

GIS-gestützte Optimierung von Haltestellenstandorten im städtischen Nahverkehr

Clemens BEYER

(Dipl.-Ing. Clemens Beyer, TU Wien, Department für Raumentwicklung, Infrastruktur- und Umweltplanung, Operngasse 11, A-1040 Wien, clemens.beyer@tuwien.ac.at)

1 EINLEITUNG

Aus standortplanerisch-regionalwissenschaftlicher Sicht ist bei der Versorgung von (Wohn-)Gebieten mit öffentlichem Verkehr (ÖV) darauf zu achten, dass die Erschließungsqualität für die Bewohner bzw. Beschäftigten optimiert wird. Linienführung und Anordnung der Haltestellen sind also in einer Weise zu wählen, die es gestattet, jedem Bewohner bzw. jedem Beschäftigten oder auch – modellhaft gesprochen – jeder statistischen Bevölkerungseinheit einen optimalen ÖV-Anschluss zur Verfügung zu stellen.

Neben anderen Parametern wie Nahversorgung, Lärm, Nähe zu Grün- und Freiräumen, Anbindung an den Individualverkehr, Zentrumsnähe etc. stellt auch die ÖV-Versorgung einen Teil der Standortqualität dar. Eine Verbesserung des ÖV-Anschlusses wirkt sich somit direkt proportional in einer Verbesserung der Qualität des betrachteten Standortes aus und steigert seine Attraktivität – in dieser Betrachtungsweise dient Haltestellenoptimierung als Mittel zur Standortaufwertung.

Die Schlüsselstellen einer ÖV-Wegekette liegen am Beginn und am Schluss. Werden die Zugangs- bzw. Abgangswege als zu beschwerlich empfunden, so wird der (wahlfreie) Verkehrsteilnehmer ein alternatives Verkehrsmittel bevorzugen. Diese Zugangs- und Abgangswege gibt es natürlich auch beim Individualverkehr (IV) – nur mit dem Unterschied, dass die Wege zum eigenen Auto auf Grund der derzeitigen Stadt- und Parkraumstruktur meist kürzer sind als die zur nächsten Haltestelle und daher auch als weniger unangenehm empfunden werden. Die Länge der Zugangswege zu ÖV und IV ist somit einer jener Parameter, mittels derer der Attraktivitätsunterschied beider Verkehrsarten beeinflusst werden kann. Dies kann bei dem genannten Parameter auf zwei Arten geschehen:

Entweder bringt man den Standort der parkenden Individualfahrzeuge weiter weg von den Quell- und Zielorten des Verkehrs. Diese Ansicht, zu der es übrigens bereits einige Abhandlungen gibt, ist allerdings nicht Gegenstand der vorliegenden Arbeit. Oder man bringt die ÖV-Haltestellen näher zu den Quell- und Zielorten des Verkehrs. In dieser Betrachtungsweise dient Haltestellenoptimierung als Mittel zur ÖV-Attraktivierung bzw. zur Verbesserung der Chancengleichheit zwischen ÖV und IV.

2 MODELLANSATZ

2.1 Betrachtungsweise der Linie, deren Haltestellenstandorte zu optimieren sind

Für den Haltestellenstandort-Optimierungsprozess wird nur eine einzige Linie gleichzeitig betrachtet. Eine Sichtweise im Kontext mit dem umgebenden oder ganzen öffentlichen Verkehrsnetz erfolgt nicht, da keinerlei Daten vorliegen, wie groß der Anteil der ÖV-Benutzer in den einzelnen statistischen Einheiten ist bzw. welche Ziele zu welchen Zeiten die Bevölkerung mittels ÖV anfährt. Aus diesem Grund werden in dem Modell Attraktivitäten von Zielen entlang oder in weiterer Entfernung von der Streckenführung nicht berücksichtigt. Die Standortoptimierung soll lediglich darauf abzielen, wahlfreien Verkehrsteilnehmern die Option „ÖV“ attraktiver zu gestalten.

