Automatische Einsatzplanung

Lösung eines VRP mithilfe eines Evolutionäreren Algorithmus

Roland Bernard

2020-05-10

Zusammenfassung

Ziel dieses Projektes war es eine Software zu entwickeln, welche es ermöglicht Einsätze automatisch und so effizient wie möglich zu Planen. Zur Umsetzung dieses Zieles wurde ein Evolutionärer Algorithmus verwendet. Ein solcher Algorithmus lehnt sich an die biologische Evolution an und kann so das Problem relativ erfolgreich lösen.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis

OSRM Open Source Routing Machine

TSP Traveling Salesman Problem

VO Visual Objects

VRP Vehicle Routing Problem

Einleitung

1.1 Überblick

Die Aufgabe, die es zu lösen gilt, ist es anstehenden Serviceeinsätze auf sein Team von Technikern möglichst effizient zu verteilen. Die Aufgabe besteht darin, für diese Aufgabe einen Algorithmus zu entwickeln, der eine automatische Zuteilung der Techniker vornimmt. Der Algorithmus soll die anstehenden Einsätze auf die Techniker so verteilen, dass die Fahrtzeiten so gering wie möglich ausfällt und die Einsätze aufgrund ihrer Priorität so zeitnah als möglich eingeplant werden.

1.2 Die Motivation

Das Problem wurde von der Firma Infominds vorgeschlagen. Infominds entwickelt eine Business Software mit dem Namen RADIX [1], welche das Eintragen, Anzeigen und Analysieren von Geschäftsdaten und Geschäftsprozessen ermöglicht. In dieser Software werden ist auch ein Ticketsystem integriert, für welches eine solche Einsatzplanung hilfreich wäre. Mit der Einsatzplanung könnte das Personal, welches momentan noch manuell alle Routen plant unterstützt werden.

1.3 Problemdefinition

Gegeben ist eine Liste an Technikern und eine Liste an Einsätzen.

- Für jeden Techniker
  - Start-/Endposition (Die Techniker kehren wieder an ihre Ausgangsposition zurück.)
  - Arbeitszeit, die der Techniker maximal arbeitet
- Für jeden Einsatz
  - Position des Einsatzes
  - Dauer des Einsatzes (Diese muss geschätzt werden, um die Arbeitszeiten einzuhalten.)
  - Priorität des Einsatzes (Das genaue Format ist nicht festgelegt.)

Zu minimieren sind dabei die benötigten Fahrzeiten der Techniker. Dabei zu berücksichtigen ist sowohl die Arbeitszeit der einzelnen Techniker, diese darf nämlich nicht überschritten werden, als auch die Priorität der Einsätze. Um diese weiteren Aspekte zu berücksichtigen, sollte ebenfalls die nach Priorität gewichtete Wartezeit der Einsätze minimiert werden.

1.4 Stand der Technik

Dieses Problem ähnelt bereits bekannten Problem in der Informatik wie dem TSP [2] oder dem VRP [3]. Es handelt sich hierbei zwar um eine Art VRP, aber beide diese Probleme sind meist weniger komplex als das hier gegebene und die Lösungen, die für diese angewandt werden, können nicht einfach übertragen werden. Auch sind sowohl TSP und VRP als auch das Problem der Einsatzplanung NP-Hard. Das bedeutet also, das es keinen effizienten Algorithmus gibt, der die genaue Lösung des Problems finden kann. Man muss sich also mit Heuristiken behilflich sein, welche nur eine gute aber nicht unbedingt die beste Lösung zurückliefern.

1.5 Beispiel

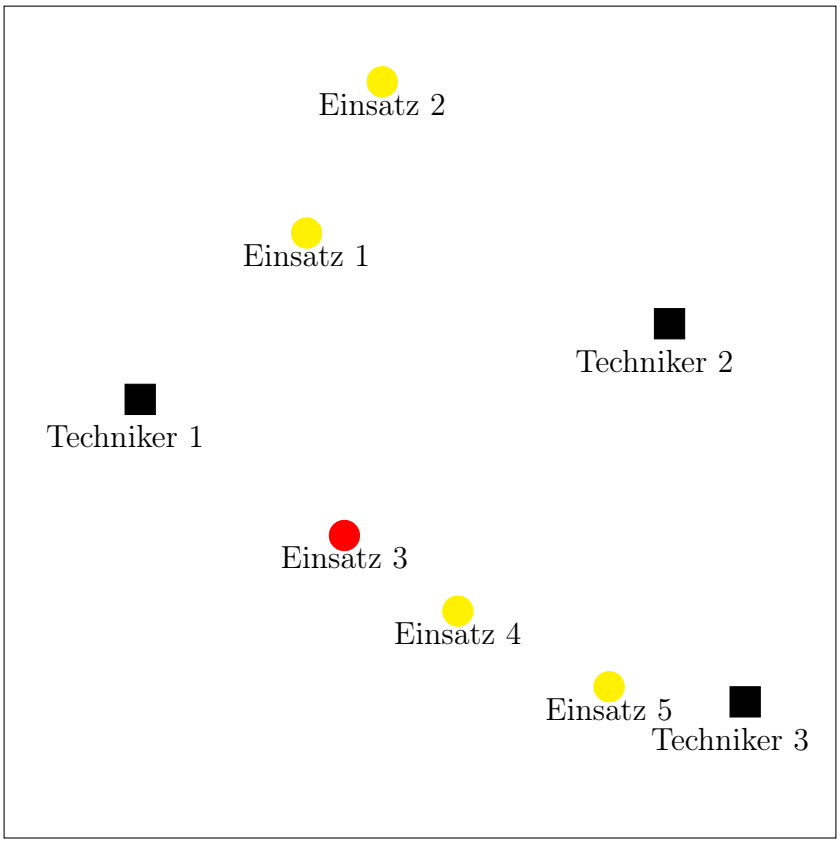
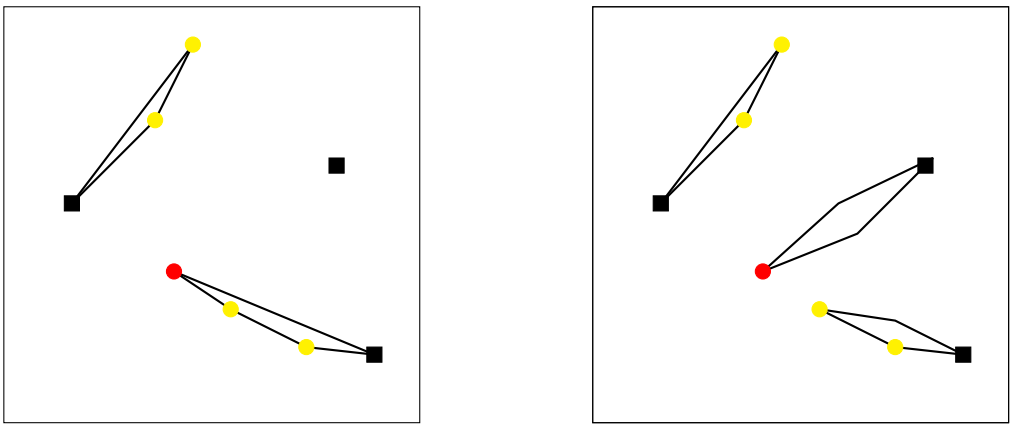


