

Algorithmes génétiques

Dupont Ronan - Croguennec Guillaume

Seatech - Université de Toulon

Mai 2020

Sommaire

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

- 1 Introduction
- 2 Théorie
- 3 Application simple
- 4 Toujours la plus efficace ?
- 5 Faire face à un problème à plusieurs contraintes
- 6 Peut-elle être améliorée ?
- 7 Pour aller plus loin
- 8 Conclusion
- 9 Bibliographie

Introduction

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

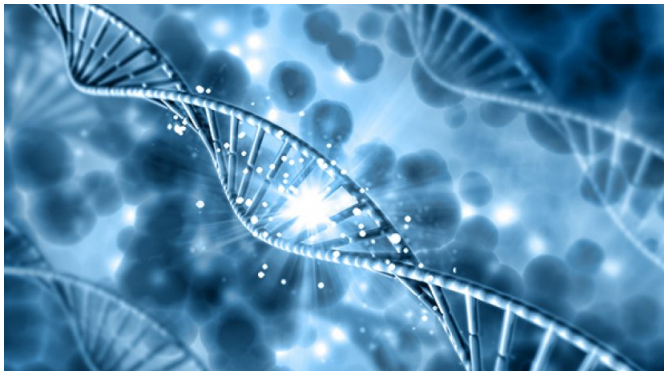
Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie



Théorie de la méthode génétique

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

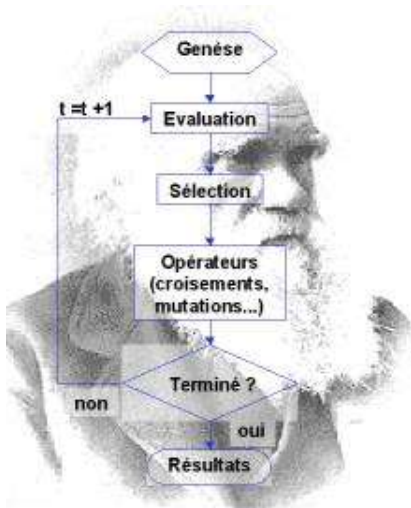


FIGURE – Schéma de l'algorithme génétique

Voyageur de commerce : description du problème

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

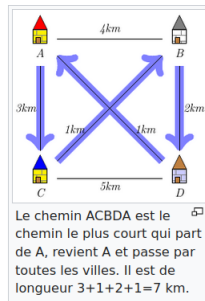
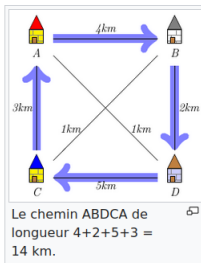
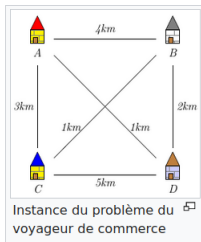


FIGURE – Problème du voyageur pour 4 villes

Voyageur de commerce : résolution par algorithme génétique

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

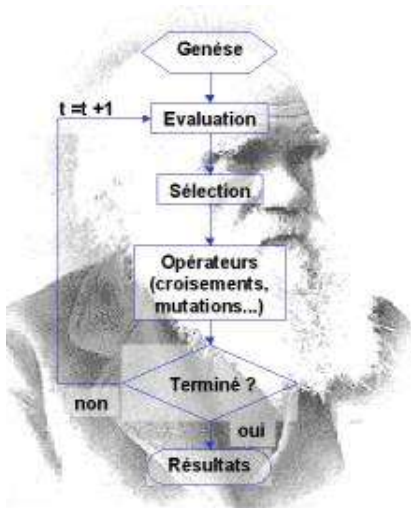


FIGURE – Schéma de l'algorithme génétique

Voyageur de commerce : résultats - influence itérations

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

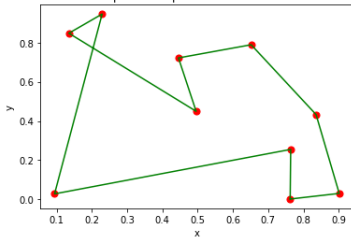
Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

