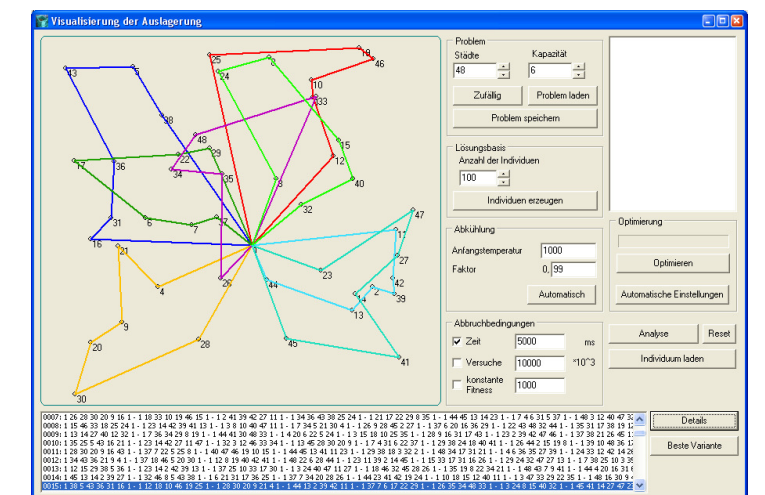


Entwicklung einer Software zur optimierten Auslagerung in einem Medikamentenlager

Diplomarbeit, vorgelegt von René Peschmann

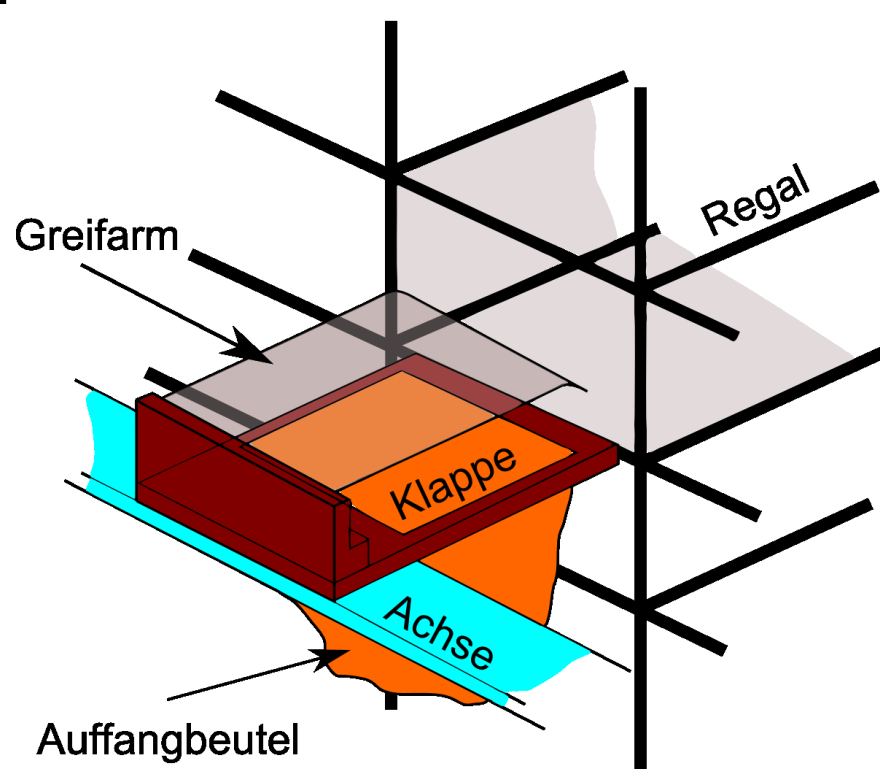


Aufgabenstellung

Das Ziel der Arbeit ist für ein Lager eine Auslagerungsstrategie umzusetzen bzw. zu modifizieren, sodass die zu fahrende Gesamtroute für eine Auslagerung bestimmter Produkte so kurz wie möglich ist.

Bei der Auslagerung ist zu beachten, dass der Ladekopf, welcher die Produkte aufnehmen kann, nur eine definierte Anzahl von Packungen aufnehmen kann. Im Falle eines größeren Auftrages muss nach möglichst kurzer Zeit eine Gesamtroute gefunden werden, welche aus mehreren Teilrouten besteht.

Ladekopf



Der Ladekopf kann auf 2 Achsen jede beliebige Position des zweidimensional angeordneten Lagers anfahren und eine Medikamentenpackung ein- bzw. auslagern.