Abbildung 1.1: Beispiel für ein mögliche Problemstellung

Die Kreise seien die Ausgangspositionen der Techniker und die Rauten die Positionen der Einsätze. Für das Beispiel nehmen wir an, dass die Abstände zwischen den Einsätzen proportional zu den Fahrzeiten sind. Diese Annahme macht das Problem, wie sich herausstellt, nämlich nicht einfacher.

Im oben stehenden Beispiel wäre die Lösung, welche die geringste Fahrzeit in Anspruch nimmt, die bei welcher Techniker 1 Einsatz 1 und Einsatz 2 übernimmt und Techniker 3 die restlichen drei Einsätze.



(a) Beste Lösung für die Problemstellung ohne maximale Arbeitszeit und Priorität

(b) Beste Lösung für die Problemstellung ohne maximale Arbeitszeit und Priorität

Abbildung 1.2: Beste Lösung für Teilproblemstellungen

Wenn wir nun aber annehmen, dass die Techniker 1 und 3 maximal zwei Einsätze am Tag abarbeiten können, um die vorgegebene Arbeitszeit nicht zu überschreiten, so bedarf es einer anderen Lösung. So ist die optimale Lösung nun Techniker 2 Einsatz 3 zu überlassen.

Betrachten wir nun aber auch die Priorität des Einsatzes, so könnte es sein, dass der Einsatz 3 eine hohe Priorität hat, während alle anderen Einsätze eine sehr niedrige Priorität haben. Dann wäre es wichtig den Einsatz 3 als Erstes abzuarbeiten. Techniker 1 hätte zudem die Möglichkeit schneller zu Einsatz 3 zu gelangen als Techniker 2. Die optimale Lösung wäre demnach nun, dass Techniker 1 Einsatz 3 und Techniker 2 Einsatz 1 und 2 erledigt.

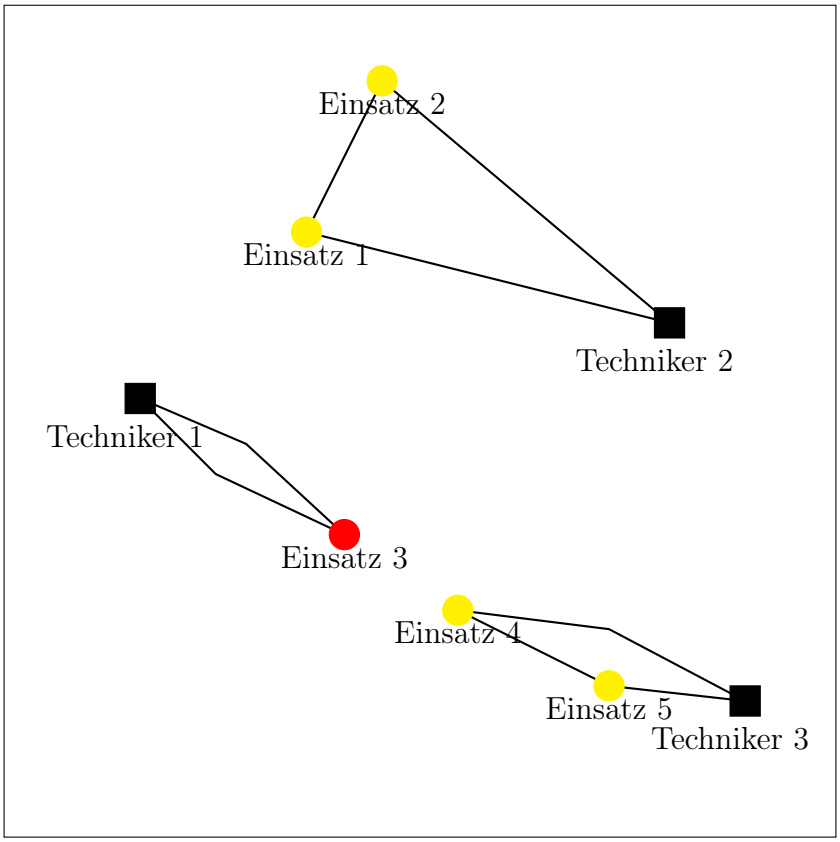


Abbildung 1.3: Beste Lösung für die Problemstellung

Das Beispiel soll aufzeigen, dass das zu lösende Problem keineswegs simpel ist und dass das Finden einer Lösung durch die zusätzlichen Bedingungen, namentlich der maximalen Arbeitszeit und der Priorität, erheblich erschwert wird.

