



Universiteit
Leiden
The Netherlands

Model-assisted robust optimization for continuous black-box problems

Ullah, S.

Citation

Ullah, S. (2023, September 27). *Model-assisted robust optimization for continuous black-box problems*. Retrieved from <https://hdl.handle.net/1887/3642009>

Version: Publisher's Version

License: [Licence agreement concerning inclusion of doctoral thesis in the Institutional Repository of the University of Leiden](#)

Downloaded from: <https://hdl.handle.net/1887/3642009>

Note: To cite this publication please use the final published version (if applicable).

Nederlandse Samenvatting

Bij het oplossen van optimalisatieproblemen in de echte wereld, zoals in de automobieltechniek, bouwconstructie en staalproductie, wordt vaak geconfronteerd met het probleem van onzekerheid en lawaai. Veelvoorkomende bronnen van onzekerheid en ruis zijn onder meer zoek-/beslissingsvariabelen (die het te optimaliseren systeem beschrijven), de omgevingsvariabelen of bedrijfsomstandigheden waaraan het systeem is onderworpen, de evaluatie van het (fysieke) systeem (of model van het systeem), en de voorkeur in doelstellingen en vaagheid in beperkingen bij het modelleren van het (fysieke) systeem. Het is daarom intuïtief dat onzekerheid en ruis het systeem omringen in de meeste praktische scenario's van continue optimalisatie, en de toepasbaarheid van de optimalisatie-algoritmen en de (nominaal) optimale oplossingen die uit deze algoritmen worden verkregen. In het ECOLE-project (Experience-based COMputation: Learning to optimisE) focussen we op de parametrische onzekerheden in de zoek-/beslissingsvariabelen waarvan wordt aangenomen dat ze structureel symmetrisch, additief van aard zijn en op een deterministische of probabilistische manier kunnen worden gemodelleerd. Rekening houdend met deze onzekerheden en ruis leidt ons tot robuuste optimalisatie, die de nadruk legt op de oplossingen die nog steeds optimaal en bruikbaar zijn in het licht van dergelijke onzekerheden en ruis.

Enkele van de belangrijkste aspecten op het gebied van productengineering zijn het verkorten van de productontwikkelingscyclus, het verminderen van het verbruik van hulpbronnen tijdens het volledige proces en het creëren van meer evenwichtige en innovatieve producten. Deze praktische aspecten maken het noodzakelijk om het robuuste optimalisatieprobleem op een efficiënte manier op te lossen. Omdat het erg kostbaar is om kandidaat-oplossingen te beoordelen, vervangen we de dure functie-evaluaties door: een statistisch model, dat het “surrogaatmodel” of

het “metamodel” wordt genoemd. Op deze manier voorspelt het model de functierespons en kan het optimalisatiealgoritme de functierespons opvragen in plaats van daadwerkelijk het echte productieproces leiden.

Door robuuste optimalisatieproblemen met surrogaatmodellen op te lossen, proberen we een antwoord enkele van de belangrijkste onderzoeksvragen in hoofdstuk 3. Dit hoofdstuk surrogaatmodellering implementeren met behulp van een "one-shot-optimalisatie"-strategie egy, en bespreekt de praktische toepasbaarheid van surrogaatmodellering om robuust te vinden oplossingen en de daarmee samenhangende moeilijkheden. In dit hoofdstuk blijkt dat we kan surrogaatmodellen bouwen met Kriging, Polynomials en Support Vector Machines, met een redelijke steekproefomvang. Het resulterende surrogaatmodel, kan vinden de robuuste oplossing in de meeste situaties, die zeer dicht bij de baseline ligt.

Omdat in praktische scenario's een hoge dimensionaliteit de prestaties van surrogaatmodellering, besteden we de tweede helft van dit hoofdstuk aan de dimensionaliteit reductie technieken. De dimensionaliteitsreductietechnieken die in dit hoofdstuk worden behandeld, zijn onder meer Analyse van hoofdcomponenten, Kernel-principal Componentanalyse, auto-encoders en variabele auto-encoders. een empirische prestatiebeoordeling geeft de geschiktheid van Autoencoders en Principal Componentanalyse om een laagdimensionaal surrogaatmodel te construeren.

Een belangrijke manifestatie van surrogaatmodellering, waarnaar wordt verwezen als de "Bayesiaanse" optimalisatie-algoritme, wordt uitgebreid besproken in hoofdstuk 4. De belangrijkste punten van overweging in dit hoofdstuk zijn onder meer het aanpassen van de Bayesiaanse optimalisatie-algoritme ritme om op een efficiënte manier robuuste oplossingen te vinden en de uitvoering. Hiertoe blijkt dat het criterium "Verwachte verbetering", en de "Momentgenererende functie van de verbetering" zijn goede keuzes van bemonsteringsinfill-criteria die moeten worden gebruikt in het Bayesiaanse optimalisatie-algoritme. Verder wordt de prestatie van het Bayesiaanse optimalisatie-algoritme geacht bevredigend in het licht van een vast budget en een analyse van een vast doel.

Een belangrijk aandachtspunt in het kader van robuuste optimalisatie is de keuze voor: robuustheids criterium, dat enorme gevolgen kan hebben voor de ontwerpers in het gebied van productengineering. Dit komt doordat de keuze voor robuustness-criterium kan het rekenbudget en de kwaliteit van de optimale oplossing voor

een groot deel. In dit proefschrift richten we ons op het computationele aspect over de keuze van het robuustheids criterium. Gebaseerd op een breed spectrum van testgevallen beoordelen en rangschikken we veelgebruikte robuustheids criteria met respect naar een vast budget en een analyse van een vast doel, naast de analyse op de gemiddelde looptijd per iteratie.

De belangrijkste bevindingen van deze analyses bieden een nieuw perspectief op de keuze van de robuustheids criteria. Zo blijkt dat het robuustheids criterium op basis van het worst case scenario is ook qua termen het meest geschikte criterium van rekenkosten. Verder hebben de probabilistische robuustheids criteria een hogere variantie in termen van kwaliteit van de oplossing, maar lagere variantie in termen van gebruik van de rekenhulpmiddelen. Ten slotte blijkt dat de probabilistische robuustheids criteria passen goed bij de dimensionaliteit, terwijl de deterministische criteria worden niet meer van toepassing naarmate de dimensionaliteit toeneemt.

Sommige van onze bevindingen, hierboven gerapporteerd, zijn gevalideerd bij het benchmarken van onze benaderingen van een realistisch ontwerp optimalisatiescenario op basis van autokapframes. Deze bevindingen omvatten de veelbelovende aard van Kriging als modelleringstechniek, evenals de heuristieken die gewoonlijk worden gebruikt voor het bepalen van de initiële steekproef maat. Bovendien is de Moment-Generating Function of the Improvement: bevestigd als een effectief bemonsteringsinvalcriterium voor de Bayesiaanse optimalisatie algoritme.