Da nun eine Linie ohne Berücksichtigung ihrer Rolle innerhalb des Gesamtnetzes betrachtet wird, ergeben sich zwei Einschränkungen für das Optimierungsmodell:

Der Streckenverlauf der Route hat gleich zu bleiben, da sich Routenänderungen eventuell auf andere Teile des gesamten ÖV-Netzes auswirken könnten. Eine Untersuchung solcher Auswirkungen ist in dem Optimierungsmodell allerdings nicht vorgesehen. Das Unverändert-Lassen der Linienführung stellt außerdem einen Vorteil für eine allfällige Umsetzung des Optimierungsmodells in die Praxis dar, da keine Änderung der Linienkonzession vonnöten ist.

Haltestellen, an denen Umsteigebeziehungen vorgesehen sind, behalten ihren Standort. Eine Veränderung von Umsteigebeziehungen hätte ebenfalls Auswirkungen auf die Struktur weiterer Teile des ÖV-Netzes und ist nicht Gegenstand dieser Arbeit.

2.2 Berechnung der Fußwege über das Straßennetz

Nachdem die Realisierung des Optimierungsmodells auf kleinräumiger Ebene vorgenommen wird, erscheint es notwendig, die darin vorkommenden Wege möglichst genau zu berechnen. Da die Berechnung ausschließlich auf Grund von Zugangswegen von Baublocks zu Haltestellen beruht, sind aus diesem Grund sämtliche Fußwege auf der Basis eines Verkehrsgraphen durchzuführen, der dem städtischen Straßennetz im betrachteten Bereich entspricht. Eine Annäherung an Gehdistanzen mittels Messung der Luftlinienentfernung ist als zu ungenau abzulehnen.

Jeder Fußweg setzt sich somit aus drei zu berechnenden Komponenten zusammen:

Weg vom Quellort (Wohnungstür bzw. Baublockgrenze) zum nächstgelegenen und zielführenden Knoten des Verkehrsnetz-Straßengraphen.

zurückzulegender Weg innerhalb des Straßengraphen

Weg vom Zielknoten des Straßengraphen bis zum tatsächlichen Standort der Haltestelle.

Zum letzten Punkt ist anzumerken, dass diese Entfernung durchaus auch im direkten Verfahren, also mittels Luftlinie, berechnet werden kann, da die Standorte von Haltestellen üblicherweise im Bereich des Straßennetzes liegen und somit an einer der an den Zielknoten angrenzenden Kanten – meist sogar in unmittelbarer Nähe des Zielknotens, da sich die Mehrzahl aller Haltestellen im Straßenverlauf direkt vor oder nach Straßenkreuzungen befindet.

2.3 Gegenüberstellung verschiedener Bewertungsergebnisse

Für die Bewertung der bestehenden und der im Optimierungsmodell errechneten Haltestellenstandorte soll die Möglichkeit bestehen, die Berechnung mit unterschiedlicher Gewichtung der einzelnen Standortfaktoren durchzuführen. Da unterschiedliche Gewichtsverteilungen bei mehreren Modelldurchläufen für abweichende Ergebnisse sorgen können, ist es notwendig, die Ergebniszahlen zu normieren. Die Normierung ermöglicht es, Ergebnisunterschiede im direkten Vergleich einander gegenüber zu stellen und sich auf Grund dessen für eine Faktorengewichtung zu entscheiden, die den jeweiligen örtlichen und (netz-)strukturellen Gegebenheiten besser gerecht wird.

Für die Normierung der Ergebnisse der Standortbewertung bietet sich ein fixes Intervall – beispielsweise $[0;1]$ oder $[0;100]$ – an. Auch die Bestandsituation kann zu Vergleichszwecken herangezogen werden, da diese unveränderlich ist und für dieselbe Gewichtsverteilung bei den Standortfaktoren immer dasselbe Ergebnis liefert. Der Output des Optimierungsprozesses kann sodann in Relation zur Bestandsbewertung gesetzt werden – ein Vergleich dieser relativen Ergebnisgrößen ist von großem Nutzen für die Überlegung, welche Gewichtsverteilung bei der Berechnung der einzelnen Standortfaktoren von Vorteil ist. Durch die Normierung auf ein fixes Intervall ist ein Vergleich mit dem Bestand nicht zwingend nötig, um die Güte des Ergebnisses abschätzen zu können; somit ergibt sich auch die Möglichkeit, den Optimierungsprozess für neu zu planende Routen einzusetzen, für die noch keine Haltestellen existieren.

