

# **Design and Application of Scalable Evolutionary Algorithms in Electricity Distribution Network Expansion Planning**

## **Dissertation**

for the purpose of obtaining the degree of doctor  
at Delft University of Technology  
by the authority of the Rector Magnificus, prof. dr. ir. T.H.J.J. van der Hagen,  
chair of the Board for Doctorates  
to be defended publicly on  
Wednesday 17 October 2018 at 15:00 o'clock

by

**Ngoc Hoang LUONG**

Master of Science in Electrical and Computer Engineering,  
Sungkyunkwan University, South Korea  
born in Ho Chi Minh City, Vietnam.

This dissertation has been approved by the promotors.

Composition of the doctoral committee:

Rector Magnificus	chairperson
Prof.dr.ir. J.A. La Poutré	Delft University of Technology, promotor
Prof.dr. P.A.N. Bosman	Delft University of Technology, promotor

*Independent members:*

Prof.dr. K. Deb	Michigan State University, USA
Prof.dr. P. Palensky	Delft University of Technology
Prof.dr.ir. G. Deconinck	KU Leuven, Belgium
Prof.dr. C. Witteveen	Delft University of Technology

*Other members:*

Prof.dr.ir. J.G. Slootweg	Eindhoven University of Technology
---------------------------	------------------------------------



Centrum Wiskunde & Informatica



The research in this thesis was performed at the Intelligent & Autonomous Systems (IAS) group of Centrum Wiskunde & Informatica (CWI), the national research institute for mathematics and computer science in the Netherlands. The work was carried out within the project Computational Capacity Planning in Electricity Networks (COCAPLEN, number 647.000.007), funded by the Netherlands Organization for Scientific Research (NWO). The COCAPLEN project was a joint project with the Electrical Energy Systems (EES) group of the Department of Electrical Engineering at Eindhoven University of Technology, the Netherlands.

*Keywords:* evolutionary algorithms, multi-objective optimization, power systems, distribution networks, expansion planning

*Printed by:* Ipskamp Printing

*Front cover:* GECCO Collaboration Network. Created by Gabriela Ochoa, University of Stirling, Scotland, UK.

Copyright © 2018 by N.H. LUONG

ISBN 978-94-028-1098-1

An electronic version of this dissertation is available at

<http://repository.tudelft.nl/>.

# Summary

In our modern daily life, many activities require electricity, for example, the usage of domestic appliances, manufacturing, communication, and transportation. It is therefore essential to maintain a reliable supply of electricity to ensure the operation of such activities. The electricity supply, in a large part, depends on the underlying electrical networks that transfer electricity from power plants to meet the demand of end users. In the past, electricity consumption has grown over time and, at some point, the electricity demand will exceed the current capacity of certain network assets, causing overloads on parts of the networks. Functioning under overload conditions reduces the reliability of the networks and also damages network assets. Network reinforcement is thus required. This incurs substantial investment costs and time-consuming activities, such as acquisitions of new assets, constructions of substations, and installations of suitable cables and other electrical devices. Network operator companies, therefore, need to properly predict the growth of electricity demand and make suitable expansion plans to enhance the capacity of their networks. In addition, the recent emergence of renewable energy sources and smart grid technologies changes electricity consumption behaviors of users, the growth of electricity demand in general, and also the directions of network flows (due to local generation). This poses additional challenges that need to be addressed by the network operators. In this dissertation, we are interested in medium-voltage distribution networks, which are electrical networks that deliver electricity from high-voltage transmission networks to low-voltage distribution networks. Medium-voltage distribution networks typically have more complicated structures than low-voltage networks and require more frequent reinforcement activities than high-voltage transmission networks. We aim to develop robust computational methods to assist distribution network operators (DNOs) in tackling network expansion planning problems.

