

Optimasi Tarif Kereta Bandara Soekarno-Hatta dengan Model Permintaan Berbasis Discrete Choice Experiment

Fransiscus Rian Pratikto

Jurusan Teknik Industri, Universitas Katolik Parahyangan, Jl. Ciumbuleuit 94, Bandung 40141
E-mail: frianp@unpar.ac.id

Mathew Zephaniah Samtani

Jurusan Teknik Industri, Universitas Katolik Parahyangan, Jl. Ciumbuleuit 94, Bandung 40141
E-mail: matthewzephaniah26@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan menentukan tarif optimal Kereta Bandara Soekarno Hatta dengan fungsi permintaan yang diturunkan dengan pendekatan discrete-choice experiment. Fungsi permintaan diperoleh dengan memprediksi pilihan setiap individu pada beberapa tingkat harga yang berbeda, mengagregasikannya, dan kemudian menginterpolasikannya sehingga diperoleh fungsi yang kontinu dan differentiable. Pilihan setiap individu diprediksi dari data utilitas individual menggunakan simulasi randomized first choice, sementara interpolasi fungsi permintaan dilakukan menggunakan pendekatan cubic spline. Utilitas individual diestimasi dari data stated-preference berbentuk choice menggunakan pendekatan Bayesian. Dengan membatasi dua kelas tarif, harga ditentukan dengan mempertimbangkan kanibalisasi antar kelas tarif dan memperhatikan profitabilitas jangka panjang. Formulasi masalah optimasi yang diperoleh berbentuk nonlinear integer programming dengan fungsi tujuan polinomial orde empat yang parameternya dipengaruhi oleh nilai variabel keputusan. Ruang solusi yang tidak terlalu luas memungkinkan untuk memperoleh solusi dengan enumerasi, di mana diperoleh tarif optimal sebesar Rp70.000 untuk kelas tarif 1 di mana layanan Kereta Bandara dibundle dengan diskon angkutan taksi berbasis aplikasi, dan Rp67.000 untuk kelas tarif 2 yang berupa layanan Kereta Bandara saja. Dengan tarif tersebut diperkirakan akan diperoleh kontribusi total sebesar Rp375,27 milyar per tahun.

Kata-kata Kunci: Bayesian, kanikalisasi, discrete-choice experiment, randomized first choice

Abstract

This research aims to determine optimal prices for the Soekarno-Hatta Airport Shuttle Train services in which the demand function is derived using the discrete-choice experiment approach. The demand function is obtained by predicting and aggregating individual choices at several price levels, followed by interpolating the results to obtain a continuous and differentiable function. Individual choices are predicted from individual utility data using the randomized first choice simulation, while the interpolation is conducted using cubic splines. Individual utilities are estimated choice stated-preference data using Bayesian approach. By assuming two fare-classes, optimal prices are determined by considering cannibalization between fare-classes and operator's long-term profitability. The resulted optimization formulation is a nonlinear integer programming problem with quartic polynomial objective function whose coefficients depend on the value of the decision variables. Since the solution space is relatively small, optimal prices can be obtained using enumeration. The optimal prices are Rp70,000 for fare-class 1 where the service is bundled with a discount on the app-based taxi pricing, and Rp67,000 for fare-class 2 which provides shuttle train only. The annual total contribution from such pricing policy is estimated to be Rp375.27 billion.

Keywords: Bayesian, cannibalization, discrete-choice experiment, randomized first choice.

1. Pendahuluan

Kereta Bandara Soekarno-Hatta (Soetta) mulai beroperasi pada 26 Desember 2017 dan dioperasikan oleh PT.Railink yang merupakan anak perusahaan PT.Kereta Api Indonesia (Persero) dan PT.Angkasa Pura II (Persero). Rute kereta ini dari Stasiun Manggarai menuju Stasiun Bandara Soekarno-Hatta dan sebaliknya. Pada saat penelitian dilakukan, terdapat masing-masing 35 jadwal keberangkatan dari Stasiun Manggarai ke Bandara dan sebaliknya. Setelah dua tahun beroperasi, masalah utama yang dihadapi Kereta

Bandara Soetta adalah rendahnya tingkat okupansi, di mana sampai dengan November 2019 hanya sebesar 32%. Rendahnya okupansi tentu saja berpengaruh pada profitabilitas perusahaan karena biaya penyelenggaraan layanan relatif sama berapapun penumpang yang diangkut.

Dari sudut pandang strategi pemasaran, upaya peningkatan okupansi bisa dilakukan dengan intervensi terhadap bauran pemasaran. Salah satu elemen bauran pemasaran yang paling mudah diintervensi adalah harga. Sejak sekitar empat dekade silam, intervensi

harga fokus pada level taktikal dan telah melahirkan disiplin baru yang dikenal sebagai manajemen pendapatan (*revenue management*). Manajemen pendapatan banyak diadopsi industri yang memiliki karakteristik kapasitas yang terbatas dan jika tidak terjual akan terbuang percuma. Karakteristik seperti ini dimiliki oleh layanan transportasi sehingga praktek ini telah banyak diadopsi di industri *airline*, kapal pesiar, dan penyewaan mobil. Penerapan manajemen pendapatan di layanan kereta api masih relatif baru dan sedikit; salah satunya adalah PT.Kereta Api Indonesia (Persero) yang menerapkannya di layanan kereta antar kota.

Taktik utama dalam manajemen pendapatan adalah diferensiasi harga dan alokasi kapasitas (Phillips, 2005). Diferensiasi harga pada prinsipnya membagi layanan menjadi beberapa kelas tarif di mana setiap kelas tarif memiliki atribut layanan dan harga berbeda. Taktik ini berangkat dari premis bahwa orang memiliki tingkat kesediaan membayar (*willingness to pay* atau WTP) yang berbeda-beda untuk layanan yang sama, sehingga jika produsen bisa memberikan harga kepada konsumen sesuai dengan tingkat WTP-nya maka pendapatan yang diperoleh bisa lebih tinggi dibanding menjual produk dengan satu harga saja. Dalam kondisi kapasitas yang terbatas, diferensiasi harga diikuti dengan alokasi kapasitas yang bertujuan menentukan banyaknya kapasitas yang dialokasikan untuk setiap kelas tarif.

