

SKRIPSI

**STUDI SIMULASI : EFEKTIVITAS METODE *CONSTANT IMPUTATION*
UNTUK ESTIMASI *PERSON TRAIT* PADA DATA POLITOMUS**



Disusun oleh:

Fairuz Fashya Chaerunissa

155120301111063

**PROGRAM STUDI S1 PSIKOLOGI
FAKULTAS ILMU SOSIAL DAN ILMU POLITIK
UNIVERSITAS BRAWIJAYA**

2019

LEMBAR PERNYATAAN ORIGINALITAS

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Fairuz Fashya Chaerunissa

NIM : 155120301111063

Jurusan : Psikologi

Institusi : Universitas Brawijaya

Menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul Efektivitas Metode *Constant Imputation* untuk Estimasi *Person Trait* pada Data Politomus adalah benar karya saya sendiri, bukan karya ilmiah orang lain, baik sebagian maupun keseluruhan, kecuali dalam bentuk kutipan yang telah disebutkan sumbernya dan telah ditunjukkan dalam daftar pustaka.

Apabila di kemudian hari ditemukan bahwa pernyataan saya tidak benar, maka saya bersedia untuk mengganti skripsi saya dan melaksanakan ujian ulang.

Malang, Juli 2019

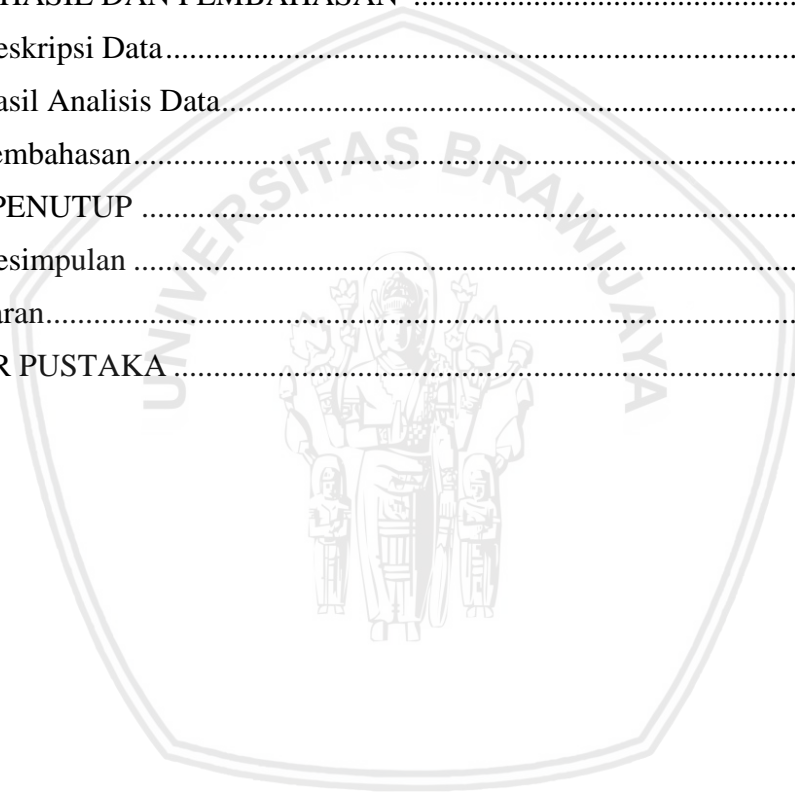
Fairuz Fashya Chaerunissa
NIM. 155120301111063

DAFTAR ISI

LEMBAR PERNYATAAN ORIGINALITAS.....	ii
DAFTAR ISI.....	iii
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL.....	vi
DAFTAR LAMPIRAN.....	vii
DAFTAR ISTILAH	viii
KATA PENGANTAR	x
ABSTRAK.....	xii
ABSTRACT.....	xiii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah	6
C. Tujuan Penelitian	6
D. Manfaat Penelitian	6
1. Manfaat Teoritis	6
2. Manfaat Praktis.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
A. <i>Missing Data</i>	7
1. Definisi <i>missing data</i>	7
3. Mekanisme <i>missing data</i>	10
B. Teknik Imputasi <i>Missing Data</i>	12
C. <i>Polytomous Item Response Theory</i>	13
D. <i>Graded Response Model (GRM)</i>	16
E. Simulasi Monte Carlo	16
1. Keaslian (<i>authenticity</i>).....	17
2. Kelayakan (<i>feasibility</i>).....	17
3. Reprodusibilitas (<i>reproducibility</i>).....	17
2. <i>Item parameter recovery</i>	18
F. Kerangka Pemikiran.....	19
BAB III METODE PENELITIAN	21