Electricity distribution network expansion planning (DNEP) is often formulated as an optimization problem, which involves finding the optimal expansion plan according to some objective. Solving such optimization problems requires many computational challenges to be properly addressed because they involve a set of non-convex, nonlinear equations that can give rise to many local optima in the search space. Also, there is no gradient information available due to the discrete nature of the choices to be made in solving DNEP problems, such as, the choice of which electrical devices to install from a list of standardized equipment. Another source of problem hardness comes from the fact that the planning process in practice typically involves multiple objectives that conflict with each other, such as minimizing investment cost as well as energy losses. However, there exists no *utopian* solution that optimizes all such objectives at the same time. Network operators often need to consider multiple alternative expansion plans that represent different trade-offs between involved objectives before determining which one is the desired trade-off

for a specific network.

Evolutionary algorithms (EAs) are a promising type of optimization algorithm to tackle the aforementioned challenges. EAs are population-based optimizers that maintain multiple candidate solutions at the same time, which is well-suited for efficiently and effectively obtaining a set of multiple trade-off solutions in one single optimization run. EAs normally do not require problem-specific knowledge, such as gradient information, in their operations. This makes them straightforward to use for black-box optimization where domain knowledge is not available or not straightforward to be efficiently exploited. If such domain knowledge is available for exploitation, the performance of EAs can be further enhanced.

However, there exist two major challenges in applying EAs to real-world optimization tasks, namely the setting of control parameters and achieving scalability. First, the settings of EA control parameters are crucial to the success of EAs in solving a specific problem instance. For real-world optimization, proper parameter settings for an EA, which depend on the structure of the problem instance and the operators of the EA itself, are very hard to be determined before running the EA. Practitioners thus often need to perform multiple optimization runs with different parameter settings in a time-consuming trial-and-error manner. Second, EAs that are employed for solving real-world problems like DNEP should be designed with good scalability in mind to ensure being able to efficiently handle a wide range of network sizes and structures. Regarding these challenges in the design and application of scalable EAs for solving DNEP problems, the following four research questions are formulated.

1. How can we model distribution network expansion planning (DNEP) as an optimization problem such that the outcomes of solving this problem are practically relevant while the optimization models are computationally feasible?
2. How can we design scalable EAs for solving (multi-objective) real-world applications, and in particular for solving (multi-objective) DNEP problems?
3. How can we solve DNEP problems when multiple conflicting objectives need to be taken into account such that DNOs are provided with insight into the trade-off relationship between the involved objectives?
4. How can we eliminate the troublesome requirement of control parameter settings when applying (multi-objective) EAs in practice?

This dissertation presents our research on the above questions and the obtained results.

In Chapter 1, we introduce the DNEP problem and explain the computational challenges that are involved in efficiently solving DNEP problems. We look into the current practice as well as the research literature on DNEP and explain why we choose to tackle DNEP problems with EAs. We then point out the challenges of designing and applying EA methods in practice, namely the scalability issue and the setting of EA control parameters.

## Summary

---

In Chapter 2, we describe model-based evolutionary algorithms (MBEAs) that exploit models of problem structures during the optimization process. We focus on a major class of MBEAs that build linkage models to capture the dependency structure among problem variables and use the learned models to guide EA operators during optimization. Specifically, we present how the Genetic Algorithms (GAs) can be implemented as model-based EAs. We further consider two other types of model-based EAs: the Estimation-of-Distribution Algorithms (EDAs), and the Gene-pool Optimal Mixing Evolutionary Algorithms (GOMEAs). Using the Family-Of-Subsets (FOS) concept, we show how different types of linkage models can be employed in all of these EAs to customize their search capability.

In Chapter 3, we design a novel GOMEA for multi-objective discrete optimization (MO-GOMEA) by extending the original single-objective GOMEA. Specifically, we identify components that are crucial to the scalability of multi-objective evolutionary algorithms, namely the elitist archive of trade-off solutions, clustering of candidate solutions in the population, linkage learning, and exploiting the learned linkages during optimization. We then further enhance the usability of MO-GOMEA by eliminating the need of setting parameters. Experimental results on benchmark problems demonstrate the scalability and usability of our MO-GOMEA.