1.6 Das Ziel

Das Ziel ist es einen Algorithmus auszuarbeiten und zu implementieren, der für eine derartige Problemstellung eine gute Heuristik darstellt. Das Ergebnis sollte relativ gut sein und die Ausführungszeit soll ebenfalls angemessen und nicht zu lang sein. Der Algorithmus soll dann auch in die RADIX Software eingebunden werden können.

Das Projekt

2.1 Projektanforderung

Der entwickelte Algorithmus soll in verschiedenen Programmiersprachen relative einfach zu implementieren sein, da er auch später in RADIX eingebaut werden soll. Die Laufzeit des Algorithmus zum Erreichen einer guten Lösung für eine beliebige Instanz des Problems soll relativ kurz sein. Es gibt keine spezielle Anforderung an zu verwendende Technologien, da das ganze portabel gestaltet werden soll, um es auch in anderen Programmiersprachen einfach umsetzen zu können.

2.2 Voraussetzungen

Dem Algorithmus, der das Problem lösen soll, müssen noch einige Daten zur Verfügung gestellt werden. Und zwar die Fahrzeiten zwischen den verschiedenen Einsätzen und Arbeitern. Zur Verfügung stehen nämlich nur die Adressen der einzelnen Punkte und nicht deren Koordinaten oder die Fahrtzeiten zwischen ihnen. Für dieses Problem gibt es aber bereits, anders als für das Hauptproblem, viele einfache Lösungen. In den ersten beiden Test-Implementierungen wurde dafür das Tool Nominatim [4] zur Auflösung der Positionen (Adresse zu Koordinaten) und dann OSRM [5] zur Berechnung der Fahrzeiten zwischen den Koordinaten verwendet. Diese Projekte sind beide Open Source und sind vom Rest des Algorithmus unabhängig und können deshalb beliebig ausgetauscht werden, falls der Wunsch besteht andere Services zu nutzen. Bei der integrierung in die RADIX-Software zum Beispiel wurden die bereits vorhandenen Koordinaten aus der Datenbank gelesen.

2.3 Projektplanung

2.3.1 Algorithmus

Zur Lösung des Problems kann eine Metaheuristik angewandt werden. Also ein Algorithmus, der allgemein für Optimierungsalgorithmen angewandt werden kann und nicht speziell für ein bestimmtes Problem erdacht wurde. Dies erlaubt eine höhere Flexibilität und die Möglichkeit in der Zukunft noch weitere Kriterien hinzuzufügen. Es gibt eine Vielzahl von Metaheuristiken, aber aufgrund der hohen Komplexität des Problems scheint ein Evolutionärer Algorithmus als die beste Wahl, da dieser damit generell sehr gut umgehen kann.

Funktionsweise

Ein Evolutionärer Algorithmus ist, wie der Name bereits verrät, an die biologische Evolution angelehnt. Dabei gibt es eine sogenannte Population an Lösungen, welche anfangs mit zufälligen Lösungen gefüllt wird. Dann wird über mehrere Iterationen (Generationen) mithilfe von einer Funktion die Güte der Lösungen ermittelt und die Lösungen werden zufällig miteinander

vermischt (Crossover), dann leicht verändert (Mutation) und in eine neue Population gegeben. Je höher die Güte der Lösung ist, desto wahrscheinlicher ist es, dass die Lösung Teile von sich an die nächste Population weitergibt. Durch wiederholte Iteration konvergiert die Population dann in Richtung einer besseren Lösung. Gefährlich ist vor allem bei komplexen Problemen, dass man in einem lokalen Minimum „gefangen“ bleiben kann. Evolutionäre Algorithmen sind in dieser Hinsicht allerdings vorteilhafter als andere Metaheuristiken.

2.3.2 Repräsentation der Lösung

Die Repräsentation der Lösung ist für die Qualität des Algorithmus sehr wichtig und kann einen seh großen Einfluss darauf haben, wie schnell und auch wie gut die Lösungen sind die gefunden werde, auch wenn zwei Repräsentationen immer das Gleiche darstellen. Auch muss diese Repräsentation für die Operationen, die der Algorithmus vornehmen muss, also Mutation und Crossover geeignet sein. Wie es auch bei Implementierungen des TSP üblich ist, habe ich mich für eine Repräsentation als Permutation entschieden. Eine mögliche Lösung wird also als Permutation mehrerer Zahlen dargestellt. Dazu wird jedem Techniker und jedem Einsatz eine eindeutige Zahl zugeordnet.

4	1	6	2	5	7	8	9	3	10

Tabelle 2.1: Beispiel für eine mögliche Permutation als Lösung

In der Tabelle 2.1 wird ein Beispiel für eine solche mögliche Permutation dargestellt. In diesem Beispiel seien alle Zahlen von 0 bis 3 Techniker und die übrigen Einsätze. Wie ihnen vielleicht auffällt, fehlt die Zahl 0. Diese wird nämlich immer an erster Stelle angenommen, damit immer garantiert werden kann, dass die Permutation eine mögliche Lösung repräsentiert. Alle Einsätze nach einem Techniker und vor dem nächsten Techniker werden dann in der vorliegenden Reihenfolge dem Techniker zugeordnet. Sollte die Abarbeitung der Einsätze mehrere Tage beanspruchen, so wird der Pfad so weit hinten wie möglich geteilt.