A. Desain Penelitian.....	21
B. Fokus Penelitian.....	22
C. Tahap Pelaksanaan Penelitian.....	23
1. Tahap simulasi.....	23
2. Real data.....	25
D. Teknik Analisis Data.....	25
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	26
A. Deskripsi Data.....	26
B. Hasil Analisis Data.....	27
C. Pembahasan.....	35
BAB V PENUTUP	40
A. Kesimpulan	40
B. Saran.....	40
DAFTAR PUSTAKA	42



DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Tahapan penelitian	22
Gambar 2. Kondisi simulasi penelitian	24
Gambar 3. Nilai RMSE dari masing-masing kondisi simulasi	29
Gambar 4. Nilai korelasi dari <i>true</i> dan <i>estimated person trait</i>	32
Gambar 5. Plot persebaran estimasi <i>person trait</i>	34



DAFTAR TABEL

Tabel 1 Nilai <i>mean</i> dan standar deviasi parameter <i>person trait</i>	27
Tabel 2 Parameter <i>recovery</i> dari masing-masing kondisi simulasi.....	28
Tabel 3 Estimasi <i>person trait</i> dari masing-masing kondisi simulasi .	33
Tabel 4 Nilai SE dan <i>person trait estimation real data</i>	34



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. <i>Person trait estimation real data non imputation</i>	46
Lampiran 2. <i>Person trait estimation real data sebelum imputasi</i>	51



DAFTAR ISTILAH

Constant imputation Metode penanganan missing data dengan mengganti respons yang tidak terbaca dengan nilai konstan.

EAP Salah satu pendekatan estimasi person trait dengan menggunakan teknik algoritma yang tidak berulang.

Estimated parameter Parameter yang telah diestimasi setelah data digenerasi menggunakan model IRT.

Estimated value person trait Nilai estimasi dari person trait setelah generasi dibawah model IRT.

GRM Model dari Item Response Theory yang digunakan untuk mengukur probabilitas individu menjawab suatu respons yang tersedia.

Imputation Metode penanganan missing data dengan mengganti data yang hilang dengan nilai tertentu.

Latent trait Parameter yang menunjukkan tingkat kemampuan seseorang dan dilambangkan oleh theta θ .

Missing data Respons yang hilang atau tidak diisi oleh responden ketika penelitian dilakukan.

Non applicable Respons data yang dibiarkan tidak terbaca atau (N/A).

Parameter recovery Melihat kualitas data setelah melakukan simulasi dengan membandingkan true parameter dan estimated parameter.

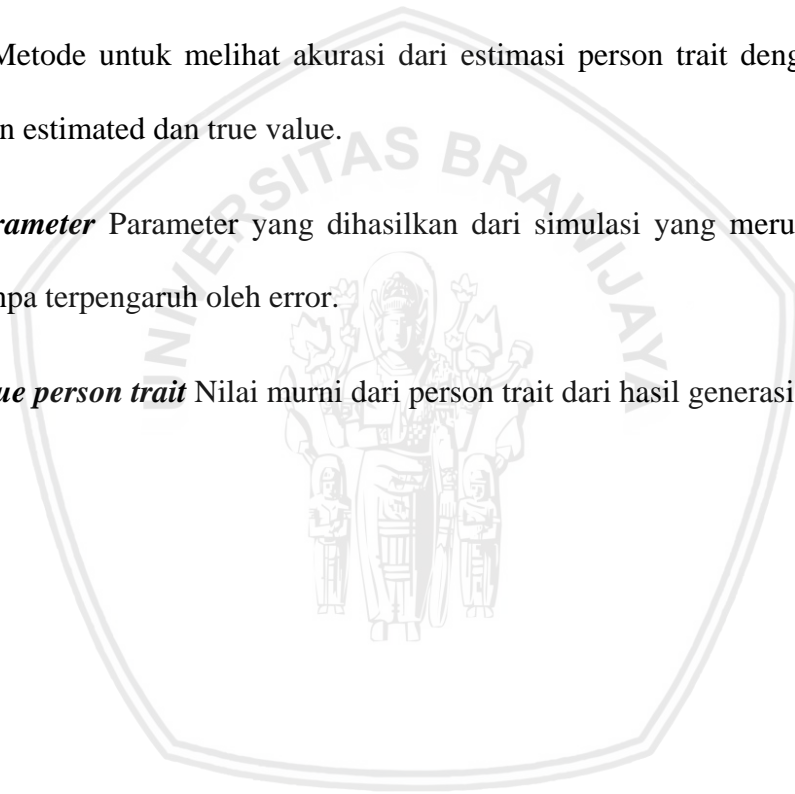
Person trait estimation Perkiraan informasi dari konstruk pengukuran yang diteliti berdasarkan respons setiap individu yang menggambarkan sifat yang diukur. .

