

PARAMETRIERUNG GENETISCHER ALGORITHMEN FÜR DIE BEWERTUNG VON NETZAUSBAU- UND -VERSTÄRKUNGSMAßNAHMEN

Niklas ERLE (*)¹

Simon KRAHL², Frey FLOREZ³, Albert MOSER⁴

Kurzfassung: Im Rahmen der Mehrjahresschaltungsplanung wird bei dem Übertragungsnetzbetreiber TransnetBW die Einhaltung der Netzsicherheit bei der Planung von Netzausbau- und -verstärkungsmaßnahmen, Instandhaltungsmaßnahmen, Provisorien und Kraftwerksnichtverfügbarkeiten überprüft. Zu diesem Zweck wird ein genetischer Algorithmus eingesetzt, welcher zeitliche Verschiebungspotentiale der Maßnahmen nutzt, um den notwendigen Einsatz betrieblicher Gegenmaßnahmen und verbleibende Überlastungen zu minimieren. Im Rahmen dieses Beitrags werden diverse Variationsrechnungen vorgestellt, anhand derer die Dimensionierung von Parametern des genetischen Algorithmus für den praxisgerechten Einsatz abgeleitet werden können.

Keywords: Übertragungsnetz, Schaltungsplanung, Netzsicherheit, Genetische Algorithmen

1 Einleitung

Im Zuge der Energiewende kommt es zu einem fortschreitenden Ausbau von Erzeugungsanlagen auf Basis erneuerbarer Energien. Der Transport der elektrischen Energie erfordert einen adäquaten Ausbau des elektrischen Übertragungsnetzes, um weiterhin eine sichere und zuverlässige Versorgung gewährleisten zu können. Im Netzentwicklungsplan Strom 2030 ist eine Vielzahl von Netzausbau- und -verstärkungsmaßnahmen festgehalten, welche in den nächsten Jahren umgesetzt werden [1].

Während der Umbauphasen der Netzausbau- und -verstärkungsmaßnahmen müssen einzelne Netzbetriebsmittel oder Netzbereiche freigeschaltet werden, damit ein sicheres Arbeiten an der Netzinfrastruktur möglich ist. Dies führt zu einer weiteren Schwächung der Netzinfrastruktur. Vielzahl und Umfang der geplanten Netzausbau- und -verstärkungsmaßnahmen indizieren, dass zukünftig eine vorausschauende Planung der Umbauphasen notwendig ist [2].

Als Reaktion auf die künftigen Herausforderungen wurde bei dem Übertragungsnetzbetreiber TransnetBW der Prozess der Mehrjahresschaltungsplanung in Betrieb genommen. In dem Prozess wird basierend auf der aktuellen Planung die Kritikalität von Kombinationen mehrerer Netzausbau- und -verstärkungsmaßnahmen im zukünftigen Netzbetrieb bewertet. Ein genetischer Algorithmus (GA) optimiert anschließend die Abfolge der Umbauphasen im Rahmen zeitlicher Verschiebungspotentiale [3].

¹ Niklas Erle, FGH e.V., niklas.erle@fgh-ma.de, <https://www.fgh-ma.de/>

² Dr. Simon Krahl, FGH e.V., simon.krahl@fgh-ma.de, <https://www.fgh-ma.de/>

³ Dr. Frey Florez TransnetBW GmbH, f.florez@transnetbw.de, <https://www.transnetbw.de/>

⁴ Prof. Albert Moser, RWTH Aachen, info@iaew.rwth-aachen.de, <https://www.iaew.rwth-aachen.de/>

Die Anwendung eines GA erfordert die Analyse einer geeigneten Parametrierung für die aktuelle Fragestellung. Dabei ist stets ein Trade-Off zwischen der notwendigen Rechenzeit und der Güte der Problemlösung zu beachten.

2 Analyse

2.1 Schaltungsplanung in der Mittelfristplanung

Der Fokus der Mehrjahresschaltungsplanung liegt auf der Einhaltung von Netzsicherheitskriterien unter Berücksichtigung von

- Netzausbau- und -verstärkungsmaßnahmen (NAVM)
- Instandhaltungsmaßnahmen
- Kraftwerksnichtverfügbarkeiten
- Provisorien

in der Mittelfristplanung [3].