Techniker	Einsätze
0	4
1	6
2	5 7 8 9
3	10

Tabelle 2.2: Beispiel für die Zuordung bei der gegebenen Permutation in der Tabelle 2.1

Wie angesprochen ist es wie im Beispiel beim Techniker 2 zu sehen möglich, dass die Einsätze eines Technikers, falls notwendig, auf mehrere Pfade, also mehrere Tage, aufgeteilt werden. Dadurch, dass die Trennung nur so möglich ist, gehen zwar einige Lösungen verloren. Diese sind aber immer eher unerwünschte Lösungen, da sie erstens meist längere Fahrzeiten in Anspruch nehmen und zweitens die Einsätze länger warten lassen würden.

2.3.3 Evaluierung einer Lösung

Um die Qualität einer gegebenen Lösung zu bestimmen, muss eine sogenannte Fitnessfunktion implementiert werden, welche einen höheren Wert ausgibt, wenn es sich um eine gute Lösung handelt und eine niedrigeren wert errechnet, wenn es sich um eine schlechtere Lösung handelt.

Für diesen Zweck wurde der Invers der Funktion genommen, welche die Summe der Summe aller Fahrzeiten und der Summe aller Wartezeiten gewichtet nach der Priorität der Einsätze errechnet. Es wurde deshalb der Invers genommen, weil die Fitnessfunktion bei besseren Lösungen höher sein muss als bei schlechteren und die Fahrzeit und Wartezeit natürlich besser ist, wenn sie niedrig ist. Diese Funktion berücksichtigt also die gesamte Fahrzeit, sowie die Priorität der einzelnen Einsätze.

2.3.4 Verbesserung der Lösungen

Mutation

Für die Mutation wurden mehrere Funktionen gewählt, zwischen denen zufällig gewählt wird. Die Mutationen die ich ausgewählt habe sind die folgenden.

- Zwei Zahlen werden vertauscht.
  Zum Beispiel $1 \mid 2 \mid 3 \mid 4 \mid 5 \mid 6 \mid 7$ zu $1 \mid 5 \mid 3 \mid 4 \mid 2 \mid 6 \mid 7$, wenn die Elemente 2 und 5 vertauscht werden.

- Eine Zahl wird an eine neue Position verschoben.
  Zum Beispiel $1 \mid 2 \mid 3 \mid 4 \mid 5 \mid 6 \mid 7$ zu $1 \mid 3 \mid 4 \mid 5 \mid 2 \mid 6 \mid 7$, wenn das Elemente 2 an die Stelle 5 geschoben wird.

- Ein bestimmter Intervall wird umgekehrt.
  Zum Beispiel $1 \mid 2 \mid 3 \mid 4 \mid 5 \mid 6 \mid 7$ zu $1 \mid 6 \mid 5 \mid 4 \mid 3 \mid 2 \mid 7$, wenn der Interval von Elemente 2 bis Element 5 umgekehrt wird.

- Ein bestimmter Intervall wird an eine neue Position geschoben.
  Zum Beispiel $1 \mid 2 \mid 3 \mid 4 \mid 5 \mid 6 \mid 7$ zu $1 \mid 6 \mid 2 \mid 3 \mid 4 \mid 5 \mid 7$, wenn der Interval von Elemente 2 bis Element 5 an die Stelle 3 geschoben wird.

- Ein Intervall wird zufällig angeordnet.
  Zum Beispiel $1 \mid 2 \mid 3 \mid 4 \mid 5 \mid 6 \mid 7$ zu $1 \mid 4 \mid 6 \mid 3 \mid 2 \mid 5 \mid 7$, wenn der Interval von Elemente 2 bis Element 5 neu angeordnet wird.

Die Mutationsfunktionen müssen nicht besonders kompliziert sein, sondern nur dazu dienen mehrere Variationen zu erschaffen. Dadurch wird vermieden, dass sich der Algorithmus in einem lokalen Minimum festsetzt oder dass aufgrund von fehlender Variation keine weiteren Verbesserungen möglich sind.

Crossover

Als Crossover-Funktion, also Funktion, welche zwei Lösungen kombiniert und daraus eine neue Lösung generiert, welche Eigenschaften von beiden vorherigen Lösungen hat, habe ich mehrere verschiedene Ansätze probiert. Darunter das Order 1-Crossover, das Cycle-Crossover, das Edge-Rekombination-Crossover und das PMX-Crossover ausprobiert. Am beste davon hat das PMX-Crossover abgeschnitten, da es eines der schnellsten ist und generell gute Ergebnisse geliefert hat. Diese Crossover-Funktion schlägt sich so gut, weil sie sowohl versucht die relativen Positionen als auch die absoluten Positionen der einzelnen Elemente möglichst gut beizubehalten. Diese Eigenschaften sind für ein Problem, bei dem sowohl die Zuordnung zu den Technikern als auch die Reihenfolge der Abarbeitung wichtig ist, von Voreilt.

2.4 Entwicklung

Python

Den Algorithmus habe ich zuerst in der Programmiersprache Python programmiert um zu testen ob dieser denn überhaupt funktioniert. Aufgrund dessen, dass Python aber eine relativ langsame Programmiersprache ist, war diese Implementierung nicht besonders schnell. Dennoch war dies genug um zu sehen, das die Implementierung des Algorithmus möglich ist und der Algorithmus auch wie gewünscht funktioniert.

RADIX

Nach dieser ersten Implementierung habe ich den Algorithmus in die RADIX-Software integriert und ein dazugehöriges Benutzerinterface implementiert um die Nutzung der existierenden Daten in der Datenbank zu benutzen. Diese Implementierung ist in VO [**?**] implementiert, da dies die Programmiersprache ist in der RADIX geschrieben ist. VO ist aber eine Programmiersprache die zwar schneller als Python aber immer noch relativ langsam ist. Aufgrund von einigen kleineren Optimierungen im Algorithmus ist diese Implementierung aber auch von der Qualität her etwas besser als die im Python.