Politonus Jenis respons dari suatu skala yang memiliki lebih dari dua pilihan respons seperti pada skala non kognitif.

RMSE Metode untuk melihat akurasi dari estimasi person trait dengan melihat perbedaan estimated dan true value.

True parameter Parameter yang dihasilkan dari simulasi yang merupakan nilai murni tanpa terpengaruh oleh error.

True value person trait Nilai murni dari person trait dari hasil generasi.



BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Missing data dapat diartikan sebagai hilangnya beberapa jenis informasi mengenai fenomena yang diamati dan dapat menghalangi kemampuan peneliti untuk menjelaskan serta memahami fenomena tersebut. Ulasan penelitian terdahulu menunjukkan bahwa *missing data* kerap terjadi pada proses pengambilan data, yaitu sebanyak 40 % dari studi yang dilakukan pada bidang ilmu sosial dan psikologis didasarkan pada data dimana memiliki tanggapan yang hilang (Zhang & Walker, 2008). Menurut Enders (2003), dalam studi pendidikan dan psikologi, tingkat data yang hilang dalam satu set data secara umum berkisar antara 15 % hingga 20 %. Data yang hilang dapat menimbulkan masalah karena dalam prosedur statistik memerlukan nilai untuk setiap variabel. Sehingga saat satu set data tidak lengkap dan proses analisis tetap dilakukan maka akan memberikan hasil statistik yang bias serta menghambat interpretasi yang valid dari perilaku *item* tes dan kinerja peserta tes.

Menurut Yiran (dalam Dong & Peng, 2013) Terdapat dua level *missing data* yaitu *missing data* pada level unit dan level *item*. *Missing data* pada level unit terjadi ketika responden tidak memberikan respon dalam tes dan tidak ada informasi yang didapatkan, contohnya ketika responden menolak untuk mengisi kuesioner atau tidak hadir pada saat tes dilakukan. Sedangkan pada level *item*, *missing data* diartikan sebagai tidak lengkapnya infor-

masi yang diberikan responden, contohnya ketika responden melewati satu atau beberapa pertanyaan pada kuesioner. Penelitian ini berfokus pada *missing data* level item dimana mengacu pada informasi yang tidak lengkap yang dikumpulkan dari responden. Hilangnya informasi pada level ini akan berdampak pada hasil analisis yang bias karena mempengaruhi proses pengelolaan informasi dalam *Item Response Theory* yang tidak menggambarkan interpretasi yang valid dari *item* tes yang tersedia. Selain itu, dalam pengukuran *modern* seperti IRT, *missing data* dapat mempengaruhi *item differential* dan kemungkinan hasil reabilitas yang tidak terprediksi (McKnight,2007).

Proses pengelolaan informasi dalam *Item Response Theory* (IRT) biasanya dilakukan berlandaskan asumsi bahwa semakin banyak informasi yang didapat, maka semakin baik analisis akhir dapat diperoleh. Dalam *Item Response Theory*, terdapat beragam model yang dirancang untuk mewakili hubungan antara respons item setiap individu dan sifat laten (*latent trait*) yang mendasarinya (Fraley, Brennan, & Waller, 2000). *Latent trait* biasanya ditetapkan oleh θ (theta) atau *ability*. Dengan kata lain, *Item Response Theory* dapat menggambarkan probabilitas individu menanggapi suatu item berdasarkan sifat yang diukur oleh item tersebut, sehingga semakin banyak informasi yang diperoleh dari individu tertentu maka semakin baik menggambarkan *latent trait* individu tersebut. Namun, dalam praktiknya pada tes kognitif maupun non kognitif, responden sering tidak menjawab pertanyaan dengan berbagai alasan dan memicu terjadinya *missing data*. Hal tersebut dapat mempengaruhi hasil analisis akhir dari penelitian yang tidak akurat.