2.4 Weitestgehend automatisierter Verfahrensablauf

Das Optimierungsmodell soll als Programm weitgehend automatisiert ablaufen und die Kommunikation mit dem Benutzer auf den Beginn der Gesamtprozedur beschränken. Diese Forderung erscheint auf Grund der längeren Rechenzeiten während des Optimierungsprozesses – für eine kürzere Linie können dies bereits einige Stunden sein – notwendig. Vor dem Programmstart hat der Benutzer die benötigten Daten an dem dafür vorgesehenen Ort bereitzustellen; nach der Eingabe der Werte für gewisse vom Programm benötigte Parameter sollen Bestandsbewertung, Optimierung und Visualisierung der Ergebnisse ohne weiteres Zutun des Benutzers erledigt werden. Dabei ist vor allem auf eine klare und unmissverständliche Benutzerführung zu achten. Alle für die Berechnung notwendigen Zwischenergebnisse sind temporär und für den Benutzer unsichtbar zu speichern, da sie für das Endergebnis irrelevant sind. Zu Kontrollzwecken muss das Löschen der Zwischenergebnisse selbstverständlich unterbunden werden können.

3 EINSATZ EINES GENETISCHEN ALGORITHMUS ZUR STANDORT-OPTIMIERUNG

3.1 Kurzabriss über die Funktionsweise genetischer Algorithmen

Genetische Algorithmen ahmen jene Vorgänge nach, die in der Natur bei der Fortpflanzung von Organismen auf molekularbiologischer Ebene ablaufen, und ermöglichen es, mittels „virtueller Evolution“ Problemlösungen zu errechnen. Dazu ist es notwendig, die Parameter des jeweils anstehenden Problems in die Sprache der Genetik zu übersetzen, um die folgenden Schritte des Algorithmus durchführen zu können:

1. Initialisierung einer Population bestehend aus Individuen;
2. Bewertung der Fitness eines jeden Individuums;
3. Auswählen der Individuen für das Crossover;
4. Durchführen von Paarung und Crossover (Rekombination);
5. Bewertung der Fitness der neuen Individuen;
6. Überprüfen der Abbruchkriterien – falls diese nicht erfüllt werden, weiter mit Schritt 3.

Bevor auf die einzelnen Schritte des Algorithmus näher eingegangen wird, seien zunächst die verwendeten Fachbegriffe einer genaueren Definition unterzogen: Unter „Individuum“ versteht man eine Trägereinheit von Erbinformation. Die Erbinformation ist auf Chromosomen aufgebracht. Einzelne Abschnitte von Chromosomen, die jeweils für ein bestimmtes Merkmal des Individuums verantwortlich sind, werden als Gene bezeichnet. Die Gene entsprechen Werten bestimmter Parameter des zu behandelnden Problems und werden im genetischen Algorithmus üblicherweise durch Zahlencodes, z. B. Binärstrings, ausgedrückt.

Alle Individuen, die gleichzeitig (in einer Generation, d. h. innerhalb eines Iterationsschrittes des genetischen Algorithmus) vorhanden sind, nennt man Population. Die Evolution erfolgt schrittweise von einer Generation zur nächsten; hierbei gilt das darwinistische Prinzip „Survival of the fittest“. Individuen mit höherer Fitness haben eine größere Wahrscheinlichkeit, für die nachfolgende Generation als Elternteil herangezogen zu werden und so ihre Merkmale vererben zu können.

Zu Schritt 1: Zu Beginn des genetischen Algorithmus wird eine Ausgangspopulation mittels Zufallsgenerator erzeugt. Im Normalfall kann davon ausgegangen werden, dass an dieser Stelle Individuen mit Fitnesswerten von „sehr schlecht“ über „durchschnittlich“ bis „sehr gut“ vorhanden sind.

Zu Schritt 2: Bei der Bewertung der Fitness jedes einzelnen Individuums müssen zunächst die Gene wieder in die eigentlichen Parameter des zu behandelnden Problems rückübersetzt werden. Diese Parameter werden in die Zielfunktion des Modells eingesetzt und liefern einen Funktionswert, der von einer Lösung der Funktion mehr oder weniger weit entfernt ist. Die Individuen mit den besseren Funktionswerten erhalten höhere Fitnesswerte als jene, deren rückübersetzte Gene für ein schlechteres Ergebnis gesorgt haben.