In Chapter 4, we introduce a novel single-objective formulation for the static DNEP problem that is both practically relevant and computationally efficient. The model, which considers optimization of the total cost of capital investment and operational expenditure, includes operation and design constraints as well as engineering rules that are considered in DNEP practice. We employ three classes of EAs, namely GAs, EDAs, and GOMEAs, to solve the optimization model instantiated with real-world distribution network data. Experimental results exhibit the superior performance of GOMEAs in solving DNEP compared to GAs and EDAs, even when being used out-of-the-box. The performance of GOMEAs can be further enhanced when their variation operator is customized with DNEP problem-specific knowledge.

In Chapter 5, we propose a novel decomposition heuristic to efficiently handle the dynamic DNEP problem that involves determining investment moments over a planning period. Using our decomposition heuristic, a suitable installation schedule can be obtained in an efficient manner for each static plan without explicitly modeling all time-related factors. Based on this, our problem formulation proposed in Chapter 4 for the static DNEP problem can be straightforwardly used for the dynamic DNEP problem without major modifications. Experimental results with three classes of EAs, namely GAs, EDAs, and GOMEAs, confirm the effectiveness of the decomposition heuristics for solving dynamic DNEP, and again, the excellent performance of GOMEAs. Furthermore, in this chapter, we consider and model Battery Energy Storage Systems (BESS) as a smart grid investment option together with the traditional assets such as electrical cables. The results demonstrate that BESS is a viable investment option for distribution network operators to consider in combination with the traditional option of installing electrical cables.

In Chapter 6, we demonstrate that the (dynamic) DNEP problem in practice involves multiple conflicting objectives, and should thus be solved in a true multi-

objective manner, approximating the Pareto-optimal front of trade-offs between different objectives. We additionally consider and model Demand Side Management (DSM) as a smart grid investment option together with the traditional physical asset installation. We employ the MO-GOMEA from Chapter 3 for solving different multi-objective DNEP problem models that involve multiple objectives, namely the investment cost, the energy losses, and the network reliability in terms of the averaged customer minutes lost. The resulting Pareto fronts provide DNOs with useful insights into the trade-offs between the objectives and can assist DNOs in choosing the expansion plan that exhibits the desired trade-off.

Concluding, the contribution of this dissertation is twofold. First, we show how the DNEP problem with real-world constraints can be modeled effectively and efficiently. Our problem formulation is highly customizable such that it can be straightforwardly modified by network operators to suit their needs: static or dynamic planning, employing only traditional assets or also smart grid technologies, and optimizing with respect to one objective or handling multiple objectives at the same time. Second, the dissertation proposes guidelines for constructing scalable and user-friendly EAs, that do not require users to tune their control parameters. Following the guidelines, we have designed the MO-GOMEA, which is shown to be capable of efficiently and effectively tackling real-world optimization tasks, such as different versions of the DNEP problem considered in this dissertation.

# Samenvatting

In ons moderne dagelijks leven hebben veel activiteiten elektriciteit nodig, zoals het gebruik van huishoudelijke apparaten, productie, communicatie en transport. Het is daarom essentieel om voor een betrouwbare levering van elektriciteit te zorgen, zodat dergelijke activiteiten uitgevoerd kunnen blijven worden. De levering van elektriciteit hangt voor een groot deel af van onderliggende elektriciteitsnetten die elektriciteit transporteren vanaf energiecentrales om aan de vraag van eindgebruikers te voldoen. In het verleden is ons elektriciteitsverbruik gegroeid en zal het op een gegeven moment de huidige capaciteit van netwerkmaterieel overschrijden, wat resulteert in overbelasting van delen van het netwerk. Wanneer een netwerk functioneert in een situatie van overbelasting, verlaagt dit de betrouwbaarheid en beschadigt dit het netwerkmaterieel. Versterking van het netwerk is dus vereist. Dit vereist aanzienlijke investeringskosten en tijdrovende activiteiten, zoals de aanschaf van nieuw materieel, de bouw van transformatorstations en installaties van geschikte kabels en ander elektrisch materieel. Netbeheerders moeten daarom de toename van het elektriciteitsgebruik goed voorspellen en geschikte uitbreidingsplannen maken om de capaciteit van hun netwerken te vergroten. Bovendien verandert de recente opkomst van hernieuwbare energiebronnen en smart grid-technologieën het gedrag van elektriciteitsgebruikers, de groei van de elektriciteitsvraag in het algemeen en ook de richtingen van netwerkstromen (als gevolg van lokale elektriciteitsopwekking). Dit resulteert in nieuwe uitdagingen die moeten worden aangepakt door de netbeheerders. In dit proefschrift zijn we geïnteresseerd in middenspanningsdistributienetten. Dit zijn elektrische netwerken die elektriciteit overdragen van hoogspanningstransmissienetten naar laagspanningsdistributienetten. Middenspanningsdistributienetten hebben doorgaans gecompliceerdere structuren dan laagspanningsnetten en hebben frequenter versterkingsactiviteiten nodig dan hoogspanningstransmissienetten. We streven ernaar robuuste rekenmethoden te ontwikkelen om distributienetbeheerders te helpen bij het aanpakken van planningsproblemen bij netwerkuitbreidingen.