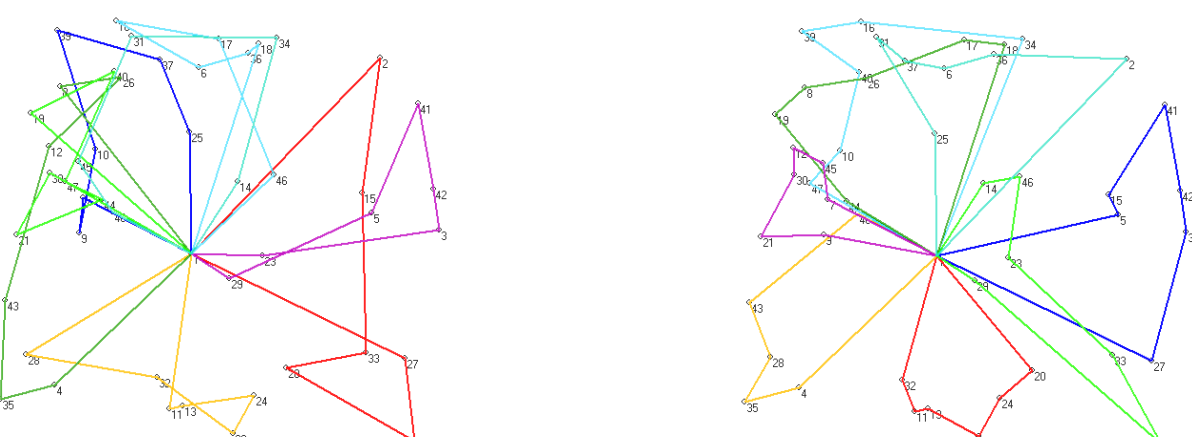
Einordnung

Dieses Problem ist eine verwandt mit dem Problem des Handelsreisenden (*Traveling Salesman Problem*). Durch das Beschränkte Fassungsvermögen des Ladekopfes und der dadurch resultierenden Aufteilung in mehrere Routen, wird es als *Capacitated Vehicle Routing Problem* bezeichnet.

Die Anzahl der möglichen Routen ist stark abhängig von der Anzahl der Produkte und dem Fassungsvermögen des Ladekopfes. Wie aber auch beim *TSP* steigt die Anzahl der möglichen Routen mit der Größe des Auslagerungsauftrages stark an.

Auftragsgröße	Kapazität	mögliche Routen
5	3	30
8	4	10'080
8	5	20'160
12	5	17'906'250'600
12	6	11'907'500'400
17	4	4,45*10 ¹³
48	15	2,64*10 ¹⁶

Das Problem ist NP-vollständig, wodurch eine exakte Berechnung mittels Durchprobieren aller Möglichkeiten zu mindest bei großen Problemen aus Rechenzeitgründen wegfällt. Evolutionäre Algorithmen finden innerhalb kurzer Zeit schon zufrieden stellenden Lösungen.



Die beste "zufällig" ermittelte Lösung (*links*) und die um 33% bessere Lösung (*rechts*) durch evolutionäre Algorithmen gefunden nach 7 Sekunden.

Evolutionärer Ansatz

Ein Evolutionärer Algorithmus ist ein Ansatz den natürlichen Lebenslauf einer Bevölkerung teilweise maschinell nachzuahmen. Für die Umsetzung wurde eine Art Genetischer Algorithmus verwendet. Dazu präsentiert ein Individuum eine Lösung des Problems. Mehrere Individuen werden als Population bezeichnet.

0-6-7-3-0-5-2-0-1-8-0-10-4-9-0

Die Länge der Gesamtroute, welche entsteht, wenn nacheinander die einzelnen Positionen angefahren werden, spiegelt die Güte des Individuums wider.

Im weiteren Verlauf werden Individuen mit üblicherweise hoher Güte ausgewählt (*Selektion*), miteinander gekreuzt (*Crossover*) und nach Zufall verändert (*Mutation*). So können Individuen entstehen, welche die vorigen Eltern in ihrer Güte übertreffen.

Beispiele für Mutation:

Tausch: 0-4-6-2-3-1-5-0 → 0-4-3-2-6-1-5-0
 Verschieben: 0-4-6-2-3-1-5-0 → 0-4-1-6-2-3-5-0
 Inversion: 0-4-6-2-3-1-5-0 → 0-4-3-2-6-1-5-0
 Permutation: 0-4-6-2-3-1-5-0 → 0-4-2-3-6-1-5-0