Zu Schritt 3: Die Auswahl der Individuen für die Erzeugung der Nachfolgeneration kann auf mehrere Arten erfolgen. Auf jeden Fall muss jedoch darauf geachtet werden, dass Individuen mit hoher Fitness mit großer Wahrscheinlichkeit für die Fortpflanzung ausgewählt werden, während dies bei den schlechter geeigneten Individuen genau umgekehrt ist.

Zu Schritt 4: Die Paarung erfolgt mittels Crossover. Hierbei werden die Chromosomen von zwei Individuen, die als Elternteile fungieren, an den gleichen Stellen „zerschnitten“ und überkreuzt, sodass neue Genkombinationen entstehen, die zuvor noch nicht existiert haben (vgl. Abb. 1). An welchen Stellen die Chromosomen zerschnitten werden, wird durch einen Zufallsgenerator

bestimmt. Auch die Anzahl der Schnitte pro Crossover (in der Abbildung: 2 Schnitte) kann frei gewählt werden; in der Praxis ist es üblich, sie mit 1 oder 2 festzulegen.

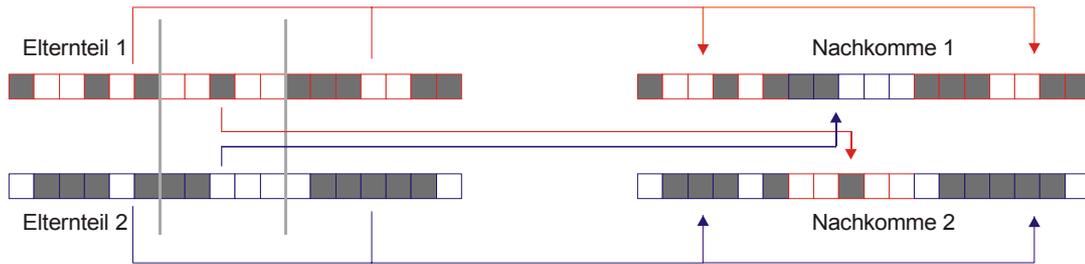


Abb. 1: Fortpflanzung im genetischen Algorithmus mittels Crossover. Quelle: eigene Darstellung.

Je nach Erfordernis kann nach dem Crossover auch die Möglichkeit zur Mutation im Algorithmus vorgesehen werden (vgl. Abb. 2). Bei einer Mutation wird der Zustand eines einzelnen, durch Zufall bestimmten Gens verändert. So wie in der Natur zufällige Mutationen über Generationen hinweg für die Anpassung der Arten an ihre Lebensbedingungen sorgen, so dient die Mutation im genetischen Algorithmus dazu, durch Zufall Lösungswege zu finden, die nur durch die Fortpflanzungsmechanismen nicht zustande gebracht werden könnten, da diese lediglich danach trachten, Bestehendes zu verbessern, aber nicht, Neues zu entwickeln.

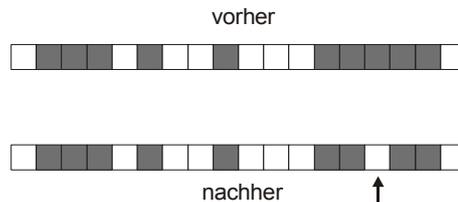


Abb. 2: Mutation im genetischen Algorithmus. Quelle: eigene Darstellung.

Zu Schritt 5: Nachdem in den vorangegangenen Schritten die Nachfolgepopulation (d. h. die nächste Generation) entstanden ist, sind nun deren Individuen analog zu Schritt 2 zu bewerten.

Zu Schritt 6: Genetische Algorithmen finden nicht zwingend die optimale Lösung für ein Problem. Sie sind jedoch in der Lage, Lösungen zu finden, die einem eventuell vorhandenen Optimum sehr nahe kommen. Aus diesem Grund muss mittels Abbruchkriterien nach jeder Iteration geprüft werden, ob weitere Iterationen noch zielführend sind. Falls für das zu lösende Problem nicht bekannt ist, ob – und wenn ja, wo – zufrieden stellende bzw. optimale Lösungen existieren, kann auch das Erreichen einer bestimmten Anzahl von Iterationsschritten als Abbruchkriterium herangezogen werden.