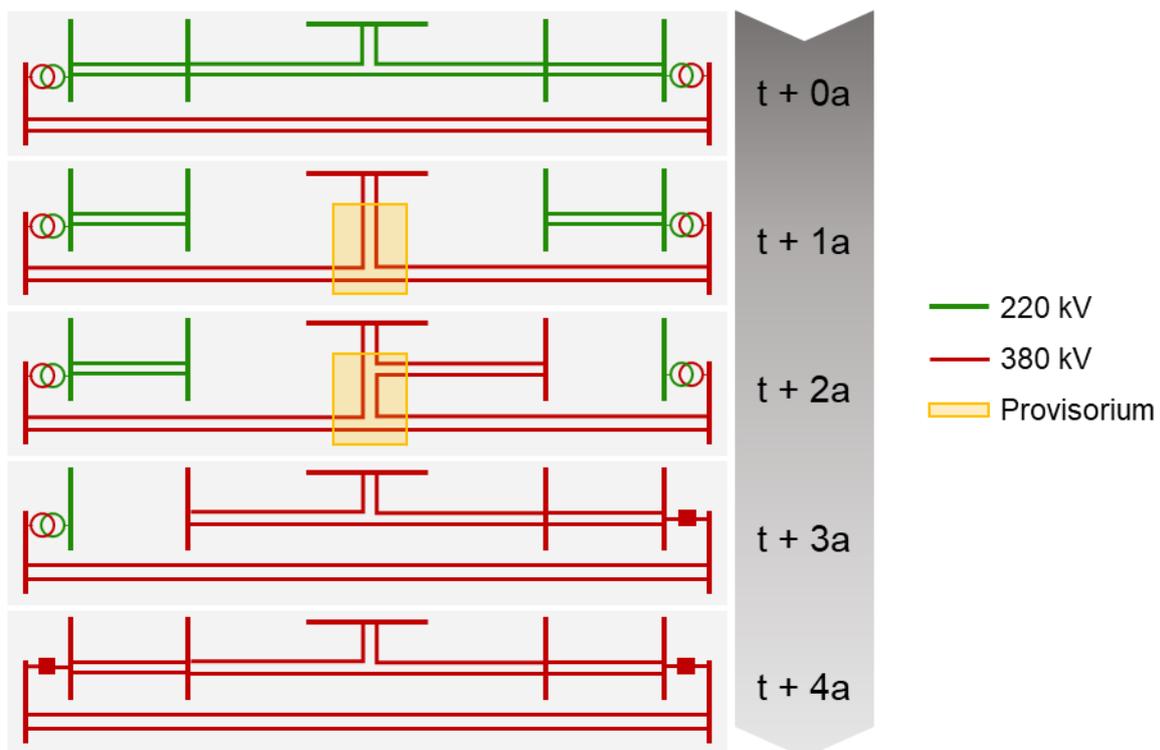


Abbildung 1: Exemplarischer Freileitungsumbau [4]

Abbildung 1 zeigt einen exemplarischen Umbau einer 220-kV-Freileitung, welche einen Umsetzungszeitraum von vier Jahren benötigt. Die Abbildung zeigt die jeweilige Topologie am Ende der dargestellten Stützjahre. Insgesamt sind jedoch ungefähr 700 unterschiedliche Topologien notwendig, um die NAVM zeitgerecht umsetzen zu können [4].

In Artikel 82 und Artikel 83 der System Operation Guideline der ENTSO-E ist festgehalten, dass eine Koordination der Schaltungsplanung von Übertragungsnetzbetreibern innerhalb einer Outage Coordination Region notwendig ist. Hierfür sind gemeinsame Prozesse zu etablieren, welche mindestens die wöchentliche und die jährliche Planung der Freischaltungen überprüfen [5]. Im Falle eines Konflikts zwischen verschiedenen Maßnahmen, ist eine Absage

oder Verschiebung von mindestens einer Maßnahme notwendig. Für langfristige Projekte – wie im obigen Beispiel – kann dies mitunter zu einem hohen Verzug des gesamten Projekts führen.

In der Mehrjahresschaltungsplanung wird daher schon für einen mittelfristigen Zeithorizont von t+1a bis t+5a die aktuelle Schaltungsplanung bei TransnetBW überprüft. Besonders kritische Zeiträume können so identifiziert werden und geeignete Gegenmaßnahmen, wie etwa die Planung zusätzlicher Provisorien oder eine frühzeitige Anpassung des Projektverlaufs, vorgenommen werden.