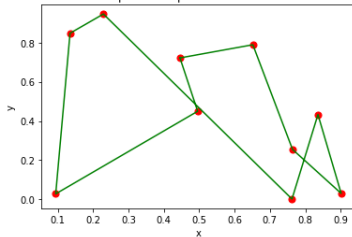
Conclusion

Bibliographie

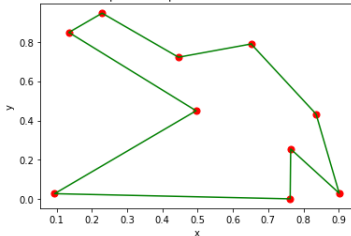
Circuit le plus court pour $n=10$ villes - Niter=100



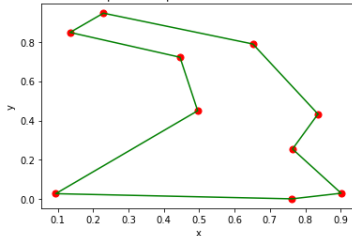
Circuit le plus court pour $n=10$ villes - Niter=10



Circuit le plus court pour $n=10$ villes - Niter=1000



Circuit le plus court pour $n=10$ villes - Niter=10000



Voyageur de commerce : résultats - influence du nombre de villes

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

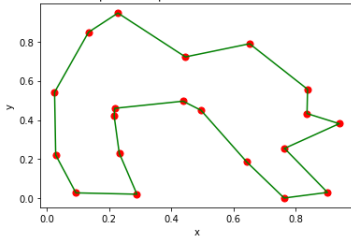
Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

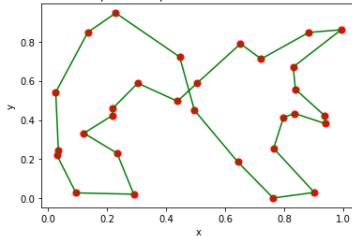
Conclusion

Bibliographie

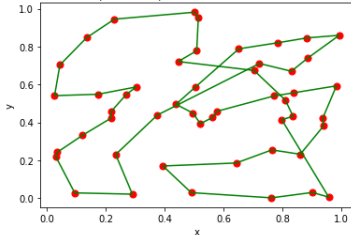
Circuit le plus court pour $n=20$ villes - Niter=1000000



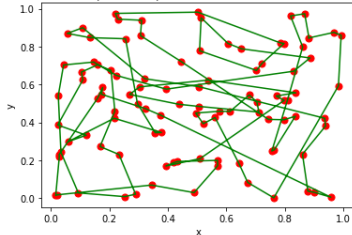
Circuit le plus court pour $n=30$ villes - Niter=1000000