3.2 Vergleich genetischer Algorithmen mit „traditionellen“ Optimierungsverfahren

Gleich zu Beginn dieses Abschnitts sei auf einen wesentlichen Unterschied zwischen genetischen Algorithmen und herkömmlichen Optimierungsmethoden hingewiesen: Während „traditionelle“ Verfahren tatsächlich – so vorhanden – ein Optimum der problem-spezifischen Zielfunktion als Resultat ausgeben (aber für dessen Berechnung mitunter sehr lange brauchen), finden genetische Algorithmen ein eventuell vorhandenes Optimum nicht zwangsläufig. Die meist kürzere Rechenzeit von genetischen Algorithmen bei komplexen Zielfunktionen liefert meist ein Ergebnis, das einer Optimallösung sehr nahe kommt – doch im Prinzip kann selbst das nicht garantiert werden, da genetische Algorithmen auf wahrscheinlichkeitsgesteuerten Vorgängen basieren und nicht, wie andere Problemlösungsverfahren, deterministisch arbeiten.

Die schnellere Rechenzeit bei genetischen Algorithmen kommt unter anderem dadurch zu Stande, dass diese Algorithmen gleich von Beginn an mit einer ganzen Reihe von möglichen Problemlösungen rechnen, anstatt nur von einem einzigen Punkt auszugehen, wie dies bei herkömmlichen Methoden der Fall ist. In der Fachliteratur wird dieser Umstand bei genetischen Algorithmen, der die Suche nach der optimalen Lösung stark beschleunigt, als „impliziter Parallelismus“ bezeichnet.

Während bei traditionellen Optimierungsverfahren oft mit abgewandelten bzw. abgeleiteten Formen der ursprünglichen Zielfunktion gerechnet werden muss, kann im genetischen Algorithmus die Zielfunktion in der Bewertung jedes einzelnen Individuums direkt angewendet werden. Daher können gewisse Einschränkungen, wie Kontinuität und Differenzierbarkeit der Zielfunktion als Voraussetzung für die Rechenbarkeit des Modells oder Ungenauigkeit durch (zwangsweise) Umformung der ursprünglichen Funktion bzw. der problembezogenen Daten, vermieden werden.

3.3 Arten der Merkmalscodierung auf Chromosomen bei genetischen Algorithmen

Die (klassische) binäre Codierung ist jene, die dem Vorbild Natur am nächsten steht. Die verschiedenen Merkmale, die ein Individuum aufweisen kann, werden durch Binärzahlen bestimmt; weist ein Individuum mehrere Merkmale zugleich auf, werden einfach mehrere Binärzahlen hintereinander gesetzt, die zusammen das Chromosom des Individuums ergeben. Im nachfolgenden Beispiel ist ein Individuum dargestellt, das drei Merkmale aufweist, nämlich – wie sich aus der Umwandlung der Binärzahlen in Dezimalzahlen ergibt – die Merkmale 37, 12 und 59.

1001010011001111011

Crossover ist bei dieser Form der Codierung an jeder Stelle des Chromosoms möglich; bei der Mutation wird an einer – durch Zufallsgenerator bestimmten – beliebigen Stelle 0 in 1 bzw. 1 in 0 verwandelt. Die Anzahl der Merkmale pro Individuum – hier z. B. drei – wird fix vorgegeben. Ein Nachteil dieser Methode ist allerdings, dass die Anzahl der möglichen Merkmalsausprägungen genau

einer Zweierpotenz (2^n) entsprechen muss, da es andernfalls durch die evolutorischen Prozesse zur Ausbildung ungültiger Individuen kommen kann, deren Binärcode keiner existierenden Merkmalsausprägung entsprechen würde. Weiters wird die Bitsequenz bei gleichzeitigem Auftreten vieler Merkmale innerhalb eines Individuums schnell sehr lang, was den Speicherbedarf erhöht und die Rechengeschwindigkeit herabsetzt.