C++

Nach diesen Implementierungen, wollte ich versuchen das Ganze noch einmal in C++ zu implementieren, um eine bessere Laufzeit erreichen zu können. Ich habe damit begonnen einen generische Implementierung für einen Evolutionären Algorithmus zu erstellen und diese Implementierung dann spezifisch für dieses Problem anzupassen. Die Performance dieser Implementierung ist die beste aller Implementierungen, die ich erstellt habe. Die C++ Version ist ungefähr 100 mal schneller als die Implementation in Python und damit wird auch schneller eine bessere Lösung gefunden.

Website

Um den Algorithmus auch außerhalb von RADIX verwenden zu können, habe ich ein Benutzerinterface mit React react implementiert welche als Website verwendet werden kann. Um die größtmögliche Performance zu erreichen habe ich mich dazu entschieden den Algorithmus nicht erneut in JavaScript zu implementieren, sondern den bereits bestehenden C++ Code zu verwenden, indem ich in zu Webassembler wasm compiliert. Der C++ Code kann damit im Browser des Clients mit nahezu nativer Performance ausgeführt werden. Die Website übernimmt auch die Aufgabe die Adressen in Koordinaten umzuwandeln und die Fahrzeiten zwischen den Koordinaten zu errechnen und dann dem Algorithmus zu übergeben.

Resultate

3.1 Algorithmus

Die folgenden Tests wurden mit der C++ Implementierung und Testdaten, welche ich von Infominds bekommen habe durchgefürt.

3.1.1 Konvergenz

Auf der X-Achse wird die Anzahl der Iterationen angezeigt und auf der Y-Achse wird die Summe der Fahrzeiten und der gewichteten Wartezeiten angezeigt. Es wird der Durchschnitt, das Maximum und das Minimum von 100 unterschiedlichen Durchläufen angezeit.

Generell sieht man an diesen Darstellungen, dass der Algorithmus wie gewünscht konvergiert, natürlich hängt die Geschwindigkeit dieser Konvergenz mit der Größe und Art des Problems zusammen.