2.2 Genetische Algorithmen

Genetische Algorithmen sind heuristische Verfahren aus dem Teilbereich der evolutionären Algorithmen zur Lösung komplexer Optimierungsprobleme. GA erweisen sich insbesondere als sinnvoll, wenn analytische Optimierungsverfahren bei realen Problemgrößen aufgrund einer nicht-konvexen Zielfunktion und einer hohen Kombinatorik an ihre Grenzen stoßen [6].

Dabei werden die Rekombinationsprozesse der natürlichen Vererbung nachgeahmt, um iterativ die Genome (Variablen) zu verändern. Der Einfluss dieser Änderungen wird auf Basis einer Fitnessfunktion (Zielfunktion) für ein Individuum (Menge aller Genome) bewertet. Die Gesamtmenge an Individuen einer Iteration wird als Population bezeichnet. Die folgenden Rekombinationsprozesse werden betrachtet:

- 1.) Selektion: Auswahl einer Menge an Individuen mit der höchsten Fitness aus der vorherigen Iteration, wobei identische Individuen entfernt werden
- 2.) Mutation: Änderung einzelner Genome mit einer Mutationsrate innerhalb eines Individuums
- 3.) Vererbung: Vereinigung der Genome von zwei ausgewählten Individuen
- 4.) Zufall: Hinzufügen eines zufällig gezogenen Individuums

3 Modellbildung

3.1 Optimierungsproblem

3.1.1 Begriffsdefinition

Das Problem der Schaltungsplanung wird in diesem Beitrag durch einen genetischen Algorithmus gelöst. Zunächst werden daher die relevanten Begriffe aus Abschnitt 2.2 definiert.

Ein Genom beschreibt eine Maßnahme (Netzausbau- und -verstärkungsmaßnahmen, Instandhaltungsmaßnahmen, Kraftwerksnichtverfügbarkeiten, Provisorien), welche in der Mehrjahresschaltungsplanung optimiert wird. Dabei ist der Umsetzungszeitpunkt der Freiheitsgrad eines Genoms. Jedes Genom kann die Ausprägungen zwischen dem minimalen und dem maximalen Startzeitpunkt der zugehörigen Maßnahme annehmen.

Ein Individuum beschreibt die Menge aller Genome. In diesem Fall kann ein Individuum als ein möglicher Schaltungsplan definiert werden.

Eine Population beschreibt die Menge aller zu berechnenden Individuen (Schaltungspläne) der aktuellen Iteration des Berechnungsverfahrens. Die Menge von Individuen je Population kann durch den Anwender vorgegeben werden.

3.1.2 Fitnessfunktion

Für jede Kombination von Maßnahmen wird ein Security Constraint Optimal Power Flow (SCOPF) für die relevanten Netznutzungsfälle berechnet. Aus der Lösung des SCOPF können die folgenden Netzsicherheitskriterien abgeleitet werden:

- Kosten für den Einsatz von betrieblichen Gegenmaßnahmen (Redispatch, Netzreserve, etc.)
- Strafkosten für die Summe von nicht-behebaren Überlastungen

Die Gewichtung dieser Kosten erfolgt anhand eines probabilistischen Netznutzungsmodells [4]. Weiterhin gehen Strafkosten für die Verschiebung von Maßnahmen in das Optimierungsproblem ein. Eine ausführliche Beschreibung des Optimierungsproblems kann [3] entnommen werden.