Circuit le plus court pour $n=50$ villes - Niter=1000000



Circuit le plus court pour $n=100$ villes - Niter=1000000



Voyageur de commerce : Essai sur le territoire français

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

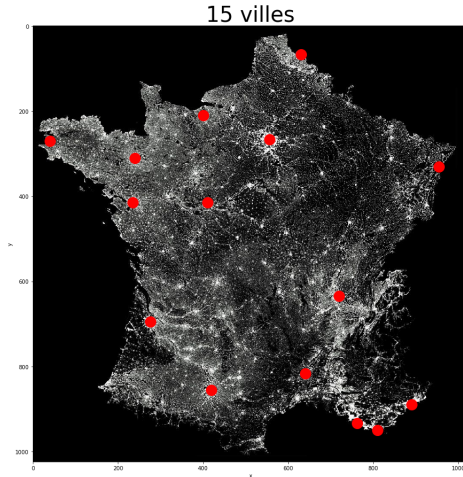


FIGURE – La France avec 15 grandes villes

Voyageur de commerce : Essai sur le territoire français

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

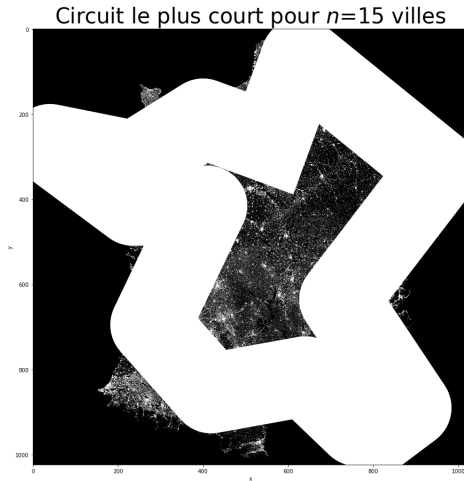


FIGURE – La France avec 15 grandes villes

Voyageur de commerce : Essai sur le territoire français

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

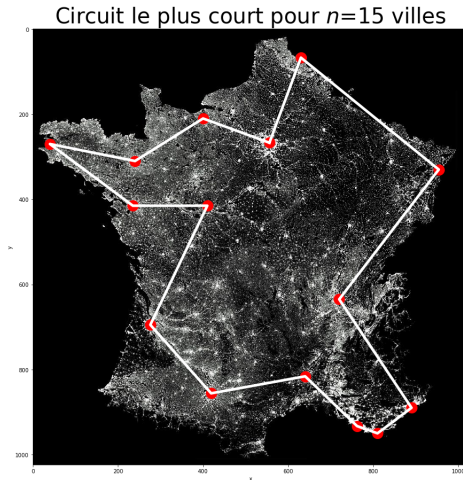


FIGURE – La France avec 15 grandes villes

Résolution de sudoku

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie



Résolution de sudoku par algorithme génétique

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

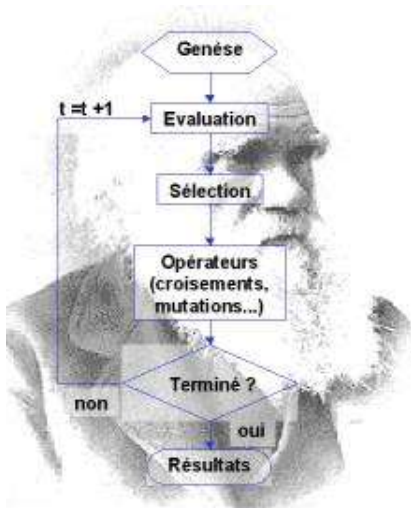


FIGURE – Schéma de l'algorithme génétique

Résolution de sudoku : temps de calcul et nombre d'itérations

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

| Grille facile | Nombre d'itérations | Temps de calcul |
|---------------|---------------------|---------------------------|
| $N = 10$ | 4998 | 4.1943000000000001E-002 s |
| $N = 25$ | 1191 | 1.0731999999999998E-002 s |
| $N = 40$ | 1702 | 1.5347000000000000E-002 s |
| $N = 100$ | 8187 | 8.3151000000000003E-002 s |
| $N = 1000$ | 36091 | 0.30575999999999998 s |

| Grille moyenne | Nombre d'itérations | Temps de calcul |
|----------------|---------------------|---------------------------|
| $N = 10$ | 81234 | 0.58185299999999995 s |
| $N = 25$ | 2660 | 2.1691999999999999E-002 s |
| $N = 40$ | 568090 | 3.79071600000000002 s |
| $N = 100$ | 77185 | 0.53762599999999994 s |
| $N = 1000$ | 46325 | 0.34854099999999999 s |

| Grille difficile | Nombre d'itérations | Temps de calcul |
|------------------|---------------------|-----------------------|
| $N = 15$ | 425700 | 2.91164499999999996 s |
| $N = 20$ | 225904 | 1.58051900000000000 s |
| $N = 25$ | 87356 | 0.63403599999999993 s |
| $N = 200$ | 131725 | 1.03391700000000002 s |