Het plannen van uitbreidingen aan distributienetten, in het Engels *distribution network expansion planning* (DNEP), wordt vaak geformuleerd als een optimalisatieprobleem, waarbij het optimale uitbreidingsplan gevonden moet worden aan de hand van een bepaalde doelstelling. Bij het oplossen van dit optimalisatieprobleem moeten veel rekenkundige uitdagingen worden aangepakt. In de probleemformulering komen niet-convexe, niet-lineaire vergelijkingen voor die veel lokale optima in de zoekruimte kunnen vormen. Ook is er geen gradiëntinformatie beschikbaar vanwege de discrete aard van de keuzes die gemaakt moeten worden in het oplossen van DNEP-problemen, zoals de keuze welk elektrisch materieel in een lijst met gestandaardiseerde apparatuur moet worden geïnstalleerd. Wat het probleem daarnaast vermoeilijkt is het feit dat het planningsproces typisch meerdere tegenstrijdige doelstellingen heeft, zoals het minimaliseren van investeringskosten alsook

het minimaliseren van energieverliezen. Er bestaat echter geen utopische oplossing die al deze doelen tegelijkertijd optimaliseert. Netbeheerders moeten daardoor vaak rekening houden met meerdere alternatieve uitbreidingsplannen die verschillende compromissen tussen de betrokken doelstellingen vertegenwoordigen voordat ze bepalen wat de gewenste afweging is voor een specifiek net.

Om bovengenoemde uitdagingen aan te pakken, zijn evolutionaire algoritmen (EA's) een veelbelovend type optimalisatie-algoritme. In EA's wordt een populatie van meerdere kandidaat-oplossingen tegelijkertijd beheerd, wat goed geschikt is om op efficiënte en effectieve wijze een verzameling oplossingen die verschillende afwegingen representeren, te verkrijgen in één enkele optimalisatie-run. In de operaties die een EA uitvoert, is doorgaans geen probleemspecifieke informatie nodig, zoals gradiëntinformatie. Hierdoor zijn deze algoritmen gemakkelijk te gebruiken in het geval van black-box optimalisatie waarbij geen probleemspecifieke kennis beschikbaar is of het niet eenvoudig is om deze informatie efficiënt te gebruiken. Als dergelijke domeinkennis wel uitgebuit kan worden, kunnen de prestaties van EA's verder worden verbeterd.

Er zijn echter twee grote uitdagingen bij het gebruiken van EA's om praktijk-gebaseerde optimalisatietaken uit te voeren, namelijk het instellen van regelparameters en de behalen van schaalbaarheid. Ten eerste spelen de instellingen van EA regelparameters een cruciale rol bij het succes van EA's bij het oplossen van een specifiek probleem. Voor optimalisatie in de praktijk zijn de juiste parameterinstellingen voor een EA, die afhankelijk zijn van de structuur van de probleeminstantie en het operatoren van het EA zelf, zeer lastig te bepalen voordat het EA wordt uitgevoerd. In praktijk moeten dus vaak meerdere optimalisatie-runs worden uitgetoetst met steeds verschillende parameterinstellingen, wat tijdrovend is. Ten tweede moeten EA's die worden gebruikt voor het oplossen van praktijk-gebaseerde problemen zoals DNEP worden ontworpen met schaalbaarheid in het achterhoofd, om een breed scala aan netwerkgroottes en -structuren op efficiënte wijze aan te kunnen. Met betrekking tot deze uitdagingen bij het ontwerpen en toepassen van schaalbare EA's voor het oplossen van DNEP-problemen, zijn de volgende vier onderzoeksvragen geformuleerd.