3.1.3 Verfahrensablauf

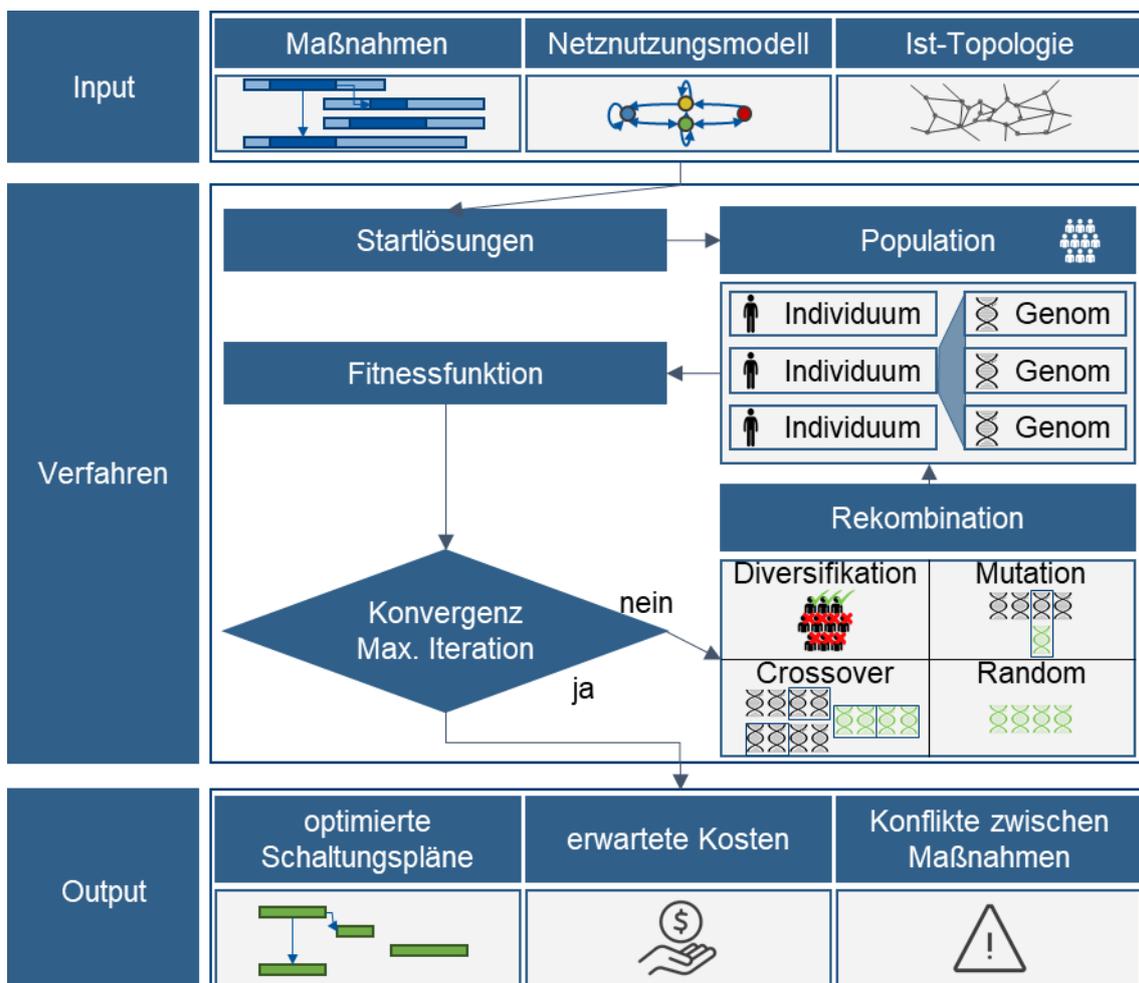


Abbildung 2: Verfahrensablauf

Abbildung 2 fasst den Ablauf des genetischen Algorithmus zusammen. Ausgehend von den zu optimierenden Maßnahmen und deren zeitlichen Verschiebungspotentialen, der aktuellen

Ist-Topologie, sowie einem probabilistischen Modell der Netznutzung wird eine Startpopulation initiiert. Die Startpopulation enthält sowohl benutzerdefinierte, als auch zufällig gezogene Individuen.

Anschließend wird in einem iterativen Verfahren der Fitnesswert jedes Individuums der Population nach Abschnitt 3.1.2 berechnet. Das Verfahren bricht ab, sofern der beste Fitnesswert höher ist als der beste Fitnesswert der vorherigen Iteration abzüglich einer Konvergenzschwelle oder die maximale Iterationsanzahl erreicht ist. Andernfalls werden die besten Individuen der aktuellen Iteration durch die Verfahren aus Abschnitt 2.2 zu einer neuen Population rekombiniert. Der Anteil der einzelnen Rekombinationsverfahren kann durch den Anwender vorgegeben werden.

Aus den Ergebnissen kann der Anwender entnehmen, welche Schaltungspläne den geringsten Fitnesswert (und damit die geringsten Kosten) haben. Weiterhin können erwartbare Kosten aus dem SCOPF und Konflikte zwischen mehreren Maßnahmen abgeleitet werden.

