- [23] R. Luus, Optimization of system reliability by a new nonlinear integer programming procedure, *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 24, pp. 44-16, 1975.
- [24] H.P. Castro and K.L. Cavalca, Availability optimization with genetic algorithm, *International Journal of Quality and Reliability Management*, vol. 20, pp. 847-863, 2003.
- [25] IEC61508, *Functional safety of Electrical/Electronic/Programmable Electronic (E/E/PE) safety related systems*, International Electrotechnical Commission (IEC), 1998.
- [26] IEC61511, *Functional safety : Safety Instrumented Systems for the process industry sector*, International Electrotechnical Commission (IEC), 2000.
- [27] ISA-TR84.00.02-2002, *Safety Instrumented Fonctions (SIF), Safety Integrity Level (SIL), Evaluation Techniques*, Instrumentation Society of America (ISA), 2002.
- [28] D.W. Coit, A.E. Smith, Solving the redundancy allocation problem using a combined neural network/genetic algorithm approach, *Computers & Operations Research*, vol. 23(6), pp. 515-526, 1996.
- [29] S. Rai, M. Veeraraghavan, and K.S.Trivedi, A survey of efficient reliability computation using disjoint products approach, *IEEE Networks*, vol. 25, pp. 147-163, 1995.
- [30] M. Veeraraghavan and K.S. Trivedi, An improved algorithm for symbolic reliability analysis, *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 40, pp. 347-358, 1991.
- [31] T. Luo and K.S. Trivedi, An improved algorithm for coherent system reliability, *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 47(1), pp. 73-78, 1998.
- [32] S. Soh and S. Rai, Computer aided reliability evaluator for distributed computing networks, *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 2(2), pp. 199-213, 1991.
- [33] J.H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems*, University of Michigan Press, 1975.
- [34] M Gen. and Y.S. Yun, Soft computing approach for reliability optimization : State-of-the-art survey. *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 91, pp. 1008-1026, 2006.
- [35] F. Innal, Y. Dutuit, and A. Rauzy, Some interrogations and remarks about CEI 61508, in *Proceedings of the Lambda Mu 2006 Conference, Lille, France*, 2006.
- [36] A. Torres-Echeverría, S. Martorell, and H.A. Thompson, Design optimization of a safety-instrumented system based on RAMS+C addressing IEC 61508 requirements and diverse redundancy, *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 94(2), pp. 162-179, 2009.
- [37] W. Goble and H. Cheddie, Safety Instrumented Systems Verification- Practical Probabilistic Calculations, *ISA*, 2006.
- [38] M. Sallak, C. Simon and J.F. Aubry, Optimal design of safety instrumented systems : A graph reliability approach, in *Proceedings of 7ème édition du congrès international pluridisciplinaire, Qualita2007*, Tanger, Maroc, 2007.
- [39] M. Houtermans and J. Rouvroye, The influence of design parameters on the probability of Fail-Safe (PFS) performance of Safety Instrumented Systems (SIS), version électronique, Safety Users Group, 2005.
- [40] F. Innal, Y. Dutuit, A. Rauzy, and J.P. Signoret, New insight into PFDavg and PFH, version électronique, Safety Users Group, 2008.
- [41] K. Misra, An algorithm for the reliability of redundant networks, *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 19, pp.146-151, 1970.
- [42] Y. Kim, A method for computing complex system reliability, *IEEE Transactions on Reliability*, vol.21, pp.215-219, 1972.
- [43] C. Rocco, and J. Moreno, Network reliability assessment using cellular automata approach, *Reliability Engineering & System Safety*, vol.78, pp.289-295, 2002.
- [44] A. Kaufmann, D. Grouchko, and R. Cruon, Modèles mathématiques pour l'étude de la fiabilité des systèmes, Masson et Cie, France, 1975.
- [45] P. Siarry and Z. Michalewicz, Eds., *Advances in Metaheuristics for Hard Optimization*, ser. Natural Computing Series. Springer, 2008.
- [46] W. Kuo, C. Hwang, and F. Tillman, A note on heuristic methods in optimal system reliability, *IEEE Transactions on Reliability*, vol.27, pp.320-324, 1978.
- [47] M. Gen and R. Cheng, Optimal design of system reliability using interval programming and genetic algorithms, *Computers and Industrial Engineering*, vol. 31, pp. 237-240, 1996.
- [48] J.-E. Yang, M.-J. Hwang, T.-Y. Sung, and Y. Jin, Application of genetic algorithm for reliability allocation in nuclear power plants, *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 65, pp. 229-238, 2000.
- [49] C. Colbourn, *The combinatorics of networks reliability*. Oxford University Press, 1996.
- [50] A. Satyanarayana and M. K. Chang, Network reliability and the factoring theorem, *Networks*, vol. 13, pp. 107-120, 1983.