Résolution de sudoku : temps de calcul et nombre d'itérations

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

| Grille SER=10.5 | Nombre d'itérations | Temps de calcul |
|-----------------|---------------------|----------------------|
| $N = 40$ | 24229170 | 191.42896100000002 s |
| $N = 45$ | 8202729 | 66.567461999999992 s |

| Grille SER=11.9 | Nombre d'itérations | Temps de calcul |
|-----------------|---------------------|-----------------------|
| $N = 35$ | 104713171 | 970.00205099999994 s |
| $N = 35$ | 79876986 | 761.57016699999997 s |
| $N = 40$ | 5079672 | 37.3134790000000001 s |
| $N = 41$ | 30292802 | 482.82095900000002 s |

Résolution de sudoku : méthode backtracking

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

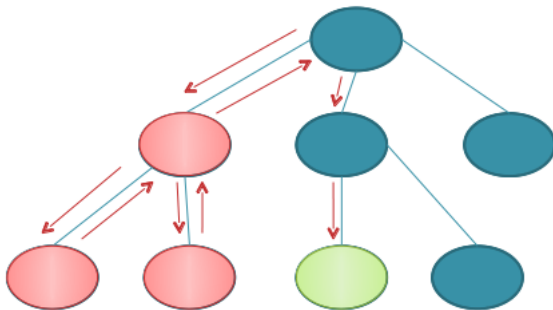


FIGURE – Principe du backtracking

Résolution de sudoku : résultats backtracking

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

| Différentes grilles | Temps de calcul |
|---------------------------|-----------------|
| Grille facile | 7.7e-05 s |
| Grille moyenne | 8.7e-05 s |
| Grille difficile | 0.000571 s |
| Grille AI | 0.002518 s |
| Grille plus dure au monde | 0.07401 s |