3.2 Variationsrechnungen

Ziel dieses Beitrags ist die Definition geeigneter Parameter für den genetischen Algorithmus zur Lösung des Optimierungsproblems der Schaltungsplanung. Folgende Parameter determinieren den Iterationsverlauf und damit sowohl die notwendige Rechenzeit, als auch die Güte der Problemlösung:

- benutzerdefinierte Anzahl an Individuen pro Population
- benutzerdefinierte maximale Iterationsanzahl
- benutzerdefinierte Anteile der Rekombinationsverfahren

Die Variationsrechnungen werden sowohl für kleine Problemgrößen (20 Genome) als auch für große Problemgrößen (200 Genome) durchgeführt.

4 Ergebnisse

4.1 Untersuchungsszenario

Die Dimensionierung der Parameter des genetischen Algorithmus wird auf Basis des IEEE-39-Knoten Netzes vorgenommen [7]. Um eine realitätsnahe Modellierung der Netznutzung zu erreichen, werden die Lasten und Einspeisungen mit Zeitreihen aus realen Netznutzungszeitreihen skaliert. Bei der Bewertung der Ergebnisse muss darauf geachtet werden, dass die Lösung realer Problemgrößen mit höherem Rechenaufwand einhergeht.

4.2 Variationsrechnung: Anzahl an Individuen pro Population

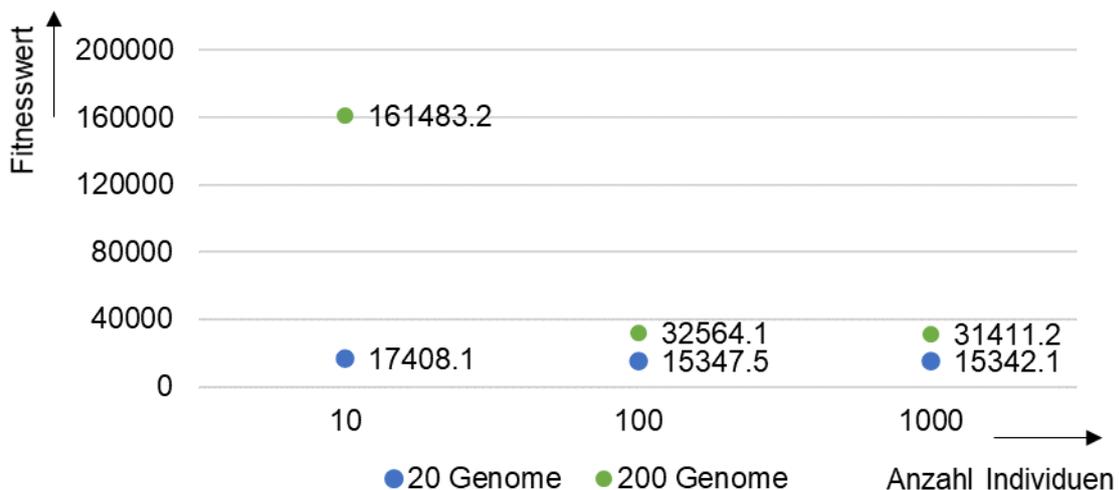


Diagramm 1: Ergebnisse bei Variation der Anzahl an Individuen je Population

In Diagramm 1 ist der Fitnesswert des besten Individuums bei einer Variation der Anzahl an Individuen je Population vorgegeben. Für diese Variationsrechnung wird die maximale Iterationsanzahl auf 50 festgelegt. Es ist zu erkennen, dass der Fitnesswert und damit die Kosten des besten Individuums mit steigender Anzahl an Individuen sinkt. Durch die höhere Anzahl an Individuen steigt die Anzahl der untersuchten Individuen. Die Wahrscheinlichkeit ein besseres Individuum im Iterationsverlauf zu finden wird damit erhöht. Der hohe Fitnesswert im Fall von 200 Genomen bei einer Anzahl von 10 Individuen pro Population kann dadurch erklärt werden, dass in diesem Fall verbleibende Überlastungen auftreten, welche mit hohen Strafkosten in den Fitnesswert eingehen.