Penelitian ini bertujuan menentukan harga optimal untuk layanan Kereta Bandara Soetta yang akan memaksimalkan profitabilitas. Penentuan harga optimal dibatasi untuk rute yang berangkat dari atau menuju Stasiun Manggarai, Sudirman Baru, dan Duri. Lingkup penelitian dibatasi hanya sampai penentuan harga optimal, tidak sampai alokasi kapasitas. Manfaat penelitian ini tidak hanya sebatas memberi rekomendasi harga yang bisa memaksimalkan profitabilitas, namun juga memberikan informasi awal (*prior information*) mengenai pola permintaan terhadap layanan Kereta Bandara Soetta. Seiring dengan berjalannya waktu, pola permintaan pasti akan mengalami perubahan dan informasi awal ini dapat diperbarui menggunakan informasi baru untuk mendapatkan pola permintaan terbaru (*posterior information*). Informasi bersumber pada data survei tidak bisa diperbarui setiap saat karena membutuhkan waktu yang lama dan biaya mahal. Informasi dari sumber lain bisa diperoleh dengan cara yang lebih mudah dan murah, seperti informasi mengenai pesaing di pasar atau melalui eksperimen harga yang sangat mungkin untuk dilakukan karena penjualan tiket Kereta Bandara Soetta telah dilakukan secara daring.

Masukan utama dalam optimasi harga adalah fungsi permintaan di mana kuantitas yang diminta dinyatakan sebagai fungsi dari harga. Kebaruan penelitian ini terletak pada metode yang digunakan untuk menurunkan fungsi permintaan yang selanjutnya berimplikasi pada metode optimasi harganya. Dalam penelitian ini, fungsi permintaan diturunkan berdasarkan model *mixed multinomial logit* dengan

nilai utilitas yang diasumsikan mengikuti distribusi normal multivariat (Train, 2003). Nilai utilitas diestimasi pada level individu menggunakan metode *hierarchical Bayes* (Orme dan Chrzan, 2017). Cara ini memungkinkan untuk mengetahui pengaruh perubahan atribut layanan dan atribut pesaing terhadap permintaan yang membuat analisis penentuan harga bisa dilakukan secara dinamis. Jika cara ini digunakan dalam optimasi harga dengan banyak kelas tarif, pengaruh kanibalisasi antar produk dari kelas tarif yang berbeda dapat diakomodasi.

Penelitian terdahulu mengenai optimasi harga dan kapasitas untuk moda kereta api relatif sedikit. Model permintaan yang paling sederhana adalah model permintaan independen yang mengasumsikan permintaan tidak dipengaruhi oleh atribut produk (termasuk harga) dan pesaing. Model permintaan jenis ini telah diterapkan untuk moda kereta api dalam bentuk: (1) model deterministik seperti dalam Chuang dkk (2010) dan Wang dkk (2012) yang menggunakan model elastisitas konstan, (2) model probabilistik seperti dalam Xiaoqiang dkk (2017) yang mengasumsikan permintaan mengikuti distribusi probabilitas tertentu dengan rerata dan variansi yang diketahui, atau (3) model yang didasarkan pada proses stokastik seperti dalam Qian dan Shuai (2014) dan Wang dkk (2016) yang menggunakan proses Poisson, serta Yuan dkk (2020) yang menggunakan rantai Markov waktu diskrit. Model permintaan independen hanya bisa digunakan untuk menganalisis kondisi saat ini saja dan tidak bisa digunakan untuk kondisi hipotetis yang ingin diantisipasi di masa depan.

Model permintaan yang mengakomodasi dampak perubahan atribut produk dan pesaing umumnya didasarkan pada teori *random utility maximization*. Teori ini menyatakan bahwa setiap pengambil keputusan ketika dihadapkan pada beberapa pilihan menyematkan nilai utilitas pada setiap alternatif. Nilai utilitas ini bersifat acak karena dipengaruhi oleh banyak hal acak baik yang bersumber dari dalam maupun luar pengambil keputusan. Dalam situasi ini, pengambil keputusan akan memilih alternatif yang memberikan utilitas total terbesar. Penelitian terdahulu mengenai optimasi harga dan kapasitas untuk moda kereta api yang mengadopsi model permintaan seperti ini antara lain Cirillo (2011), Sato dan Sawaki (2012), dan Hetrakul dan Cirillo (2014). Cirillo (2011) dan Sato dan Sawaki (2012) menggunakan model *multinomial logit* dengan menggunakan data *revealed-preference* untuk merepresentasikan permintaan, sedangkan Hetrakul dan Cirillo (2014) mengasumsikan model *latent class*. Model *multinomial logit* mengestimasi nilai utilitas pada level agregat sedangkan *latent class* merupakan pendekatan disagregat pada level kelompok. Pendekatan yang akan digunakan untuk mengestimasi fungsi permintaan dalam penelitian ini mengasumsikan model *mixed multinomial logit* di mana nilai utilitas diestimasi pada level individu. Estimasi yang bersifat disagregat pada level individu secara umum akan memberikan estimasi yang lebih akurat dibandingkan yang bersifat agregat (seperti model logit) dan disagregat pada level kelompok (seperti model *latent class*).

2. Metode

Instrumen pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah kuesioner yang berisi sejumlah *choice task* yang masing-masing terdiri dari beberapa (biasanya 3-4) konsep produk yang merepresentasikan alternatif yang dimiliki konsumen di pasar. Alternatif di sini bisa mengacu ke produk yang saat ini sudah ada, atau yang belum ada namun mungkin untuk dibuat. Setiap konsep produk dinyatakan sebagai kombinasi level atribut. Dalam penelitian ini, produk yang diteliti adalah layanan Kereta Bandara Soekarno-Hatta. Atribut layanan ditentukan berdasarkan hasil wawancara menggunakan metode *critical incidence approach* (Hayes, 2008). Dengan mempertimbangkan karakteristik *communicability* dan *actionability* (Hair dkk, 2014), ditentukan tiga atribut yang akan digunakan dalam penelitian ini, yaitu integrasi dengan moda lain, fleksibilitas tiket, dan harga. Integrasi dengan moda lain dianggap penting oleh konsumen karena layanan kereta bandara bukanlah layanan transportasi *end-to-end*. Atribut ini direpresentasikan dengan atribut promo *bundling* dengan layanan taksi berbasis aplikasi. Sementara itu, fleksibilitas tiket juga dianggap penting karena tingginya ketidakpastian yang dihadapi konsumen baik terkait jadwal penerbangan maupun perjalanan menuju bandara. Level untuk setiap atribut ditentukan berdasarkan level yang ada saat ini dan level yang belum ada namun potensial untuk dicoba (Tabel 1). Suatu konsep produk direpresentasikan sebagai kombinasi level dari ketiga atribut, misalnya: diskon 20% taksi online – tiket reguler – Rp50.000.