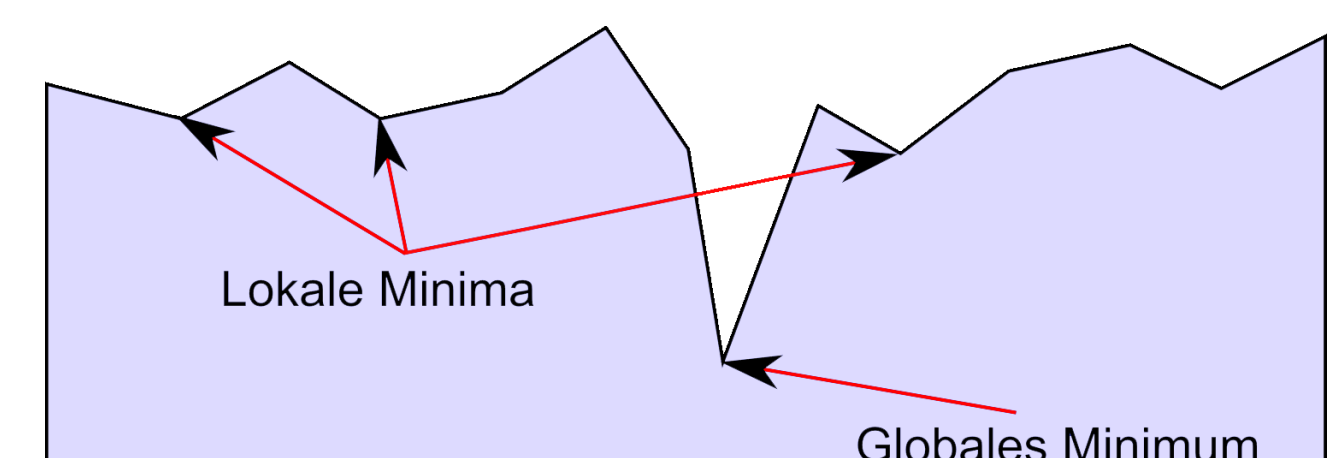
Beispiel für Rekombination (Ordered Crossover):

0-9-7-8-1-0-5-6-2-4-3-0 0-1-5-6-2-0-4-3-7-8-9-0
 0-1-2-3-4-5-0-6-7-8-9-0 0-1-5-6-7-8-0-9-2-4-3-0

Hier werden hauptsächlich zwei Genstränge ausgetauscht. Die Grundidee ist hierbei zufällig eine kurze Teilstrecke des jeweils anderen Individuums zu nehmen, wodurch die Gesamtstrecke ebenfalls kürzer werden kann.

Simulierte Abkühlung

Ein Optimierungsverfahren für kombinatorische Problemstellungen ist die Simulierte Abkühlung (*Simulated Annealing*). Als Vorbild dient der Abkühlungsprozess eines geschmolzenen Körpers zu einem Festkörper. Können sich die Moleküle in der Schmelze noch frei bewegen, nimmt mit sinkender Temperatur diese Bewegungsfreiheit ab. Analog für das Optimierungsverfahren entspricht die Temperatur der Wahrscheinlichkeit, mit der sich ein Zwischenergebnis verschlechtern darf.



Durch diese Methode können lokale Minima im Lösungsraum wieder verlassen werden und so im Bestfall sogar das Globale Minimum erreicht werden.

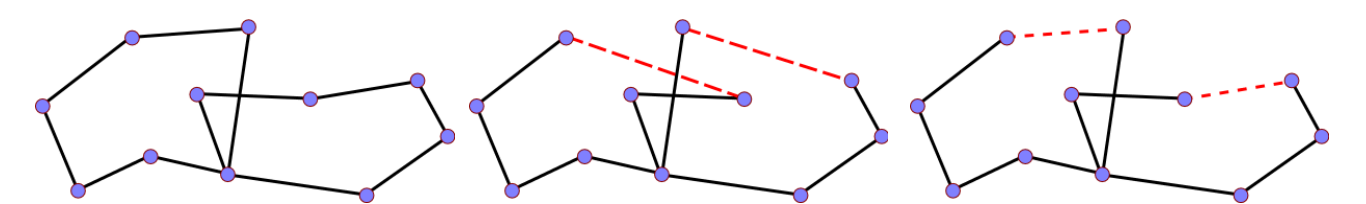
Cooperative Simulated Annealing (COA)

Mit dem Cooperative Simulated Annealing werden nun beide Verfahren zusammen verwendet. Aus jeweils zwei Individuen werden mittels den genetischen Operatoren Nachfahren erzeugt, welche dann in ihrer Fitness (also Streckenlänge) auch Verschlechterung (durch Vorgabe der Simulierten Abkühlung) zulassen.