Tes psikologi non kognitif menjadi salah satu dari berbagai tes bidang penelitian yang terkena dampak dari *missing data*. Salah satu tes non kognitif yaitu skala sikap atau *attitude scale* dengan jenis data politomus dengan menggunakan skala Likert, yang merupakan jenis skala yang paling sering digunakan oleh peneliti (David & Carter, 2005). Skala likert mempunyai empat atau lebih butir-butir pertanyaan yang dikombinasikan sehingga membentuk sebuah skor yang merepresentasikan sifat individu, misalkan pengetahuan, sikap, dan perilaku (Budiaji, 2013). Skala ini mengukur perilaku individu dengan merespons jawaban yang tersedia seperti dalam tes non kognitif, namun dalam praktiknya, responden sering tidak mengisi jawaban kuesioner secara lengkap dikarenakan berbagai alasan baik dari desain penelitian ataupun pilihan dari peserta tes (Zhang & Walker, 2008). Oleh karena itu peneliti diharuskan untuk mengatasi data yang hilang sehingga mencapai *complete data set* dan mampu mendapatkan hasil analisis dan estimasi *person trait* yang baik.

Penanganan *missing data* diperlukan peneliti untuk mencapai hasil akurasi analisis yang baik dalam penelitian. Penanganan yang tidak tepat akan menanggung risiko bias dalam estimasi parameter dan *person trait*. Dalam kerangka IRT, bias yang cukup besar dengan adanya *missing data* ditemukan pada estimasi *ability* (Hohensinn & Kubinger, 2011). Selain berpengaruh terhadap estimasi parameter dan estimasi *person trait*, efek dari adanya *missing data* juga berpengaruh terhadap pengukuran reliabilitas dan validitas konstruk, reliabilitas dan validitas dari hasil penelitian, serta generalisasi dan implikasi kebijakan dari hasil penelitian (McKnight, 2007). Dengan kata lain, data yang hilang akan mempengaruhi

kesimpulan statistik dan menimbulkan ancaman terhadap validitas internal dengan mempertanyakan keakuratan kesimpulan tentang hubungan antara variabel penelitian. Dalam penelitian ini, ketika *missing data* terjadi pada suatu konstruk dalam pengukuran tentunya akan mengurangi keakuratan bagaimana konstruk tersebut menggambarkan *person trait*.

Peneliti dapat menangani *missing data* dengan beberapa cara seperti mengabaikan *missing data* dengan membiarkan respons sebagai *not applicable* (N/A), mengeliminasi responden dari penelitian atau menemukan alternatif dari nilai data yang hilang dengan menggunakan estimasi yang seharusnya. Mengeleminasi responden yang tidak melengkapi respon tes dari penelitian selain dapat merugikan peneliti terkait biaya, waktu, dan tenaga yang dikeluarkan, juga dapat berpotensi mengurangi kekuatan dan akurasi analisis (Ronald, 1998). Selain mengabaikan respons *missing data*, salah satu metode penanganan *missing data* yaitu dengan mengganti data yang hilang dengan beberapa nilai yang masuk akal (Wu, Jia, & Enders, 2015). Secara praktik, mengatasi hilangnya data sering dilakukan dengan melakukan metode imputasi dengan menggunakan nilai respons terendah dari pilihan respons yang tersedia (Zhang & Walker, 2008). Imputasi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk meminimalisir konsekuensi dari *missing data*. Menggantikan nilai yang hilang dengan nilai tunggal biasa disebut dengan *single imputation* atau imputasi tunggal. Nilai tunggal dapat berupa nilai konstan, nilai yang dipilih secara acak, atau nilai yang didapatkan secara tidak acak. Imputasi konstan dengan menggantikan *missing data* dengan nilai nol disebut dengan *zero imputation*.