Tabel 1. Atribut dan level produk dalam kuesioner penelitian

Atribut	Level
Promo bundling taksi berbasis aplikasi	Diskon 20% (maksimum Rp20.000)
	Diskon 25% (maksimum Rp25.000)
	Tanpa promo
Fleksibilitas tiket	Tiket pagi (hanya bisa digunakan pagi hari)
	Tiket malam (hanya bisa digunakan malam hari)
	Tiket reguler (hanya bisa digunakan sesuai tanggal dan jam)
Harga	Tiket fleksibel (bisa digunakan sesuai tanggal di jam berapapun)
	Rp20.000
	Rp30.000
	Rp40.000
	Rp50.000
	Rp60.000
	Rp70.000

Layanan kereta bandara menghadapi persaingan dengan moda lain seperti bus, taksi konvensional, layanan penumpang berbasis aplikasi, dan kendaraan pribadi. Dalam penelitian ini, moda pesaing tidak dinyatakan sebagai opsi yang eksplisit dalam *choice task*. Setiap kuesioner terdiri dari delapan *choice task* yang masing-masing memiliki tiga konsep produk dan satu opsi 'none'. Adanya opsi 'none' mengakomodasi responden yang tidak tertarik untuk naik Kereta Bandara dan memilih untuk menggunakan moda lain. Contoh *choice task* dalam kuesioner penelitian ini dapat dilihat di Gambar 1.

Jika ini adalah opsi layanan kereta bandara yang tersedia, manakah yang akan Anda pilih?

(1 of 8)

Bundle taksi online	Tanpa promo	Diskon 20% taksi online	Diskon 20% taksi online	NONE: Saya pilih moda lain.
Tiket	Tiket malam	Tiket pagi	Tiket reguler	
Harga	Rp70.000	Rp50.000	Rp50.000	
	Pilih	Pilih	Pilih	Pilih

Tiket pagi : hanya bisa untuk jam 4:49-7:19 WIB
 Tiket malam : hanya bisa untuk jam 20:40-21:40WIB
 Tiket reguler : hanya bisa untuk jam tertentu
 Tiket fleksibel: bisa untuk jam berapapun

Gambar 1. Contoh choice-task dalam kuesioner penelitian

Dengan level seperti dalam Tabel 1, idealnya seorang responden mengevaluasi sebanyak $3 \times 4 \times 6 = 72$ konsep produk. Jika dilakukan, ini akan memberikan beban informasional yang besar ke responden dan berpotensi menghasilkan data dengan kualitas yang buruk. Dalam penelitian ini ditentukan sebanyak tujuh *choice task* acak yang masing-masing berisi tiga konsep produk. Ini berarti setiap responden akan mengevaluasi 21 konsep produk. Sama seperti dalam eksperimen pada umumnya, 21 *choice task* ini harus dipilih secara acak dari 72 *choice task* yang mungkin dibuat.

Discrete choice experiment mensyaratkan set *choice task* yang dibangkitkan untuk setiap responden harus memiliki jumlah level yang seimbang, ortogonal, dan memiliki *overlap* yang minimum (Orme, 2020). Ortogonal secara konseptual berarti antar *choice task* bersifat independen, di mana tidak ada pola dalam set *choice task* yang dibangkitkan untuk seorang responden. Sementara itu, *overlap* terjadi ketika terdapat level yang muncul lebih dari sekali dalam suatu *choice task*. Secara statistik, adanya *overlap* yang minimum dalam suatu *choice task* meningkatkan akurasi hasil estimasi dalam model preferensi yang hanya memperhitungkan efek utama setiap atribut saja, namun berdampak sebaliknya untuk model yang memperhitungkan efek interaksi antar atribut. Efek interaksi biasanya digunakan dalam model agregat ketika terdapat variabilitas antar individu. Model *choice behavior* yang digunakan dalam penelitian ini mengestimasi nilai utilitas pada level individu sehingga cukup memperhitungkan efek utama saja, yang berarti adanya *overlap* yang minimum akan meningkatkan akurasi hasil estimasi.

Kompleksitas kuesioner membuatnya tidak mungkin dirancang, dibangkitkan, dan disebarluaskan secara manual. Dalam penelitian ini digunakan perangkat lunak Lighthouse Studio 9 dari Sawtooth Software untuk merancang, membangkitkan *choice task* secara acak, dan mengelola penyebaran kuesioner secara daring.

2.1 Estimasi nilai utilitas

Estimasi nilai utilitas dari data *stated-preference* hasil survei dilakukan menggunakan metode *hierarchical Bayes* (Orme dan Chrzan, 2017). Metode ini didasarkan pada model *mixed multinomial logit* yang mengasumsikan bahwa nilai utilitas pada level individu, dinotasikan dengan β_i (vektor nilai utilitas untuk individu i), bervariasi mengikuti distribusi normal multivariat yang memiliki vektor rerata μ dan matriks kovariansi Σ . Dalam metode estimasi *hierarchical Bayes*, ketiga besaran tersebut diestimasi secara iteratif menggunakan algoritma Metropolis-Hastings yang pada dasarnya merupakan metode simulasi Monte Carlo rantai Markov. Setelah nilai awal untuk ketiga parameter tersebut ditentukan secara sembarang, dilakukan perhitungan di mana dalam setiap iterasi data dari satu responden diambil secara acak dan digunakan untuk mengestimasi nilai suatu parameter bersyarat terhadap nilai dua parameter lainnya ($\beta_i|\mu, \Sigma$, $\mu|\beta_i, \Sigma$, dan $\Sigma|\beta_i, \mu$). Dalam perhitungan ini nilai $\beta_i|\mu, \Sigma$ diasumsikan berdistribusi normal multivariat, sedangkan nilai $\mu|\beta_i, \Sigma$ dan $\Sigma|\beta_i, \mu$ diasumsikan mengikuti distribusi inverse-Wishart yang merupakan *conjugate prior* untuk matriks kovariansi dari vektor variabel yang berdistribusi normal multivariat. Proses ini biasanya diulang sampai dengan 10.000-20.000 kali sampai nilai ketiga parameter tersebut konvergen atau tidak berubah secara signifikan antar iterasi. Nilai $\beta_i|\mu, \Sigma$, $\mu|\beta_i, \Sigma$, dan $\Sigma|\beta_i, \mu$ yang telah mencapai konvergensi inilah yang diambil sebagai estimasi untuk nilai β_i , μ , dan Σ . Jaminan pencapaian konvergensi dari proses estimasi ini didasarkan pada teori Bernstein-von Mises (Train, 2003).