Eine andere Form der Binärcodierung ist die „Ein/Aus“-Codierung. Die Anzahl der Bits im Chromosom entspricht hierbei genau der Zahl an möglichen Merkmalsausprägungen. Für das oben abgebildete Chromosom würde eine Interpretation nach dieser Methode bedeuten, dass bei diesem Individuum von insgesamt 18 möglichen Merkmalen die Merkmale 1, 4, 6, 9, 10, 13, 14, 15, 17 und 18 vorhanden sind. Alle anderen Merkmale weist dieses Individuum nicht auf. Auch bei dieser Methode sind Crossover und Mutation an jeder beliebigen Stelle des Chromosoms möglich und funktionieren in der gleichen Weise wie bei der klassischen binären Codierung.

Der Einsatz der „Ein/Aus“-Codierung ist überall dort unvorteilhaft, wo das Verändern von Merkmalen und nicht das bloße Hinzufügen oder Entfernen selbiger verlangt wird. Wenn die Anzahl der Merkmale pro Individuum gleich bleiben soll, wird diese Methode hauptsächlich ungültige Resultate erzeugen, da eine exakte Anzahl gesetzter Bits durch den Zufallsgenerator nur bei einem geringen Prozentsatz aller Individuen erreicht wird. Der Rest müsste als Ausschuss gelten oder erst durch einen zusätzlichen Reparaturalgorithmus in die passende Form gezwängt werden.

Die Codierung mit Dezimalzahlen entspricht weitgehend der klassischen Binärcodierung. Der Unterschied besteht lediglich darin, dass die Umwandlung ins Binärsystem nicht stattfindet. Das in diesem Abschnitt verwendete Beispielindividuum wäre daher nicht durch die abgebildete Bitsequenz identifiziert, sondern durch die Aneinanderreihung der dezimalen Nummern seiner Merkmale – für das erwähnte Beispiel also 371259.

Bei Crossover und Mutation gelten für diese Codierung einige Einschränkungen: Das Crossover kann nur an jenen Stellen erfolgen, wo die Dezimalzahlen aneinander stoßen, da sonst ungültige Codes entstehen könnten. Bei der Mutation muss eine komplette Dezimalzahl gegen eine andere – zufallsgesteuert erzeugte – ausgetauscht werden, da beim Mutieren nur einzelner Ziffern die Resultate ebenfalls ungültig sein könnten. Ansonsten gelten für diese Methode die gleichen Eigenschaften wie für die klassische Binärcodierung – mit einer Ausnahme: Die Anzahl der möglichen Merkmalsausprägungen muss nicht genau einer Zweierpotenz (2^n) entsprechen, sondern kann beliebig sein.

Der im Rahmen dieser Arbeit verwendete genetische Algorithmus basiert auf der Verwendung von Dezimalzahlen. Eine Dezimalzahl steht für eine zu positionierende Haltestelle. Die Bezeichnungen für die neuen Haltestellen sind bereits so gewählt, dass in ihren Namen der vom genetischen Algorithmus verwendete Dezimalcode bereits enthalten sind. Da die Code-Teile zur späteren Entschlüsselung dieselbe Länge aufweisen müssen, werden jenen Zahlen, deren Ziffernzahl kleiner als die maximal vorgesehene Ziffernanzahl ist, führende Nullen vorangestellt. (*Beispiel: 20 verschiedene Haltestellenstandorte stehen zur Auswahl; diese sind von 0 bis 19 durchnummeriert. Die maximale Ziffernanzahl für eine dieser Zahlen ist 2, daher muss den Zahlen von 0 bis 9 jeweils eine führende 0 vorangestellt werden, sodass die Nummerierung 00..09, 10..19 lautet.*)

4 AUFBAU DER ZIELFUNKTION FÜR DIE STANDORTBEWERTUNG

Für die Standortoptimierung mittels genetischen Algorithmus ist eine Zielfunktion nötig, um verschiedene Standortkombinationen miteinander vergleichen und in der Folge die optimale Standortverteilung finden zu können. Auch die bestehende Haltestellensituation kann mit derselben Zielfunktion bewertet werden – somit wird ein direkter Vergleich von derzeitigem Bestand und berechneter Optimallösung ermöglicht. Auch in verschiedenen Betrachtungsgebieten durchgeführte Berechnungen können durch die Normierung des Ergebnisses – es befindet sich in jedem Fall im Intervall $[0;1]$ – miteinander verglichen werden.