Mit steigender Anzahl an Individuen pro Population wird jedoch auch eine höheren Rechenzeit benötigt. Für die Berechnung von 200 Genomen steigt die Rechenzeit von 100 auf 1000 Individuen pro Population um circa 620 % an. Bei der Berechnung eines realen Optimierungsproblems muss daher vor Start der Berechnungen abgeschätzt werden, ob der Abschluss des Berechnungsverfahrens im Rahmen der Prozesslaufzeit erfolgen kann.

4.3 Variationsrechnung: maximale Iterationsanzahl

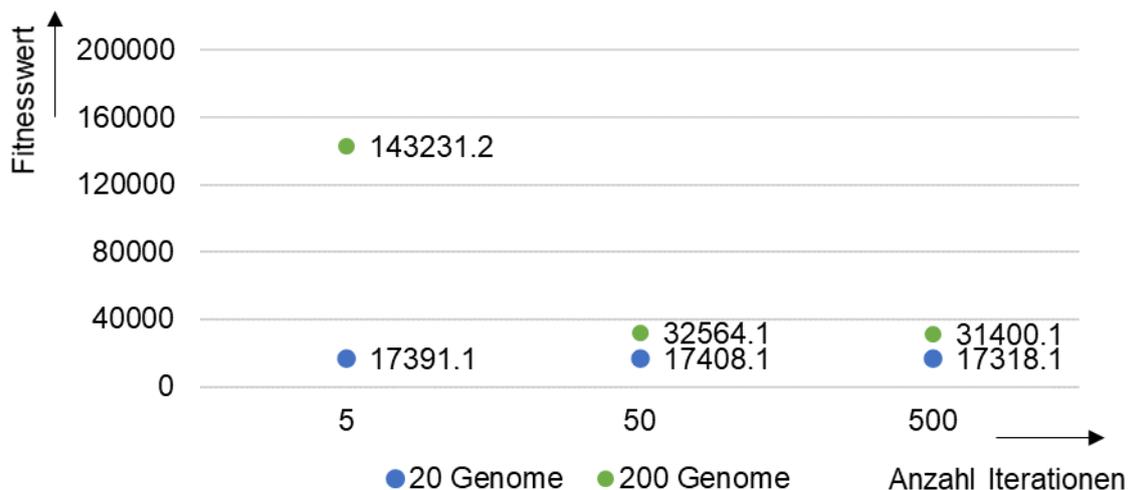


Diagramm 2: Ergebnisse bei Variation der maximalen Iterationsanzahl

Diagramm 2 zeigt den Fitnesswert des besten Individuums bei einer Variation der maximalen Iterationsanzahl. Die Anzahl an Individuen je Population wird auf 100 festgelegt. Äquivalent zu den Ergebnissen aus Abschnitt 4.2 werden bei 200 Genomen mit einer höheren, maximalen Iterationsanzahl niedrigere Fitnesswerte (und damit Kosten) erreicht. Dies ist wiederum mit einer höheren Rechenzeit verbunden.

Die Berechnungsergebnisse bei 20 Genomen zeigen jedoch, dass der Parameter nicht in jedem Fall die Güte des Ergebnisses beeinträchtigen muss. In diesem Fall bricht der genetische Algorithmus jeweils nach weniger als vier Iterationen ab, da kein besseres Individuum mehr gefunden werden kann. Der leichte Unterschied in den Fitnesswerten ist darauf zurückzuführen, dass der genetische Algorithmus kein deterministisches Verfahren ist.