2.2 Estimasi share of preference

Berdasarkan nilai β_i yang diperoleh dari tahapan sebelumnya, pilihan setiap individu ketika menghadapi suatu *choice task* dapat diestimasi. Proporsi populasi yang diprediksikan memilih suatu alternatif dalam *choice task* tersebut - disebut dengan *share of preference* - dapat diestimasi dengan mengagregasikan pilihan dari semua responden dalam sampel. Proses ini dilakukan melalui simulasi yang disebut *randomized first choice* (Huber dkk, 2007).

Nilai β_i yang diperoleh dari metode *hierarchical Bayes* merepresentasikan seberapa berharga setiap level atribut untuk individu i . Seperti terlihat dalam **Table 1**, dalam penelitian ini terdapat 13 level atribut sehingga vektor β_i akan memiliki 14 elemen di mana 13 elemen pertama merepresentasikan nilai utilitas untuk 13 level atribut tersebut dan 1 elemen merepresentasikan nilai utilitas untuk opsi 'none'. Dengan mengetahui nilai β_i , alternatif yang akan dipilih oleh individu i dalam suatu *choice task* bisa diestimasi berdasarkan kombinasi level yang ada di setiap alternatif. Dari setiap *choice task*, individu i diprediksikan akan memilih alternatif yang memberikan utilitas total terbesar. Karena pada dasarnya manusia tidak sepenuhnya konsisten dalam memberikan penilaian, agar lebih realistis ditambahkan

dua elemen acak pada hasil evaluasi pengambil keputusan terhadap setiap alternatif. Satu elemen acak merepresentasikan variabilitas produk, sedangkan elemen acak lainnya merepresentasikan variabilitas individu. Kedua elemen acak ini berdistribusi Gumbel (*double exponential*) dan diperoleh dari hasil estimasi *hierarchical Bayes*. Berdasarkan distribusi probabilitas ini, utilitas total yang merepresentasikan penilaian setiap individu terhadap setiap alternatif dapat dibangkitkan dengan prosedur simulasi Monte Carlo, dan selanjutnya alternatif yang akan dipilih individu tersebut dapat diprediksi. Dalam simulasi ini, produk pesaing diakomodasi sebagai konsep produk lain dalam *choice task*.

Menurut Huber dkk (2007), jika nilai vektor utilitas dari individu i , β_i , telah diketahui, menurut individu i produk j memiliki utilitas total sebagai berikut

$$U_{ij} = \mathbf{X}_j (\beta_i + \mathbf{E}_p) + \mathbf{E}_c \quad (1)$$

di mana U_{ij} merupakan utilitas total produk j menurut individu i , \mathbf{X}_j merupakan vektor biner yang merepresentasikan kombinasi level atribut produk j , \mathbf{E}_p merupakan vector variable acak yang merepresentasikan variabilitas produk, dan \mathbf{E}_c merupakan variabel acak yang merepresentasikan variabilitas individu. Dalam suatu *choice task* Ω , individu i akan memilih produk j jika $U_{ij} > U_{ik} \cdot \forall k \neq j$ di mana $k, j \in \Omega$. Jika terdapat N responden dalam sampel, *share of preference* produk j dihitung dengan

$$\pi_j = \frac{\sum_{n=1}^N 1_{U_{ij} > U_{ik} \cdot \forall k \neq j, k, j \in \Omega}}{N} \quad (2)$$

di mana π_j adalah *share of preference* produk j , dan $1_{(\cdot)}$ adalah fungsi indikator yang bernilai 1 jika kondisi (\cdot) terpenuhi dan 0 jika sebaliknya.

2.3 Estimasi fungsi permintaan

Estimasi fungsi permintaan dilakukan dengan mengestimasi *share of preference* untuk beberapa level harga yang berbeda, mengonversi *share of preference* menjadi kuantitas, dan menginterpolasikannya untuk mendapatkan fungsi permintaan yang kontinu dan *differentiable*. Dalam penelitian ini ditetapkan enam level harga seperti dalam **Table 1**. Dengan melakukan simulasi *randomized first choice* pada enam level harga tersebut dapat diperoleh enam pasang data harga dan *share of preference*. Jika D merepresentasikan ukuran pasar maka banyaknya orang yang akan memilih produk j dapat diestimasi dengan $D\pi_j$. Jika produk j dalam *choice task* Ω memiliki harga p_j maka $D\pi_j$ merepresentasikan volume permintaan pada harga p_j . Dengan melakukan simulasi untuk beberapa nilai p_j yang berbeda, akan diperoleh beberapa titik data pasangan harga-kuantitas yang bisa diinterpolasi untuk mendapatkan fungsi permintaan yang kontinu dan *differentiable*.

Fungsi permintaan yang kontinu dan *differentiable* dapat diestimasi dengan melakukan interpolasi terhadap enam pasang data ini. Secara garis besar,

interpolasi bisa dilakukan dengan dua cara. Cara pertama adalah dengan mengasumsikan suatu fungsi teoritis permintaan tertentu (misalnya model permintaan elastisitas konstan) yang kemudian diparameterisasi sedemikian sehingga bersesuaian dengan enam titik data tadi. Cara ini akan menghasilkan fungsi permintaan yang relatif sederhana namun belum tentu sepenuhnya sesuai dengan enam titik data tersebut. Cara kedua adalah dengan membagi fungsi permintaan ke dalam lima segmen kurva di mana setiap segmen menghubungkan dua titik data yang berurutan. Selanjutnya, fungsi untuk setiap segmen ditentukan sedemikian sehingga sambungan antar segmen kontinu dan *differentiable*. Cara kedua ini diadopsi dalam penelitian ini, di mana setiap segmen diinterpolasi menggunakan *cubic spline* atau fungsi pangkat tiga (Wolberg dan Alf, 2002). Fungsi pangkat tiga merupakan fungsi polinomial paling sederhana yang bisa digunakan untuk mendapatkan fungsi permintaan yang kontinu dan *differentiable*.