1. Hoe kunnen we distribution network expansion planning (DNEP) zodanig als optimalisatieprobleem modelleren dat de uitkomsten van het oplossen van dit probleem praktisch relevant zijn terwijl de optimalisatiemodellen rekenkundig haalbaar zijn?
2. Hoe kunnen we schaalbare EA's ontwerpen voor (meerdoelige, ofwel met meerdere doelstellingen) praktijk-gebaseerde toepassingen en in het bijzonder voor het oplossen van (meerdoelige) DNEP-problemen?
3. Hoe kunnen we DNEP-problemen oplossen wanneer rekening gehouden moet worden met meerdere conflicterende doelen, zodanig dat netbeheerders inzicht krijgen in de wisselwerking tussen de betrokken doelen?
4. Hoe kunnen we het instellen van regelparameters elimineren bij het toepassen van (meerdoelige) EA's in de praktijk?



Dit proefschrift presenteert ons onderzoek naar de bovenstaande vragen en de verkregen resultaten.

In Hoofdstuk 1 introduceren we het DNEP probleem en leggen we uit wat de rekenkundige uitdagingen zijn bij het efficiënt oplossen hiervan. We onderzoeken de huidige praktijk alsook de onderzoeksliteratuur van DNEP en leggen uit waarom we ervoor kiezen om de DNEP problemen met EA methoden aan te pakken. Vervolgens wijzen we op de uitdagingen van het ontwerpen en toepassen van EA methoden in de praktijk, namelijk het schaalbaarheidsprobleem en het instellen van EA regelparameters.

In Hoofdstuk 2 beschrijven we modelgebaseerde evolutionaire algoritmen (MBEA's) die modellen van probleemstructuren uitbuiten tijdens het optimalisatieproces. We concentreren ons op een grote klasse MBEA's die modellen maken om de afhankelijkheidsstructuur tussen probleemvariabelen vast te leggen en om de geleerde modellen vervolgens te gebruiken om EA operatoren te leiden tijdens optimalisatie. In het bijzonder presenteren we hoe Genetic Algorithms (GA's) geïmplementeerd kunnen worden als model-gebaseerde EA's. We nemen voorts nog twee andere type model-gebaseerde EA's in ogenschouw: de Estimation-of-Distribution Algorithms (EDA's), en de Gene-pool Optimal Mixing Evolutionary Algorithms (GOMEA's). Met het Family-Of-Subsets-concept (FOS) laten we zien hoe verschillende typen afhankelijkheidsmodellen in al deze EA's kunnen worden gebruikt om de zoekcapaciteit van deze EA's toe te snijden.

In Hoofdstuk 3 ontwerpen we een nieuwe GOMEA voor meerdoelige discrete optimalisatie (MO-GOMEA) door de originele enkeldoelige GOMEA uit te breiden. Specifiek identificeren we hierbij componenten die cruciaal zijn voor de schaalbaarheid van meerdoelige EA's, namelijk het elitist archive waarin oplossingen met verschillende afwegingen van de hoogste kwaliteit worden bewaard, het klusteren van kandidaat-oplossingen in de populatie, en het leren van afhankelijkheden en deze benutten tijdens optimalisatie. We verbeteren vervolgens de bruikbaarheid van MO-GOMEA verder door de noodzaak van het instellen van regelparameters te elimineren. Experimentele resultaten van benchmarkproblemen tonen de schaalbaarheid en bruikbaarheid van onze MO-GOMEA aan.