Thermodynamique inversée : description du problème

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie



FIGURE – Description du problème de thermodynamique inversé

Thermodynamique inversée : méthode génétique

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

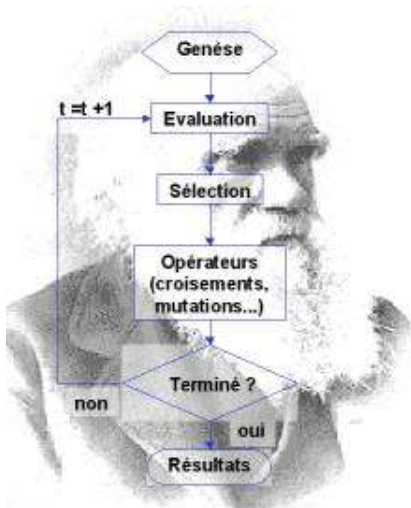


FIGURE – Schéma de l'algorithme génétique

Thermodynamique inversée : résultats

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

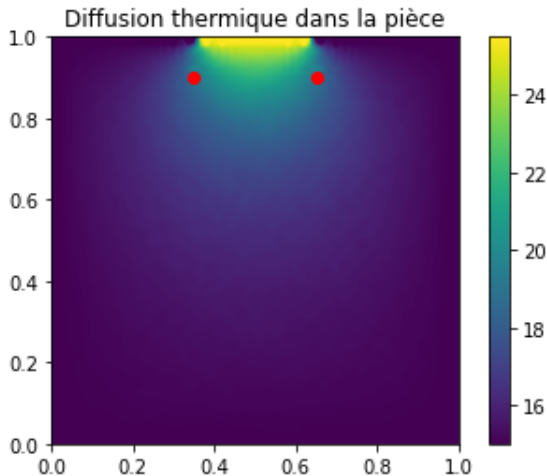


FIGURE – Résultats de la simulation

Coloration de graphe : description du problème

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

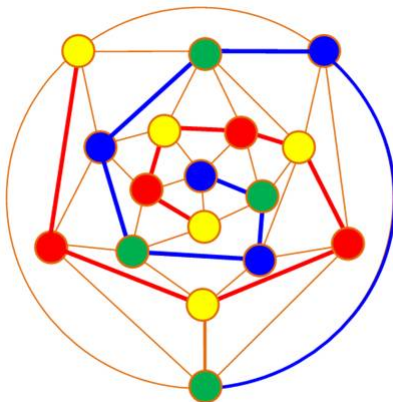


FIGURE – Description du problème : coloration de graphe

Coloration de graphe : méthode génétique

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

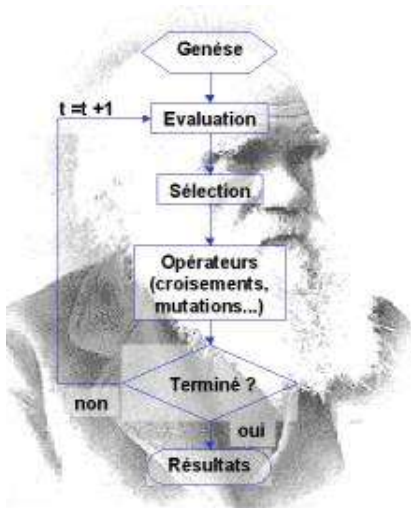


FIGURE – Schéma de l'algorithme génétique

Coloration de graphe : cas traités

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

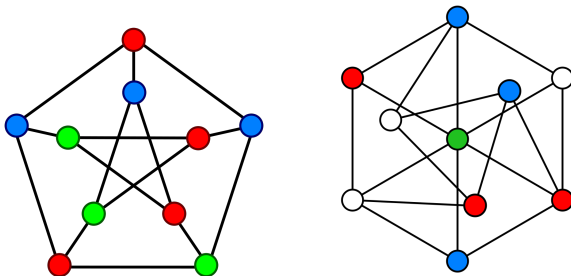


FIGURE – Cas 1 et 2 de coloration de graphe

Pour aller plus loin

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie

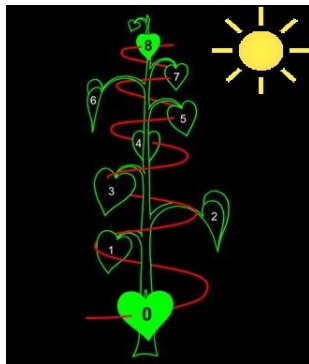
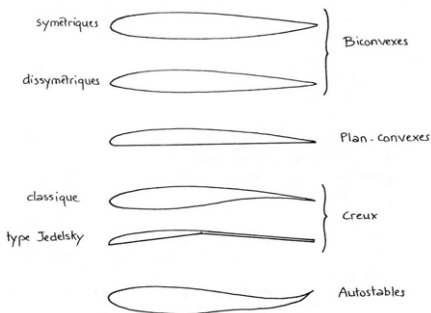


FIGURE – Cas 1 et 2 de coloration de graphe

Conclusion

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie



Bibliographie

Algorithmes
génétiques

Dupont
Croguennec

Introduction

Théorie

Application
simple

Toujours la
plus efficace ?

Faire face à
un problème à
plusieurs
contraintes

Peut-elle être
améliorée ?

Pour aller plus
loin

Conclusion

Bibliographie



MAIRE SYLVAIN. *Cours sur les méthodes Monte Carlo*, 2020.



MAIRE SYLVAIN. *Projet Sudoku automatique Seatech*, 2021.



WIKIPÉDIA, PROBLÈME DU VOYAGEUR DE COMMERCE, COLORATION DE GRAPHE.



CHI-OK HWANG, MICHAEL MASCAGNI, JAMES A. GIVEN. *A Feynman–Kac path-integral implementation for Poisson’s equation using an h -conditioned Green’s function*, 2003.