Misalkan terdapat M titik data harga-kuantitas yang dinotasikan dengan $([p_1, r_1], \dots, [p_M, r_M])$, dan misalkan $d(p)$ adalah fungsi interpolasi terhadap M titik data tersebut yang berbentuk fungsi polinomial *piecewise* yang terdiri dari sebanyak $M-1$ segmen polinomial kubik d_m yang didefinisikan untuk rentang $[p_m, p_{m+1}]$. Sembarang segmen d_m dan d_{m+1} tersambung di titik $[p_{m+1}, r_{m+1}]$ untuk $m \in 1, \dots, M-2$ sedemikian sehingga $d_m(p_{m+1}) = d_{m+1}(p_{m+1})$ dan $d'_m(p_{m+1}) = d'_{m+1}(p_{m+1})$. Secara teoritis, fungsi permintaan bersifat *downward sloping* sehingga dibutuhkan syarat tambahan yaitu monotonik (turun). Suatu segmen d_m bersifat monotonik jika tidak ada perubahan tanda dalam nilai turunan di sepanjang segmen tersebut; dalam hal ini diasumsikan nilai turunannya tidak nol. Fungsi d_m yang monotonik dapat diperoleh dengan mengakomodasi kendala ini dalam pencarian solusinya. Untuk mendapatkan solusi dibutuhkan data titik yang akan diinterpolasi dan nilai turunan. Jika data nilai turunan tidak tersedia, solusi dapat diperoleh dengan menyelesaikan sistem persamaan tridiagonal yang merelasikan data titik yang akan diinterpolasi dengan nilai turunan yang bersesuaian. Paparan lengkap mengenai cara untuk mendapatkan fungsi d_m dapat dilihat dalam (Wolberg dan Alf, 2002).

2.4 Optimasi harga

Tahapan ini dilakukan dengan merumuskan masalah penentuan harga menjadi masalah optimasi dengan harga untuk setiap kelas tarif sebagai variabel keputusan. Fungsi kendala mencakup hubungan interdependensi antara harga dan permintaan di kelas tarif yang berbeda. Misalkan dalam *choice task* Ω produk j memiliki atribut harga p_j dan vektor atribut non-harga \mathbf{q}_j serta terdapat beberapa produk lain selain j ; misalkan ini dinyatakan dengan $\Omega([p_j, \mathbf{q}_j], [p_k, \mathbf{q}_k, \forall k \neq j])$. Jika β adalah matriks dengan elemen di baris ke- i merepresentasikan vektor utilitas individu i , secara umum fungsi permintaan produk j bisa dinyatakan dengan

$$d_j(p_j) = D f(p_j | \Omega([p_j], [p_k, \mathbf{q}_k, \forall k \neq j]), \beta) \quad (3)$$

di mana $f(\cdot)$ adalah fungsi yang mentransformasikan nilai utilitas menjadi *share of preference*. **Persamaan 3** menyatakan bahwa fungsi permintaan produk j dipengaruhi tidak hanya oleh p_j namun juga oleh atribut non-harga dari produk j dan atribut harga dan non-harga dari produk lain yang ada dalam *choice task* Ω . Ini berarti perubahan salah satu dari elemen *choice task* tersebut akan menyebabkan perubahan fungsi permintaan produk j .

Dalam manajemen pendapatan, optimasi harga pada dasarnya bertujuan memaksimalkan kontribusi total. Kontribusi total dihitung dengan cara yang sama dengan profit, namun biaya yang diperhitungkan bukan biaya total melainkan *incremental cost* (Phillips, 2005). *Incremental cost* adalah biaya tambahan yang dikeluarkan oleh produsen jika menjual satu produk tambahan. Dalam industri transportasi, *incremental cost* umumnya nol karena tambahan satu penumpang tidak menimbulkan biaya tambahan atau kalau pun ada biasanya relatif kecil.

Penentuan harga optimal mudah dilakukan jika hanya ada satu kelas tarif. Jika terdapat lebih dari satu kelas tarif, optimasi harga menjadi jauh lebih kompleks karena adanya efek kanibalisasi antar produk dari kelas tarif yang berbeda. Dalam penelitian ini, kelas tarif pertama merupakan layanan *bundling* dengan taksi berbasis aplikasi, sedangkan produk untuk kelas tarif kedua hanya berupa layanan Kereta Bandara saja. Dalam proses penentuan harga optimal untuk kelas tarif pertama, produk di kelas tarif kedua dianggap sebagai pesaing dalam simulasi *randomized first choice*. Sebaliknya, dalam proses penentuan harga optimal untuk kelas tarif kedua, produk di kelas tarif pertama dianggap sebagai pesaing. Ini membuat proses pencarian solusi dari masalah optimasi harganya menjadi sangat kompleks. Penyederhanaan perlu dilakukan agar ruang solusi menjadi tidak terlalu besar dan harga optimal bisa diperoleh.

Masalah penentuan harga optimal dengan dua kelas tarif memiliki fungsi tujuan sebagai berikut

$$\max_{p_1, p_2} d_1(p_1)(p_1 - c_1) + d_2(p_2)(p_2 - c_2) \quad (4)$$

di mana p_1 adalah harga kelas tarif 1, p_2 adalah harga kelas tarif 2, $d_1(p_1)$ adalah fungsi permintaan kelas tarif 1, $d_2(p_2)$ adalah fungsi permintaan kelas tarif 2, c_1 adalah *incremental cost* kelas tarif 1, dan c_2 adalah *incremental cost* kelas tarif 2. Dalam formulasi ini kelas tarif 1 mengacu ke kelas tarif yang harganya lebih tinggi.

Mengacu ke **Persamaan 3**, estimasi fungsi permintaan untuk produk kelas tarif 1 akan mengasumsikan produk kelas tarif 2 sebagai pesaing dalam *choice task* Ω . Berdasarkan deskripsi di atas, fungsi permintaan produk 1 bisa dinyatakan dengan

$$d_1(p_1) = D f(p_1 | \Omega([p_1], [p_2, \mathbf{q}_2], [p_k, \mathbf{q}_k, \forall k \neq 1, 2]), \beta) \quad (5)$$

dan sebaliknya

$$d_2(p_2) = D f(p_2 | \Omega([q_2], [p_1, q_1], [p_k, q_k, \forall k \neq 1, 2]), \beta) \quad (6)$$

Persamaan 5 dan 6 akan menjadi fungsi kendala bagi fungsi tujuan di Persamaan 4, selain $p_1 > p_2$ dan kendala nonnegativitas $p_1, p_2 \geq 0$. Karena fungsi permintaan berbentuk polinomial orde 3, fungsi tujuan akan berbentuk polinomial orde 4.

3. Hasil dan Pembahasan

Dari survei yang dilakukan secara daring dalam periode April – Mei 2020, diperoleh 395 responden yang lengkap mengisi di mana 199 di antaranya bepergian untuk urusan pekerjaan/bisnis (*business traveler*), dan 196 untuk keperluan pribadi (*leisure traveler*). Nilai utilitas kedua kelompok responden ini diestimasi secara terpisah menggunakan metode *hierarchical Bayes* dan selanjutnya dilakukan validasi internal berdasarkan jawaban responden terhadap *fixed choice task*. Hasilnya ditampilkan di Tabel 2.