Teknik imputasi dengan nilai terendah menjadi salah satu teknik yang digunakan pada tes kognitif, yaitu dengan format respons benar dan salah. Dalam format respons dikotomus, menyiratkan bahwa tanggapan yang hilang yang diperlakukan sebagai tidak benar atau nilai terendah dapat memunculkan *underestimate* pada peserta tes (Ludlow & O'Leary, 1999). Penelitian simulasi yang telah dilakukan oleh McKnight (2007) menunjukkan bahwa pemberian imputasi dengan nilai terendah tidak lebih baik menggambarkan estimasi *person trait* jika dibandingkan dengan membiarkan data kosong. Penelitian ini ingin melihat apakah teknik imputasi dengan nilai terendah pada format respons politomus dapat menggambarkan akurasi *person trait* yang lebih baik serta melihat bagaimana perbandingannya dengan membiarkan data kosong. Selain itu, belum adanya penelitian terdahulu mengenai penggunaan metode imputasi nilai terendah pada format respons politomus serta terbatasnya penelitian studi simulasi dengan penggunaan format respons politomus menjadi hal yang akan diangkat dalam penelitian ini. Oleh karena itu, peneliti ingin melihat bagaimana pemberian nilai terendah kategori respons tes non kognitif dapat mempengaruhi akurasi estimasi *person trait* serta melihat apakah memperlakukan *missing data* dengan *constant imputation* dapat memberikan estimasi *person trait (ability)* lebih baik daripada membiarkan data sebagai *non response* atau *not applicable (N/A)*. Penelitian dilakukan dengan menggunakan teknik simulasi dan penggunaan *real data* sehingga perbandingan data yang diperoleh lebih bervariasi.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan diatas, perumusan masalah dari penelitian ini yaitu bagaimana efektivitas metode *constant imputation* nilai terendah untuk estimasi *person trait* pada jenis data politomus ?

C. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui bagaimana efektivitas penggunaan metode *constant imputation* nilai terendah dari kategori respon pada *missing data* tes *non cognitive* terhadap estimasi *person trait* ?

D. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat, yaitu :

1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan pengembangan ilmu psikologi khususnya bidang psikometrik dalam penelitian simulasi berkaitan dengan metode mengatasi *missing data* pada jenis data politomus atau pada skala tes *non cognitive*.

2. Manfaat Praktis

Penelitian ini dapat dijadikan sebagai literasi civitas akademik yang ingin melakukan penelitian simulasi mengenai pengendalian *missing data* serta memberikan gambaran mengenai efektivitas penggunaan metode *constant imputation* pada skala non kognitif atau politomus seperti skala likert.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. *Missing Data*

1. Definisi *missing data*

Missing data merupakan suatu permasalahan yang berkaitan dengan hilangnya informasi mengenai fenomena yang ingin diteliti. Secara umum, *missing data* dapat menghalangi dan mempersulit pemahaman fenomena yang diteliti (McKnight, 2007). Menurut Allison (2002) *missing data* disebabkan karena beberapa variabel yang memiliki nilai namun tidak bisa diobservasi karena berbagai alasan. Misalnya, beberapa responden yang memilih untuk tidak melaporkan usia mereka pada kuesioner. Proses pengambilan data dilakukan melalui pertanyaan sistematis yang telah disusun oleh peneliti untuk menggambarkan variabel yang ingin diukur, dimana diwakilkan melalui beberapa item yang akan diisi oleh *test taker*. Dalam beberapa kasus, suatu variabel tidak memiliki arti bagi sebagian orang atau responden, sebagai contoh kebahagiaan perkawinan tidak memiliki arti bagi orang yang belum menikah. Begitu juga dengan kepuasan kerja tidak ditentukan bagi yang tidak bekerja. Konsep *missing data* dapat diwakili oleh pernyataan Sir Francis Bacon dimana ketika hasil pengamatan hilang karena alasan apapun, kemampuan kita untuk memahami bagaimana fenomena terjadi akan berkurang. Seperti ketika pengamatan yang terlewat ini akan mempengaruhi kemampuan kita untuk menyimpulkan bagaimana fenomena terjadi. Hal tersebut berkaitan dengan *missing*

data dimana *missing data* secara umum dapat menimbulkan ancaman terhadap validitas penelitian ilmiah (McKnight, 2007)