4.1 Gehdistanz zur nächstgelegenen Haltestelle

Die optimale fußläufige Erreichbarkeit einer Haltestelle ist gegeben, wenn die Gehdistanz vom jeweiligen Baublock zur nächstgelegenen Haltestelle möglichst kurz ist. Da nur eine ÖV-Linie isoliert betrachtet wird, ist es nicht notwendig, die Distanzen zu weiteren, entfernter gelegenen Haltestellen zu bewerten, da der potenzielle Fahrgast den kürzest möglichen Fußweg bewältigen wird, um zu einer Haltestelle der betrachteten Linie zu gelangen. Für die Zielfunktion wird daher jedem Baublock genau ein Distanzwert, i. e. jener zur nächstgelegenen Haltestelle, zugewiesen (MinDist-Modell). Die Entfernung vom Baublock zur Haltestelle wird durch eine geteilte Funktion indirekt proportional mit Nutzenpunkten auf einer Skala von 0 bis 1 bewertet.

4.2 Wohnbevölkerung im betrachteten Gebiet

Die für die Bewertung herangezogenen Baublockabschnitte sind unterschiedlich dicht bzw. teilweise gar nicht bewohnt. Um die Relevanz eines jeden Baublockabschnittes in die Bewertungsfunktion einfließen zu lassen, erscheint es nahe liegend, die Bevölkerungszahl als Gewichtungsfaktor für die Nutzenpunkte der jeweiligen Gehdistanzen heranzuziehen. Fußwege von stark oder dicht bewohnten Baublockabschnitten zur nächstgelegenen Haltestelle bekommen hierdurch einen stärkeren Einfluss auf das Ergebnis des Optimierungsprozesses.

4.3 Abstand der Haltestellen zueinander

Ein weiterer Faktor in der Nutzenfunktion ist der Abstand der Haltestellen zueinander. Eine gleichmäßige Verteilung entspricht einer optimalen Flächenerschließung, während eine ungleichmäßige Verteilung eventuell Bevölkerungsschwerpunkte besser berücksichtigen, aber auch gleichzeitig dünner besiedelte Gebiete benachteiligen könnte.

Als Bewertungsgrößen können Schrankenwerte festgelegt werden: Das Unterschreiten eines Minimalabstandes oder das Überschreiten eines Maximalabstandes verringern den Gesamtnutzen einer Variante. Für die innerhalb dieser Schranken liegenden Abstandswerte ist die Abweichung vom mittleren Haltestellenabstand maßgeblich; dies lässt sich z. B. über die Summen der absolute

Differenzen zum Mittelwert oder mittels der Standardabweichung messen. Für die Programmierung des Modellprototyps wurde die Berechnung mittels der absoluten Differenz zum Mittelwert gewählt.

Die Zahl der neu zu bestimmenden Haltestellenstandorte wird zu Beginn des Optimierungsprozesses festgelegt und ist nicht veränderlich; bei Optimierung der Haltestellenstandorte einer bereits bestehenden Route entspricht sie der Anzahl an ursprünglich vorhandenen Haltestellen, die zuvor für die Standortoptimierung freigegeben wurden. Deshalb wäre es auch hier möglich, das Bewertungsergebnis des Bestands als Vergleichsgröße heranzuziehen bzw. Ergebnisse aus unterschiedlichen Betrachtungsgebieten einander direkt gegenüber zu stellen.

4.4 Gewichtung der Bewertungsfaktoren

Die Gesamtzahl an Nutzenpunkten je Haltestellenkombination setzt sich aus zwei Teilbeträgen zusammen: Die Güte einer Kombinationsvariante wird einerseits von den zurückzulegenden Gehdistanzen bestimmt, andererseits von der Verteilung der Haltestellen entlang der Linienführung. Da die Möglichkeit bestehen soll, den Einfluss eines jeden der beiden Teile der Nutzungsfunktion auf den Gesamtnutzen unterschiedlich stark festzulegen, ist eine komplementäre Gewichtung beider Größen vorgesehen. Komplementäre Gewichte ergänzen einander immer auf 100 %, d. h. wenn beispielsweise die eine Größe einen Einfluss von 70 % auf das Gesamtergebnis haben soll, so wird der anderen Größe automatisch ein Gewicht von 30 % zugeschrieben.