Tabel 2. Ringkasan hasil estimasi *hierarchical Bayes*

Segmen	Percent certainty	Root likelihood	Mean absolute error
Business traveler	83,50%	0,80	2,23%
Leisure traveler	81,30%	0,77	7,20%

Percent certainty mengindikasikan kesesuaian model - dalam hal ini model *mixed multinomial logit* dengan distribusi normal multivariat dengan parameter μ dan Σ - dengan data hasil survei. Nilai di atas 80% menunjukkan hasil yang cukup baik. Sementara itu, *root likelihood* sebesar 0,80 dan 0,77 berarti bahwa prediksi pilihan responden berdasarkan nilai utilitas hasil estimasi *hierarchical Bayes* ini 0,80/0,25 = 3,20 dan 0,77/0,25 = 3,08 kali lebih baik dibandingkan prediksi tanpa informasi sama sekali. Bilangan 0,25 digunakan sebagai pembagi karena dalam setiap choice task terdapat empat alternatif (tiga konsep produk dan satu opsi 'none'). Nilai *mean-absolute error* menunjukkan selisih *share of preference* dari *fixed choice task* aktual dengan hasil prediksi berdasarkan nilai utilitas. Secara umum ini menunjukkan hasil yang relatif baik dengan jumlah sampel relatif terbatas.

Fungsi permintaan untuk layanan Kereta Bandara Soetta diturunkan dengan melakukan simulasi *randomized first choice* dengan enam level harga yang ada dalam Tabel 1, dan diperoleh hasil seperti dalam Tabel 3. Skenario simulasi direpresentasikan dengan *choice task* yang memiliki dua alternatif, yaitu layanan Kereta Bandara dengan tiket reguler tanpa promo dan opsi 'none'. Responden yang tidak tertarik dengan

Tabel 3. Hasil simulasi *randomized first choice* untuk kondisi saat ini

Harga, p	Share of preference, π_p
Rp20.000	0,990
Rp30.000	0,987
Rp40.000	0,972
Rp50.000	0,722
Rp60.000	0,406
Rp70.000	0,237

layanan yang ada saat ini bisa memilih 'none' yang berarti memilih moda lain.

Selanjutnya ditentukan nilai parameter ukuran pasar, D , berdasarkan data total penumpang dan hasil simulasi di Tabel 3. Dalam penelitian ini, parameter D merepresentasikan banyaknya orang yang mempertimbangkan dan memiliki akses untuk menggunakan Kereta Bandara Soetta. Dari data historis diketahui bahwa pada tahun 2019 rerata okupansi kereta adalah 32%. Dengan kapasitas angkut total sebesar 33.726 penumpang per hari yang ekuivalen dengan 12.310.720 penumpang per tahun, banyaknya penumpang yang diangkut pada tahun 2019 diperkirakan sebesar 3.939.430. Dengan asumsi harga tiket pada 2019 sebesar Rp70.000, berarti penumpang sebanyak 3.939.430 setara dengan *share of preference* 0,237 dalam Tabel 3. Selanjutnya, nilai parameter D bisa diestimasi dengan $3.939.430/0,237 = 16.597.650$ orang per tahun. Penentuan nilai parameter D secara empiris seperti ini menghasilkan nilai yang lebih masuk akal dibandingkan mengasumsikan D sebagai banyaknya orang yang bepergian melalui Bandara Soetta selama tahun 2019.

Jika nilai *share of preference* di Tabel 3 dikalikan dengan D , akan diperoleh estimasi volume permintaan pada setiap level harga, yang jika diinterpolasi menggunakan *cubic spline* akan menghasilkan fungsi permintaan seperti dalam Tabel 4.

Jika dibatasi hanya ada satu kelas tarif, *incremental cost* menjadi nol dan fungsi tujuan akan menjadi

$$\max_p d(p) p \quad (7)$$

Masalah optimasi dengan fungsi tujuan seperti dalam Persamaan 7 bisa jadi akan sangat sulit dicari solusinya menggunakan pendekatan analitis karena berbentuk polinomial orde 4 (Ahmadi dkk, 2013). Solusi terhadap Persamaan 7 relatif mudah ditentukan dengan enumerasi karena biasanya harga dibuat dalam kelipatan nilai tertentu (misalnya kelipatan Rp1.000)

Tabel 4. Fungsi permintaan untuk kondisi saat ini (1 kelas tarif)

Harga, p	Fungsi permintaan, dp
Rp 20.000 $\leq p <$ Rp 30.000	$dp = 1,54 \times 10^7 + 2,01 \times 10^2 p - 1,12 \times 10^2 p^2 + 1,87 \times 10^{-7} p^3$
Rp 30.000 $\leq p <$ Rp 40.000	$dp = 5,16 \times 10^7 - 3,42 \times 10^3 p + 1,10 \times 10^{-1} p^2 - 1,15 \times 10^{-6} p^3$
Rp 40.000 $\leq p <$ Rp 50.000	$dp = - 7,13 \times 10^7 + 5,80 \times 10^3 p - 1,21 \times 10^{-1} p^2 + 7,67 \times 10^{-7} p^3$
Rp 50.000 $\leq p <$ Rp 60.000	$dp = - 8,34 \times 10^7 + 6,52 \times 10^3 p - 1,35 \times 10^{-1} p^2 + 8,63 \times 10^{-7} p^3$
Rp 60.000 $\leq p <$ Rp 70.000	$dp = 2,46 \times 10^8 - 9,96 \times 10^3 p + 1,39 \times 10^{-1} p^2 - 6,63 \times 10^{-6} p^3$

sehingga ruang solusinya relatif kecil.

Optimasi dengan dua kelas tarif jauh lebih kompleks dibanding masalah satu kelas tarif. Dalam optimasi harga dengan dua kelas tarif, terdapat dua fungsi permintaan, yaitu $d_1(p_1)$ untuk kelas tarif 1 dan $d_2(p_2)$ untuk kelas tarif 2. Simulasi untuk mendapatkan $d_1(p_1)$ menempatkan produk di kelas tarif 2 sebagai pesaing dan karenanya satu nilai tertentu untuk p_2 harus diasumsikan, misalkan $p_2^{(0)}$. Ketika kemudian fungsi $d_1(p_1)$ digunakan dalam optimasi harga dan misalkan diperoleh harga optimal \hat{p}_1^* maka \hat{p}_1^* optimal dalam kondisi harga kelas tarif 2 sebesar $p_2^{(0)}$. Misalkan kemudian dicari harga optimal untuk kelas tarif 2 dengan asumsi harga kelas tarif 1 sebesar \hat{p}_1^* , dan misalkan kemudian diperoleh harga optimal untuk kelas tarif 2 sebesar \hat{p}_2^* . Besar kemungkinan $\hat{p}_2^* \neq p_2^{(0)}$, yang berarti \hat{p}_1^* bisa jadi tidak lagi optimal untuk kelas tarif 1 karena \hat{p}_1^* diperoleh dengan asumsi harga kelas tarif 2 adalah $p_2^{(0)}$.