4.4 Variationsrechnung: Aufteilung der Rekombinationsverfahren

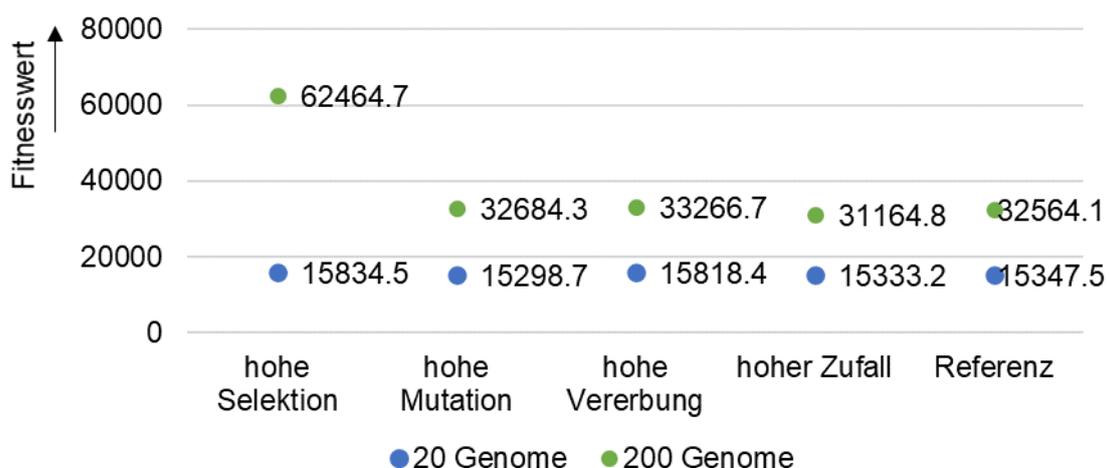


Diagramm 3: Ergebnisse bei Variation der Aufteilung der Rekombinationsverfahren

Diagramm 3 zeigt den Fitnesswert des besten Individuums bei einer Variation der Aufteilungsfaktoren für die Rekombinationsverfahren. Die Aufteilungsfaktoren können Tabelle

1 entnommen werden. Die maximale Iterationsanzahl wird auf 50 festgelegt. Die Anzahl an Individuen je Population beträgt 100.

Es ist zu erkennen, dass die Variation der Aufteilungsfaktoren für den Fall, dass eine ausreichende Anzahl an Iterationen und Individuen je Population nur marginale Auswirkungen auf den resultierenden Fitnesswert hat. Lediglich für den Fall, dass ein hoher Anteil an Selektion vorgenommen wird, ist eine deutliche Verschlechterung des Berechnungsergebnisses zu erkennen. Für diesen Fall wird ein hoher Anteil der aktuellen Individuen mit in die neue Population übernommen. Das führt dazu, dass auch Individuen mit hohen Kosten in die neue Iteration übernommen und in den Rekombinationsverfahren berücksichtigt werden.

Szenario	Anteil			
	Selektion	Mutation	Vererbung	Zufall
hohe Selektion	0.7	0.1	0.1	0.1
hohe Mutation	0.1	0.7	0.1	0.1
hohe Vererbung	0.1	0.1	0.7	0.1
hoher Zufall	0.1	0.1	0.1	0.7
Referenz	0.1	0.3	0.3	0.3

Tabelle 1: Aufteilung der Rekombinationsverfahren

4.5 Fazit

Die Anwendung von genetischen Algorithmen erfordert die Diskussion der zugrundeliegenden Parameter. Es ist darauf zu achten, dass eine möglichst hohe Anzahl unterschiedlicher Individuen berechnet wird. Eine geringe Anzahl an Individuen je Iteration kann zum frühzeitigen Abbruch des genetischen Algorithmus führen. Weiterhin sollte der Anteil der Selektion bei den Rekombinationsverfahren nicht zu hoch gewählt, damit die Individuen mit schlechtem Fitnesswert nicht weiter im Iterationsverlauf berücksichtigt werden.

5 Literaturverzeichnis

- [1] TransnetBW GmbH; TenneT TSO GmbH; Amprion GmbH; 50Hertz Transmission GmbH, „Netzentwicklungsplan Strom 2030,“ 2019.
- [2] N. Erle, H. Vennegeerts, U. Janischka, F. Florez, E. Potz und A. Moser, „Long-term feasibility assessment of planned outages,“ *ETG-Kongress*, 2019.
- [3] F. Florez, Netzsicherheit geplanter Freischaltungen in der Mittelfristplanung, 2021.
- [4] N. Erle, F. Florez, U. Janischka, S. Krahl und A. Moser, „Entwicklung eines probabilistischen Netznutzungsmodells für die Bewertung von Netzausbau- und Verstärkungsvorhaben,“ *16. Symposium Energieinnovation*, 2020.

- [5] Europäische Kommission, Verordnung (EU) 2017/1485 der Kommission vom 2. August 2017 zur Festlegung einer Leitlinie für den Übertragungsnetzbetrieb: SO GL, 2017.
- [6] J. Heistermann, Genetische Algorithmen, Leipzig, 1994.
- [7] R. P. Payasi, A. K. Singh und D. Singh, Planning of different types of distributed generation with seasonal mixed, 2012.