Implementierung

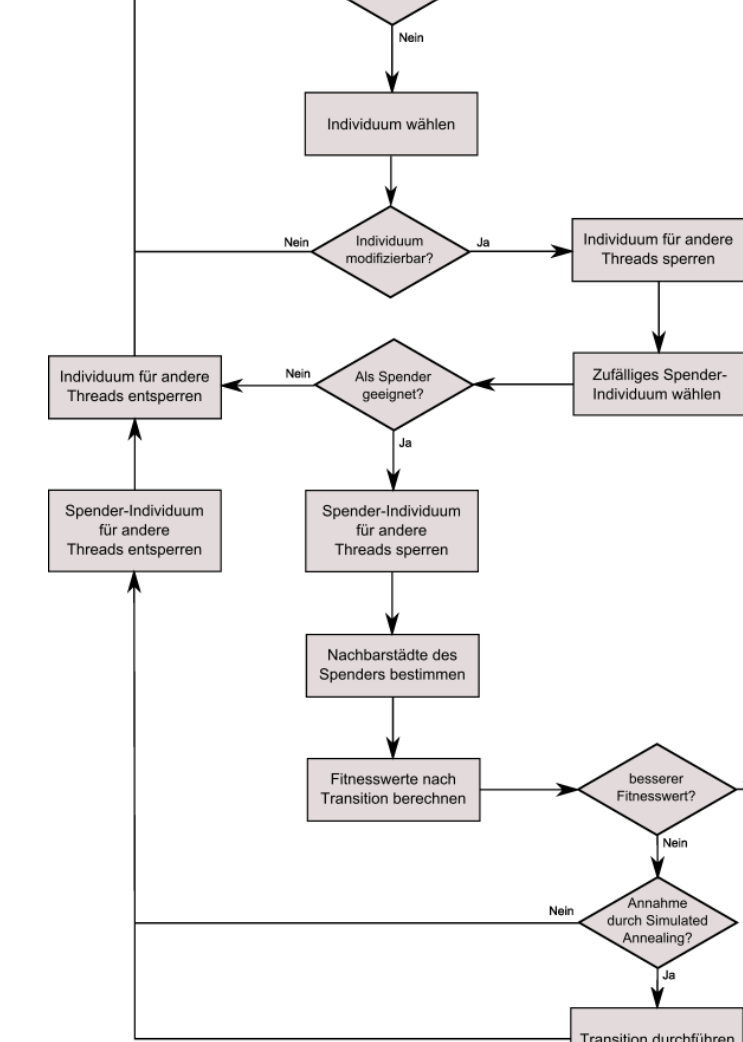
Es existiert das Problem, dass ein entstandenes Kind in der Gesamtbetrachtung relativ weit entfernt von beiden Eltern sein kann. Werden zufällig zwei Elternteile bestimmt, die beide an einer bestimmten Stelle schon eine recht effektive Teilroute beinhalten, muss üblicherweise ein Crossover - Operator schon zufällig genau die beiden Teilrouten für das Kind wählen, damit die Fitness von dem Kind auch die Eltern übertrifft.

Um diesen Nachteil entgegenzuwirken, wird ein Individuum an ein anderes herangerückt. Dazu werden zwei beliebige benachbarte Positionen eines Spenders genommen, und im gewählten Individuum wird durch Inversion probiert diese Positionen ebenfalls nebeneinander zu setzen.



Im Individuum welches geändert wird, werden effektiv so zwei Kanten gelöscht und durch zwei neue ersetzt. Der Vorteil ist hier, dass die Kanten die eventuell schon zu einer guten Gesamtfittness beigetragen haben erhalten bleiben.

Ein *Manager* sorgt dafür, dass das Modifizieren der Individuen auf mehrere Threads verteilt wird, was bei evolutionäre Lösungsmethoden gut nutzbar ist.



Dadurch, dass die Fächer des Lagers jeweils genau ein Medikament enthalten können, steht vorher fest, dass bei einem Auslagerungsauftrag eine genau definierte Anzahl an Packungen auf dem Ladeschlitten landen. So konnten auch Operatoren entwickelt werden, die auf verschiedene Teilrouten anwendbar sind.

0-1-2-3-4-5-6-0-7-8-9-10-11-12-0

Wie hier können so Teilrouten einfach vertauscht werden, wenn z.B. hier gefordert ist, dass Position 10 nun neben 4 stehen soll.

0-12-11-10-4-5-6-0-7-8-9-3-2-1-0

Zusammenfassung und Ausblick

Wie das Problem mit den Handelsreisenden stellt auch das *CVRP* ein sehr komplexes Optimierungsproblem dar. Für die Lösung wurde ein heuristisches Verfahren genutzt, wodurch nach wenigen Rechenschritten schon relativ kurze Gesamtrouten erreicht wurden. Die Umsetzung kann bei weiteren Problemen verwendet werden wie bspw. die Evakuierung von Städten mit Bussen bei Katastrophen. Die Verwendung eines genetischen Algorithmus ermöglicht die schnelle Findung von guten Näherungslösungen durch Parallelisierung auch bei sehr großen Instanzen.