2. Penyebab *missing data*

Terdapat banyak alasan terjadinya *missing data* dalam penelitian. Dalam penelitian ilmu sosial dan perilaku, beberapa alasan mungkin dapat dijadikan pertimbangan dalam mengidentifikasi dan memahami mekanisme *missing data*. Mekanisme tersebut merupakan kunci dalam menangani data yang hilang. Adapun alasan terjadinya *missing data* yaitu :

a. Desain penelitian

Salah satu alasan *missing data* adalah desain penelitian yang tidak sesuai. Capbell dan Stanley (dalam McKnight,2007) menyatakan bahwa tidak ada desain penelitian yang sempurna. Setiap desain penelitian menentukan probabilitas *missing data* yang berbeda.

b. Karakteristik partisipan

Rubin (1987) mengidentifikasi dua alasan mengapa partisipan tidak menanggapi *item* yaitu pemrosesan informasi dan penolakan partisipan untuk memberikan informasi. Dua alasan tersebut terkait dengan karakteristik pribadi dari partisipan. Pemrosesan informasi dapat terkait dengan tingkat membaca dan pemahaman atau fungsi kognitif. Sedangkan penolakan partisipan untuk tidak memberikan informasi dapat dikaitkan dengan kurangnya minat subjek, kurangnya motivasi serta keyakinan individu dan sikap terhadap topik penelitian dan / atau pada konten *item* tertentu. Pada akhirnya kurangnya informasi mengenai variabel yang diteliti membatasi generalisasi hasil temuan.

c. Karakteristik pengukuran

Missing data dapat disebabkan oleh karakteristik pengukuran yang digunakan dalam penelitian. Dalam penelitian, pengukuran diartikan sebagai alat atau instrument yang digunakan untuk mengukur konsep dari konstruk yang digunakan. Terdapat beberapa penyebab terjadinya *missing data* akibat karakteristik pengukuran. Pertama, hilangnya pengamatan karena permasalahan teknis seperti rusak atau tidak berfungsinya alat pengukuran seperti electroencephalogram atau EEG. Kedua, *missing data* dapat terjadi karena beban responden yang disebabkan oleh banyaknya *item*, kebosanan atau kompleksitas pengukuran. Ketiga, karakteristik pengukuran dapat memicu terjadinya *missing data* pada tingkatan yang beda dalam subkelompok pada populasi yang sama contohnya, subjek yang tidak biasa dengan pertanyaan yang diajukan dan mengundurkan diri dari penelitian.

d. Kondisi pengumpulan data

Dalam beberapa kasus, kondisi saat pengumpulan data dilakukan dapat meningkatkan kemungkinan *missing data* terjadi. Seperti jauhnya lokasi untuk berpartisipasi dalam penelitian atau suasana yang tidak menyenangkan seperti suara berisik dan tempat yang kotor. Hal tersebut dapat membuat partisipan mengundurkan diri dalam penelitian. Selain itu, waktu ketika pengambilan data dilakukan dapat memicu partisipan untuk merespon dengan tergesa-gesa atau tidak menrespon. Kondisi saat pengumpulan data dilakukan dapat menjadi hambatan bagi partisipan penelitian untuk menjawab *item*, namun banyak partisipan yang secara sukarela berpartisipasi. Untuk meminimalisir terjadinya *missing data* karena

kondisi pengumpulan data, pemberian kompensasi kepada partisipan mungkin dapat dipertimbangkan peneliti.

e. Manajemen data

Meskipun banyak upaya yang dilakukan untuk mendapatkan data yang lengkap dari semua partisipan, peneliti dapat kehilangan data karena manajemen data yang buruk. Saat pemrosesan memasukan hasil kuesioner yang telah diisi ke dalam database, *missing data* dapat terjadi. Proses hilangnya dalam proses memasukan data mungkin dapat terjadi karena berbagai alasan seperti tulisan yang tidak jelas, tanggapan yang tidak konvensional atau secara tidak sengaja melewati *item* dalam kuesioner. Penyimpanan data yang buruk juga dapat terjadi dan menyebabkan data hilang. Terdapat kasus dimana proses analisis data tidak dapat dijalani karena data gagal didokumentasikan.

f. *Missing data* karena hal yang tidak terduga

Meskipun upaya untuk merancang penelitian sebaik mungkin untuk menghindari atau meminimalisir terjadinya *missing data*, namun hal yang tidak terduga dapat memicu terjadinya *missing data*. Dalam artian, tidak terdapat alasan yang sistematis melainkan hal yang tidak terduga seperti contohnya, partisipan secara tidak sengaja melewati *item* atau tidak hadir saat pengambilan data dilakukan karena sakit.