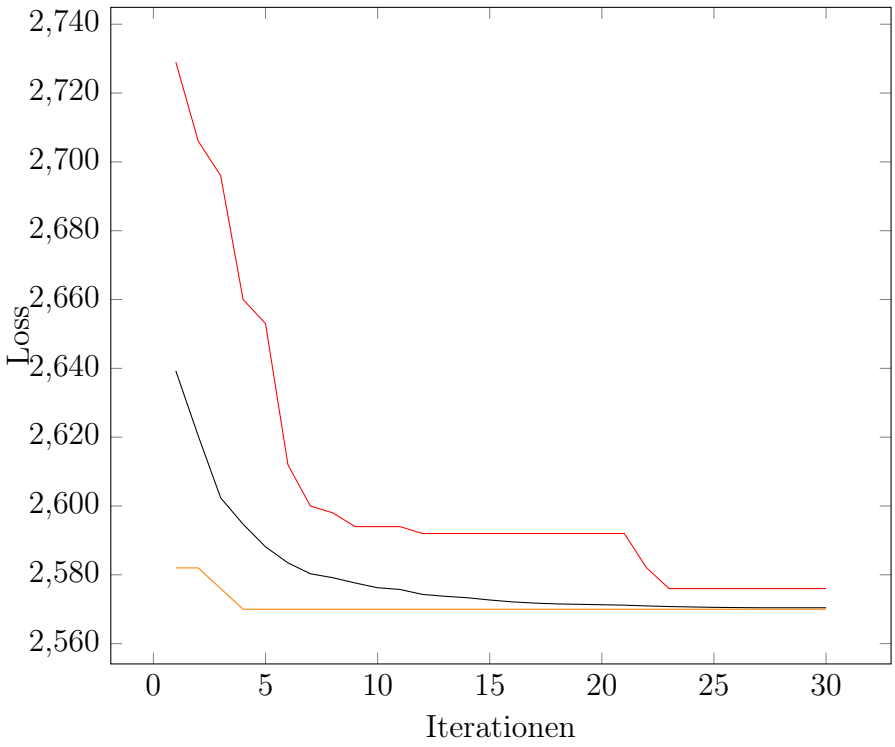


Abbildung 3.1: Konvergenz für 1 Techniker und 10 Einsätze

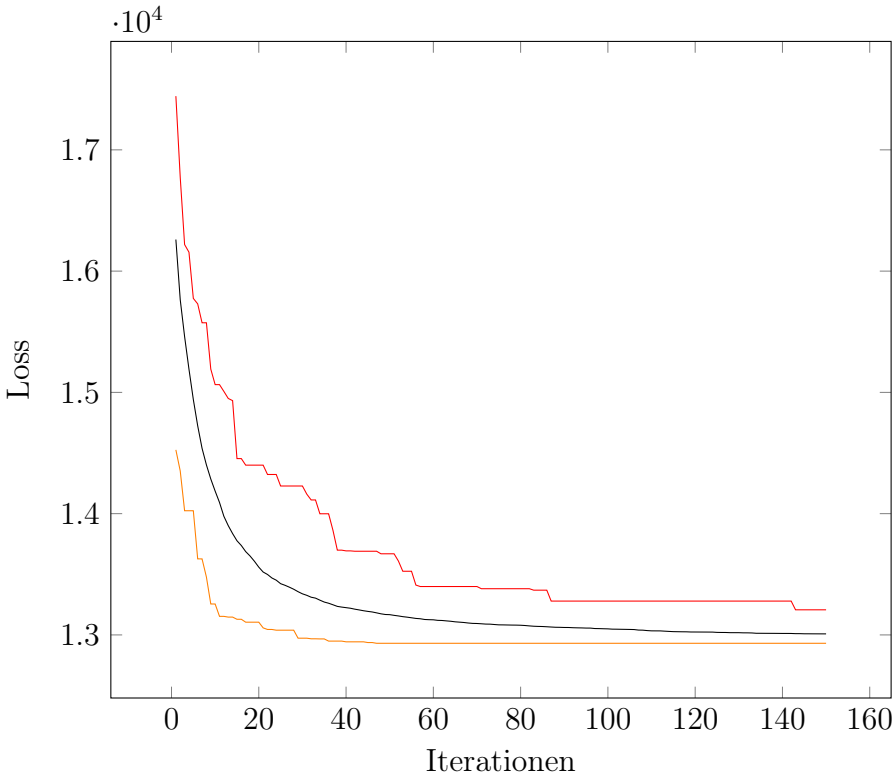


Abbildung 3.2: Konvergenz für 1 Techniker und 20 Einsätze

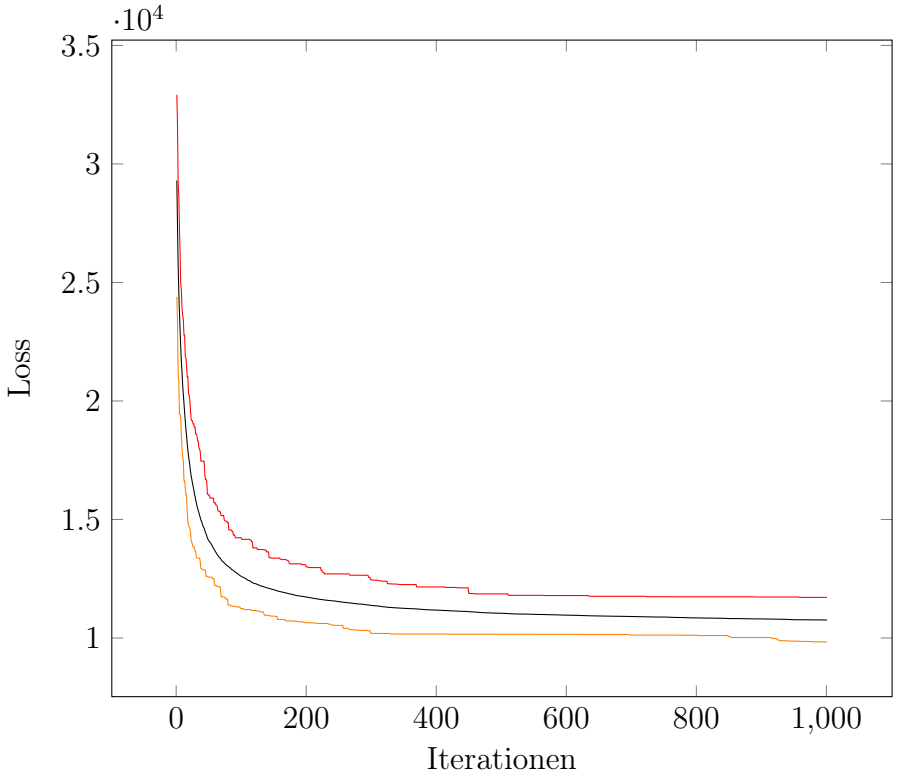


Abbildung 3.3: Konvergenz für 5 Techniker und 50 Einsätze

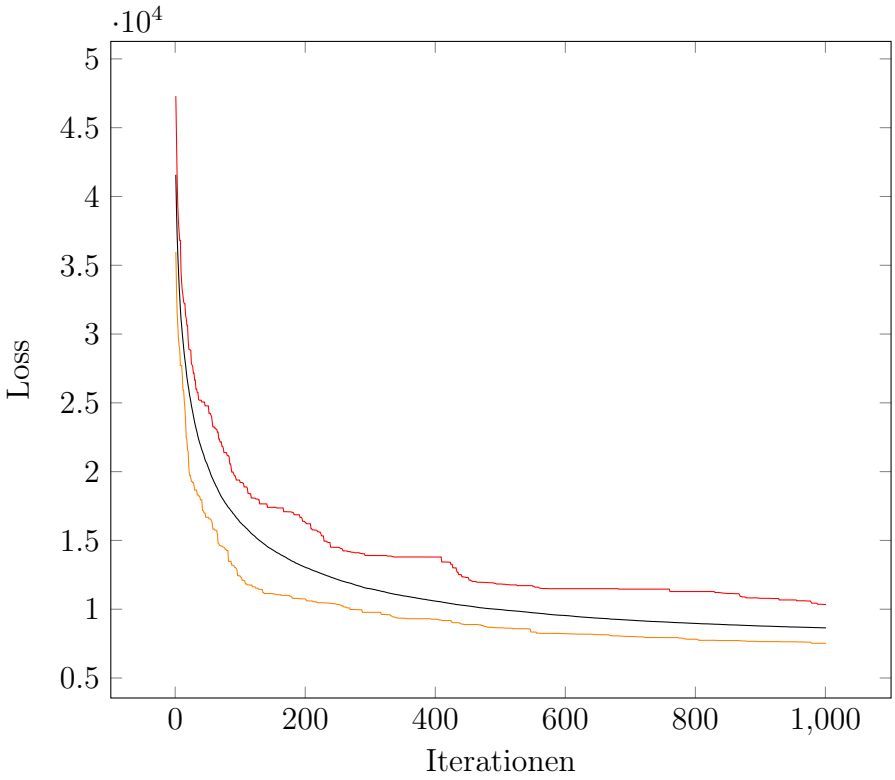


Abbildung 3.4: Konvergenz für 20 Techniker und 100 Einsätze

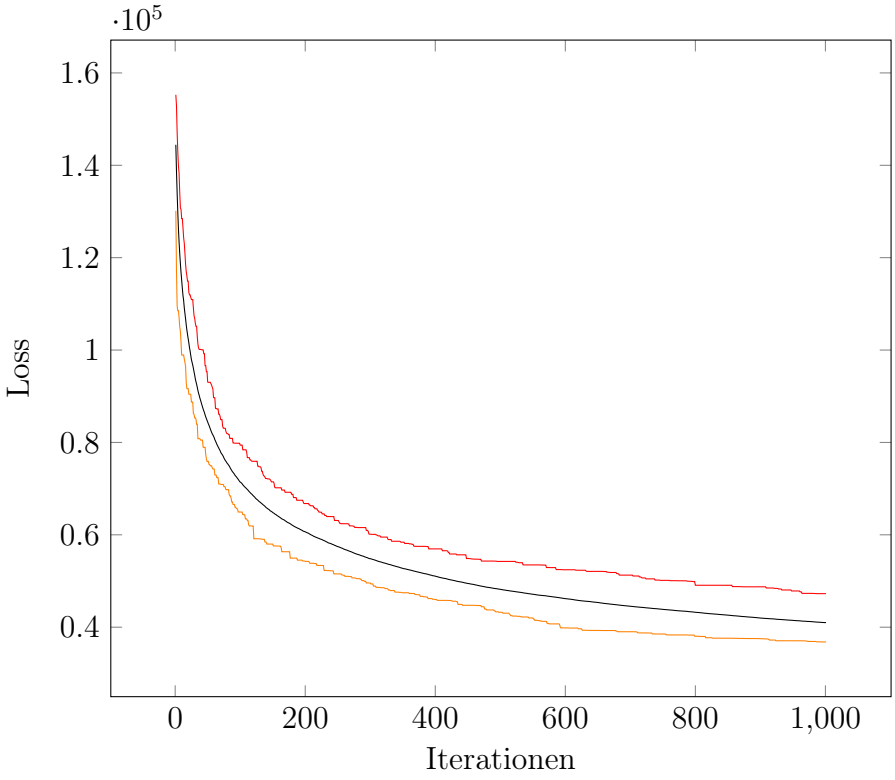