In Hoofdstuk 4 introduceren we een nieuwe enkeldoelige formulering voor het statische DNEP-probleem dat zowel praktisch relevant als rekenkundig efficiënt is. Het model beschrijft de optimalisatie van de gezamenlijke totale kosten van kapitaalinvesteringen en operationele uitgaven en neemt randvoorwaarden mee met betrekking tot de werking en het ontwerp van het netwerk zoals die ook in de praktijk gebruikt worden. We maken gebruik van drie klassen van EA's, namelijk GA's, EDA's en GOMEA's om het optimalisatiemodel, geïnstantieerd met data van distributienetten uit de praktijk, op te lossen. Experimentele resultaten laten de uitstekende prestaties van GOMEA's zien bij het oplossen van DNEP in vergelijking met GA's en EDA's, zelfs wanneer deze worden gebruikt zonder aanpassingen aan dit specifieke probleem. Door gebruik te maken van specifieke kennis van het DNEP-probleem in de variatie-operatoren van GOMEA's, kunnen de prestaties nog verder worden verbeterd.

In Hoofdstuk 5 stellen we een nieuwe decompositie-heuristiek voor om efficiënt

om te gaan met het dynamische DNEP-probleem, waarbij investeringsmomenten gedurende een planningsperiode bepaald worden. Met behulp van onze decompositie-heuristiek kan voor elk statisch plan op een efficiënte manier een geschikt installatieschema worden verkregen zonder expliciet alle tijdgerelateerde factoren te modelleren. Op basis hiervan kan onze probleemformulering, voorgesteld in Hoofdstuk 4 voor het statische DNEP-probleem, eenvoudig worden gebruikt voor het dynamische DNEP-probleem zonder grote wijzigingen. Experimentele resultaten met drie klassen van EA's, namelijk GA's, EDA's en GOMEA's, bevestigen de effectiviteit van de decompositie-heuristieken voor het oplossen van het dynamische DNEP-probleem, en de wederom uitstekende prestaties van GOMEA's. Verder beschouwen en modelleren we in dit hoofdstuk Battery Energy Storage Systems (BESS) als een smart-grid-investeringsoptie samen met de traditionele materialen zoals elektrische kabels. De resultaten tonen aan dat BESS een haalbare investeringsoptie is voor netbeheerders om in overweging te nemen in combinatie met de traditionele optie om elektrische kabels te installeren.

In Hoofdstuk 6 laten we zien dat het (dynamische) DNEP-probleem meerdere conflicterende doelen omvat en dus op een meerdoelige manier moet worden opgelost, door het benaderen van het Pareto-optimale front van afwegingen tussen verschillende doelstellingen. We beschouwen en modelleren daarnaast Demand Side Management (DSM) als een smart grid investeringsoptie samen met de traditionele fysieke materiaalinstallatie. We gebruiken de in Hoofdstuk 3 ontworpen MO-GOMEA voor het oplossen van verschillende meerdoelige DNEP-probleemmodellen, waarbij de doelstellingen investeringskosten, energieverliezen en netwerkbetrouwbaarheid, uitgedrukt in verloren gemiddelde klantminuten, zijn. De resulterende Pareto-fronten bieden netbeheerders nuttige inzichten in de afwegingen tussen de doelstellingen die kunnen helpen bij het kiezen van het uitbreidingsplan met de gewenste afweging.

Concluderend is de bijdrage van dit proefschrift tweeledig. Eerst laten we zien hoe het DNEP-probleem met praktijk-gebaseerde randvoorwaarden effectief en efficiënt kan worden gemodelleerd. Onze probleemformulering is in hoge mate aanpasbaar, zodat deze eenvoudig kan worden toegesneden op de behoeften van netbeheerders: statische of dynamische planning, enkel traditioneel materieel of ook smart grid-technologieën, en optimaliseren met betrekking tot één doel of meerdere doelen tegelijkertijd. Daarnaast stelt het proefschrift richtlijnen ten behoeve van het ontwerpen van schaalbare en gebruiksvriendelijke EA's voor, waarbij gebruikers geen regelparameters hoeven af te stemmen. Aan de hand van deze richtlijnen hebben we MO-GOMEA ontworpen, waarvan wordt aangetoond dat deze in staat is om praktijk-gebaseerde optimalisatietaken met meerdere doelen op efficiënte en effectieve wijze aan te pakken, zoals de verschillende versies van de DNEP-problemen die in dit proefschrift aan bod zijn gekomen.