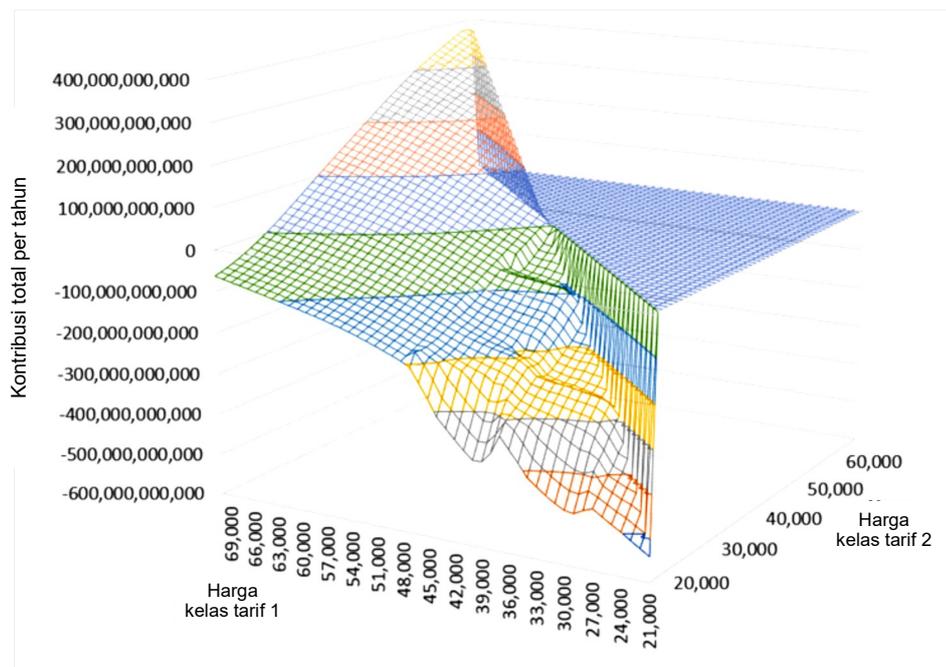
Dalam penelitian ini, optimasi dilakukan untuk kebijakan dua kelas tarif di mana kelas tarif 1 adalah layanan *bundling* dengan taksi berbasis aplikasi dengan tiket fleksibel, sedangkan kelas tarif 2 berupa layanan kereta saja dengan tiket reguler. Formulasi optimasi harga untuk masalah ini memiliki fungsi tujuan seperti dalam Persamaan 4 dan kendala seperti Persamaan 5 dan 6. Dalam skenario ini ditambahkan kondisi bahwa harga untuk setiap kelas tarif harus lebih besar dari rerata biaya jangka panjang. Rerata biaya jangka panjang ditentukan oleh biaya total pemeliharaan dan operasi infrastruktur (*infrastructure maintenance and operation* atau IMO) serta banyaknya penumpang yang diangkut. Biaya IMO relatif tetap sedangkan banyaknya penumpang yang diangkut tergantung pada p_1 dan p_2 . Dalam proses enumerasi, kondisi ini tidak dimasukkan sebagai kendala dalam masalah optimasi namun dinyatakan secara eksplisit dalam *incremental cost*. Jika C_{IMO} adalah biaya

total IMO per tahun dan c_1 dan c_2 adalah *incremental cost* awal, maka fungsi tujuan akan menjadi

$$\max_{p_1, p_2} d_1(p_1) \left(p_1 - \left(c_1 + \frac{C_{IMO}}{d_1(p_1) + d_1(p_1)} \right) \right) + d_2(p_2) \left(p_2 - \left(c_2 + \frac{C_{IMO}}{d_1(p_1) + d_1(p_1)} \right) \right) \quad (8)$$

Semakin banyak penumpang yang diangkut, semakin kecil biaya pemeliharaan dan operasi infrastruktur per penumpang, yang berimplikasi pada kontribusi total yang lebih tinggi. Dalam masalah optimasi ini terdapat tiga konsep produk dalam skenario, yaitu (1) layanan Kereta Bandara dengan *bundling* diskon 20% taksi berbasis aplikasi, (2) layanan Kereta Bandara saja, dan (3) opsi 'none' untuk mengakomodasi responden yang tidak tertarik dengan konsep produk pertama dan kedua.

Pencarian solusi dilakukan dengan mendiskritkan variabel keputusan menjadi kelipatan Rp1.000, sehingga ruang solusi memiliki pasangan nilai (p_1, p_2) sebanyak 1.275, yaitu (21.000, 20.000), (22.000, 20.000), (22.000, 21.000), ..., (70.000, 69.000). Untuk setiap kemungkinan solusi (p_1, p_2) dilakukan simulasi *randomized first choice* untuk mengestimasi nilai $d_1(p_1)$ dan $d_2(p_2)$ dan menghitung kontribusi totalnya. Ini dilakukan untuk seluruh kemungkinan nilai (p_1, p_2) yang mungkin. Proses enumerasi ini dilakukan dengan asumsi biaya IMO tahunan sebesar Rp600 milyar, $c_1 = 20.000$, $c_2 = 0$, $c_2 = 0$, dan $D = 16.597.650$. Komputasi menggunakan laptop HP 14s-cf2xxx berprosesor Intel (R) Core(TM) i7-10510U CPU @1.80GHz 2.30GHz dan RAM 16GB dengan aplikasi MS-Excel VBA membutuhkan waktu sekitar 8 jam dan diperoleh solusi optimal $p_1 = \text{Rp.}70.000$ dan $p_2 = \text{Rp.}67.000$ dengan kontribusi total diperkirakan sebesar Rp375,27 milyar per tahun. **Gambar 2** menampilkan grafik kontribusi



Gambar 2. Kontribusi total untuk berbagai kombinasi harga

total per tahun untuk semua kombinasi harga kelas tarif 1 dan kelas tarif 2 yang mungkin.