Abbildung 3.5: Konvergenz für 30 Techniker und 200 Einsätze

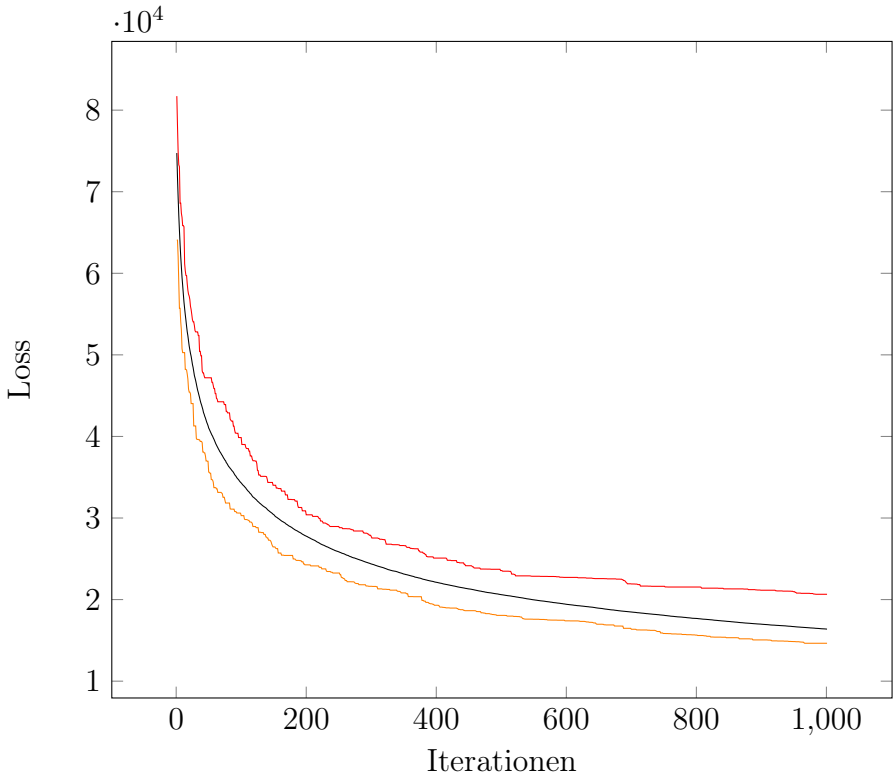


Abbildung 3.6: Konvergenz für 65 Techniker und 200 Einsätze

3.1.2 Laufzeit

Die folgenden Laufzeiten wurden alle auf einem Intel Core i7 ausgeführt und der Messwert für Webassembler wurde in Firefox 76 gemessen.

Techniker	Einsätze	Laufzeit für 1000 Iterationen	
		C++	Webassembler
1	10	51ms	
1	20	101ms	
5	50	122ms	
20	100	209ms	
30	200	373ms	
65	200	395ms	932ms