Die Stärke des Einflusses der Bevölkerungszahl auf den Teilnutzen aus den Fußwegdistanzen ist hingegen unabhängig von den anderen Gewichten, da diese Gewichtung direkt in Bezug auf die räumlichen Einheiten vorgenommen wird und in keiner direkten Beziehung zu einer anderen Gewichtsgröße steht.

5 ZUSAMMENFASSUNG

In dieser Arbeit wurde der Prototyp eines Modells zur Optimierung der Haltestellenstandorte im städtischen öffentlichen Personennahverkehr entwickelt, das einerseits darauf abzielt, die Fußwege zwischen Wohnort und der nächstgelegenen Haltestelle einer auszuwählenden Linie möglichst gering zu halten. Es besteht andererseits aber auch die Möglichkeit, auch auf gleichmäßige Verteilung der Haltestellen entlang der befahrenen Route zu achten. Diese beiden Faktoren, die den Hauptbestandteil der Zielfunktion für den Optimierungsprozess darstellen, sind komplementär gewichtet. Außerdem kann die subjektive Distanzempfindung – weitere Wege werden vom Menschen als überproportional lang empfunden, während kurze Wege dazu neigen, unterschätzt zu werden – durch einen Zeitbewertungsfaktor in das Modell einbezogen werden.

Die Berechnung der zurückzulegenden Fußwege erfolgt nicht über die Luftliniendistanz, da dies für den Betrachtungsmaßstab zu ungenau wäre, sondern wird über das Straßennetz berechnet. Dazu ist es notwendig, sowohl Quelle als auch Ziel dieser Fußwege an das Straßennetz anzubinden. Die Berechnung der ÖV-Versorgungsqualität jeder räumlichen Einheit erfolgt mit dem MinDist-Modell, das davon ausgeht, dass nur ein Attraktor, d. h. nur eine Haltestelle, und zwar die am nächsten liegende, für die Qualität eines Standortes Maß gebend ist. Das bedeutet, dass jede räumliche Einheit mit genau einer Haltestelle verknüpft wird. Die Güte dieser Verknüpfung ist von der (über das Straßennetz berechneten) Entfernung abhängig.

Im vorliegenden Optimierungsmodell wird jeweils eine ÖV-Linie ohne Berücksichtigung ihrer Rolle innerhalb des Gesamtnetzes betrachtet. Die Haltestellenstandorte werden unter Beibehaltung der von der Linie befahrenen Route optimiert. Dabei besteht die Möglichkeit, gewisse Haltestellen – etwa Endstationen oder Umsteigeknoten – von der Optimierung auszuschließen und deren bereits existierenden Standort beizubehalten.

Der Optimierungsprozess selbst läuft mit Hilfe eines genetischen Algorithmus ab: In Nachahmung evolutionsbiologischer Vorgänge in der Natur wird in einem iterativen Verfahren eine – anfangs durch Zufallsgenerator ermittelte – Situation stufenweise auf Basis einer Zielfunktion verbessert. Genetische Algorithmen liefern nicht zwangsweise das globale Optimum der Zielfunktion; sie sind aber bei guter Konfiguration der nötigen Parameter in der Lage, ein Ergebnis zu finden, das der Optimallösung zumindest sehr nahe kommt. Die Qualität der Population wird von Generation zu Generation evolutorisch verbessert.

6 LITERATUR

- HEYE, Corinna; RÜETSCHI, Urs-Jakob; TIMPF, Sabine: Komplexität von Routen in öffentlichen Verkehrssystemen. In: STROBL, Josef et al. (Hrsg.): Angewandte geographische Informationsverarbeitung XV: Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2003. Heidelberg, 2003.
- KICKNER, Susanne: Kognition, Einstellung und Verhalten. Eine Untersuchung des individuellen Verkehrsverhaltens in Karlsruhe. Heft 56/98 der Schriftenreihe des Instituts für Verkehrswesen der Universität Karlsruhe (TH). Karlsruhe, 1998.
- KRZANOWSKI, Roman; RAPER, Jonathan: Spatial Evolutionary Modeling. New York, 2001.
- MICHALEWICZ, Zbigniew: Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. 3. Auflage, Berlin/Heidelberg, 1996.
- RIEDL, Leopold; KOLLARITS, Stefan: Applikationsentwicklung mit ArcView-Avenue. (Skriptum zur Lehrveranstaltung „GIS – Applied Methods“). Wien, 2002.