Karena semua ruang solusi dievaluasi, ini merupakan solusi optimal dengan kendala harga dibatasi pada nilai kelipatan Rp1.000. Jika kendala ini dihilangkan, solusi optimal sangat sulit diperoleh. Secara umum, solusi optimal dari suatu masalah optimasi dapat diperoleh secara analitis jika masalah tersebut konveks. Sementara itu, menentukan konveksitas masalah optimasi dengan fungsi polinomial orde 4 termasuk kategori masalah *NP-hard* yang merupakan masalah optimasi dengan tingkat kompleksitas tertinggi (Ahmadi dkk, 2013). Dalam kondisi seperti ini, pencarian solusi bisa dilakukan menggunakan metode alternatif seperti *meta-heuristic* atau enumerasi seperti yang digunakan dalam penelitian ini.

4. Kesimpulan

1. Dalam penelitian ini dilakukan penentuan harga optimal layanan Kereta Bandara Soetta dengan dua kelas tarif di mana fungsi permintaan diturunkan dari data *stated preference* berbentuk *choice* dengan mengasumsikan model *mixed multinomial logit*. Fungsi permintaan yang kontinu dan *differentiable* diperoleh menggunakan kombinasi metode estimasi *hierarchical Bayes*, simulasi *randomized first choice*, dan interpolasi *cubic spline*. Masalah optimasi yang memiliki fungsi tujuan polinomial orde empat dengan parameter yang tergantung pada nilai variabel keputusan dapat diselesaikan dengan metode enumerasi. Diperoleh solusi optimal berupa harga kelas tarif 1 Rp70.000 dan kelas tarif 2 Rp67.000 dengan estimasi kontribusi total Rp375,27 milyar per tahun.
2. Informasi mengenai preferensi konsumen yang diperoleh dari survey adalah potret di satu titik waktu saja. Dalam prakteknya, preferensi tersebut bisa berubah seiring dengan berubahnya kebutuhan, keinginan, dan alternatif yang dimiliki konsumen. Dalam konteks model permintaan, perubahan tersebut berimplikasi pada kebutuhan untuk melakukan parameterisasi ulang. Dengan perubahan yang semakin cepat terjadi, mustahil untuk mengandalkan metode berbasis survey dalam mendapatkan data baru untuk parameterisasi ulang. Penjualan tiket secara daring seperti yang telah dilakukan PT. Railink memungkinkan untuk memperoleh data dinamika permintaan dalam berbagai kondisi persaingan, termasuk eksperimen harga yang merupakan praktek umum dalam *e-commerce*.
3. Penelitian selanjutnya bisa diarahkan ke pengembangan model permintaan berbasis preferensi menggunakan kombinasi data *stated preference* data *revealed preference*. Dengan penjualan tiket yang dilakukan secara daring, data *revealed preference* dapat diperoleh dengan mudah, dan eksperimen harga juga sangat mungkin dilakukan untuk mengetahui preferensi pengguna pada berbagai tingkat harga dan kondisi. Dengan cara ini, model permintaan menjadi model dengan

pembelajaran, di mana dengan berjalannya waktu parameter model terus diperbarui menggunakan data yang lebih baru sehingga semakin akurat.

Daftar Pustaka

- Ahmadi, A., Olshevsky, A., Parrilo, P.A., Tsitsiklis, J.N., 2013, NP-Hardness of Deciding Convexity of Quartic Polynomials and Related Problems, *Mathematical Programming*, Vol. 137, No. 1-2, 453-376.
- Chuang, H.M., Chu, C.P., Niu, W.F., 2010, A Study on Revenue Management of Taiwan High Speed Railway, *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, Macau, China, 7-10 Desember 2010.
- Cirillo, C., 2011, *Passenger Demand Model for Railway Revenue Management*, Final Report, The Thomas D. Larson Pennsylvania Transportation Institute, USA: The Pennsylvania State University.
- Hair Jr., J.F., Black, W.C., Babin, B.J., Anderson, R.E., 2014, *Multivariate Data Analysis*, Pearson Education Limited.
- Hayes, B.E., 2008, *Measuring Customer Satisfaction and Loyalty: Survey Design, Use, and Statistical Analysis Methods*, ASQ Quality Press.
- Hetrakul, P., Cirillo, C., 2014, A Latent Class Choice Based Model System for Railway Optimal Pricing and Seat Allocation, *Transportation Research Part E*, Vol. 61, 68-83.
- Huber, J., Orme, B.K., Miller, R., 2007, Dealing with Product Similarity in Conjoint Simulations. Dalam: Gustafsson, A., Herrmann, A., Huber, F. (Editor), *Conjoint Measurement: Methods and Applications*, Springer.
- Orme, B.K., 2020, *Getting Started with Conjoint Analysis: Strategies for Product Design and Pricing Research*. Research Publishers.
- Orme, B. K., Chrzan, K., 2017, *Becoming an Expert in Conjoint Analysis: Choice Modeling for Pros*, Sawtooth Software, Inc.
- Phillips, R.L., 2005, *Pricing and Revenue Optimization*, Stanford University Press.
- Qian, B-Y., Shuai, B., 2014, Revenue Management for Dedicated Passenger Line Based on Passenger Preference Order, *Information Technology Journal*, Vol. 13, No. 13, 2152-2158.
- Sato, K., Sawaki, K., 2012, Dynamic Pricing of High-Speed Rail with Transport Competition, *Journal of Revenue & Pricing Management*, Vol. 11, No. 5, 548-559.

- Train, K.E., 2003, *Discrete Choice Methods with Simulation*, Cambridge University Press.
- Wang, X., Wang, H., Zhang, X., 2016, Stochastic Seat Allocation Models for Passenger Rail Transportation Under Customer Choice, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Vol. 96, 95-112.
- Wang Y., Lan B.X., Zhang L., 2012, A Revenue Management Model for High-Speed Railway. Dalam: Ni, Y.Q., Ye, X.W. (Editor), *Proceedings of the 1st International Workshop on High-Speed and Intercity Railways, Lecture Notes in Electrical Engineering*, Vol 147.
- Wolberg, G., Alfy, I., 2002, An Energy-Minimization Framework for Monotonic Cubic Spline Interpolation, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol. 143, 145-188.
- Xiaoqiang, Z., Lang, M., Jin, Z., 2017, Dynamic Pricing for Passenger Groups of High-Speed Rail Transportation, *Journal of Rail Transport Planning & Management*, Vol. 6, No. 4, 346-356.
- Yuan, W., Nie, L., 2020, Optimization of Seat Allocation with Fixed Prices: An Application of Railway Revenue Management in China, *PLOS ONE*, Vol. 15, No. 4: e0231706. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0231706>. Diakses 25 Juli 2020.