Tabelle 3.1: Laufzeit der Implementierung un C++ und Webassembler

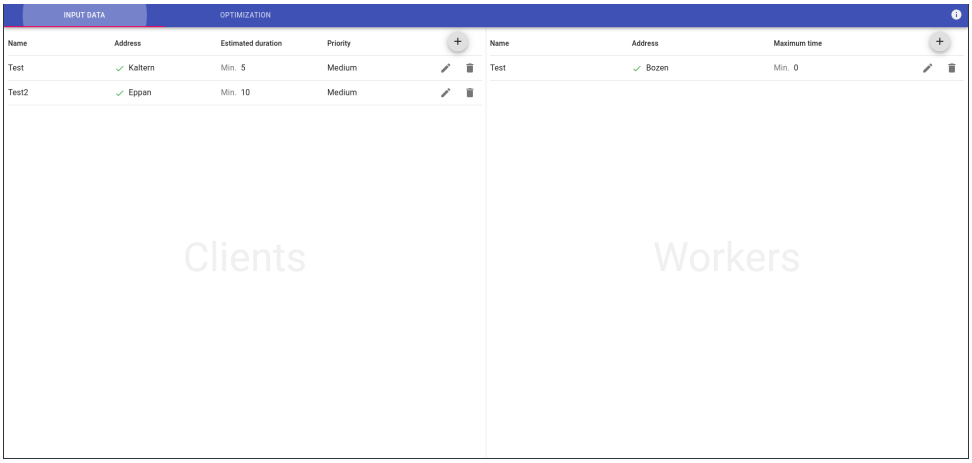
Die Laufzeit der C++ Implementierung erfüllt neben der Voraussetzung, dass eine gute Lösung gefunden werden soll, auch die Voraussetzungen in Bezug auf die Laufzeit des Programms, welche von den anderen Implementierungen nicht erfüllt werden. Es ist auch interessant zu sehen, dass die Version welche zu Webassembler kompiliert wurde, ebenfalls relativ schnell ist.

3.1.3 Qualität der Lösung

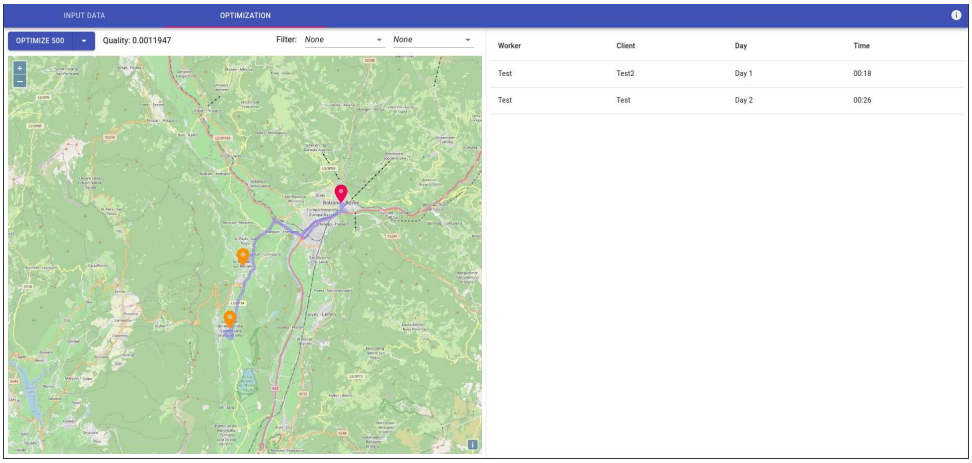
Über die Qualität der Lösungen, kann man im Allgemeinen sagen, dass der Algorithmus trotz der Gegenmaßnahmen aufgrund der hohen Komplexität des Problems relativ leicht in lokale Minima gerät. Natürlich wird die Lösung, wie bei jedem Evolutionären Algorithmus, besser je

mehr Iterationen man den Algorithmus durchlaufen lässt, solange die beste Lösung noch nicht gefunden wurde. Zudem kann es hilfreich sein, mehrere Instanzen zugleich laufen zu lassen, um zu vermeiden, dass man in einem lokalen Minimum festsitzt.

3.2 Website



(a) Dateneingabe Tab



(b) Optimierungs Tab

Abbildung 3.7: Benutzerinterface der Webanwendung

Die Website besteht aus zwei verschiedenen Tabs. Ein Tab davon wird für die Eingabe der Daten verwendet (Abbildung 3.7a), in welchem man sowohl die Einsätze als auch die Techniker eintragen kann und alle benötigten Parameter einstellen kann.

Der zweite Tab (Abbildung 3.7b) kann nur dann geöffnet werden, wenn die benötigten Daten eingetragen wurden und dient zum Errechnen und Anzeigen der optimierten Lösung. Um die Lösung zu optimieren, kann der „Optimize“-Knopf genutzt werden. Man kann bei diesem Knopf auch einstellen wie viele Iterationen durchgeführt werden sollen und nach der Optimierung, wird die Tabelle und Karte aktualisiert.

Schluss

4.1 Einschränkungen

Der Algorithmus wird bei größeren Eingaben natürlicherweise immer langsamer und es wird auch immer schwieriger die optimale Lösung zu finden. Auch sind die Einstellungsmöglichkeiten relativ eingeschränkt, aber man könnte relativ einfach weitere Kriterien zum Algorithmus hinzuzufügen, da ich mich für eine Metaheuristik entschieden habe. Das heißt aber auch, dass bei einer gewissen Größe es nicht mehr möglich ist die optimale Lösung zu erwarten.

4.2 Erweiterungsmöglichkeiten

Der Algorithmus kann noch optimiert werden. So können zum Beispiel noch weitere Kriterien für eine Lösung hinzugefügt werden, wie zum Beispiel ein Fenster, innerhalb welchem ein Einsatz ausgeführt werden muss. Auch die internen Parameter der Algorithmus, wie die Mutationsrate oder die Populationsgröße, könnten vielleicht noch feiner eingestellt werden, um eine schnellere Konvergenz zu ermöglichen.

Literaturverzeichnis

[1] "Infominds | radix." https://www.infominds.eu/radix, Mai 2020.

[2] "Traveling salesman problem." https://en.wikipedia.org/wiki/Travelling_salesman_problem, Mai 2020.

[3] "Vehicle routing problem." https://it.wikipedia.org/wiki/Vehicle_routing_problem, Mai 2020.

[4] "Nominatim." https://nominatim.org/, Mai 2020.

[5] "Project osrm." http://project-osrm.org/, Mai 2020.

[6] "React." https://reactjs.org/, Mai 2020.

[7] "Webassembly." https://webassembly.org/, Mai 2020.