3. Mekanisme *missing data*

Menurut Rubin (1976) terdapat tiga mekanisme, dalam mekanisme *missing data*, digambarkan dalam matrik data menjadi dua bagian yaitu bagian yang diamati (Y_{obs}) dan bagian yang hilang (Y_{mis}) dan karenanya $Y = (Y_{obs}, Y_{mis})$

a. *Missing At Random* (MAR)

Kondisi dimana probabilitas data hilang hanya bergantung pada Y_{obs} yang diamati. Sebagai contoh, seorang peneliti mengukur pemahaman mahasiswa tentang kalkulus pada pre-test dan post-test di sebuah kursus. Misalnya bahwa siswa yang mendapat nilai rendah pada pre-test lebih besar kemungkinannya untuk keluar dari kursus, oleh karena itu skor mereka pada post-test tidak ada. Sehingga kemungkinan kehilangan post-test hanya bergantung pada skor pre-test, maka mekanisme data yang hilang pada post-test adalah MAR. Dengan kata lain, untuk siswa yang memiliki skor pre-test yang sama, kemungkinan mereka kehilangan post-test adalah acak. Untuk menyatakan defines MAR secara formal, dapat dimodelkan sebagai berikut :

$$P(R|Y, \xi) = P(R|Y_{obs}, Y_{mis}, \xi) = (R|Y_{obs}, \xi)$$

Jika distribusi ditulis sebagai $P(R|Y, \xi)$ dimana ξ merupakan parameter hilangnya data. R merupakan matriks hilangnya data dengan dimensi yang sama seperti Y . Elemen R adalah 1 atau 0, sesuai dengan Y dimana Y_{obs} dikodekan sebagai 1 dan Y_{mis} , dikodekan dengan 0. Dengan kata lain, probabilitas hilangnya data hanya bergantung pada data yang diamati dan ξ .

b. *Missing Completely At Random* (MCAR)

MCAR adalah kondisi data yang hilang dimana kemungkinan hilangnya tidak bergantung pada Y_{obs} (data yang diamati) atau pada Y_{mis} , (data yang hilang). Dalam kondisi ini, distribusi R dimodelkan :

$$P(R|Y, \xi) = P(R|Y_{obs}, Y_{mis}, \xi) = (R|\xi)$$

Jika data yang hilang memenuhi asumsi MCAR, dapat dilihat sebagai *random sample* dari data yang lengkap . Akibatnya, mengabaikan data yang hilang dibawah MCAR tidak akan menimbulkan bias, tetapi akan meningkatkan SE sampel perkiraan (*estimated sample*) karena ukuran sample berkurang. Dengan demikian, MCAR kurang menimbulkan ancaman bagi kesimpulan statistik daripada MAR atau MNAR.

c. *Missing Not At Random* (MNAR)

Mekanisme *missing data* ketiga adalah MNAR. Dalam mekanisme ini, data yang hilang terjadi karena probabilitas data yang hilang tergantung pada nilai dari data itu sendiri. Misalnya, data yang hilang pada variabel pendapatan cenderung menjadi MNAR, jika penerima pendapatan berpenghasilan relatif tinggi, cenderung menahan informasi daripada penerima pendapatan rata-rata atau rendah. Dalam kasus MNAR, mekanisme data yang hilang harus ditentukan oleh peneliti dan dimasukkan ke dalam analisis data untuk menghasilkan estimasi parameter yang tidak bias. Jika data yang hilang adalah MNAR, informasi berharga hilang dari data dan tidak ada metode universal untuk menangani *missing data* dengan benar.

B. Teknik Imputasi *Missing Data*

Salah satu metode penanganan *missing data* yaitu *single imputation* . *Single imputation* merupakan metode imputasi tunggal dengan menggantikan nilai yang hilang dengan nilai tunggal. Menggantikan nilai yang hilang dapat dilakukan dengan nilai konstan, nilai yang dipilih secara acak, atau nilai yang didapatkan secara tidak acak. (McKnight, 2007). Adapun prosedur dari *single imputation*

dengan menggunakan nilai konstan (*constant imputation*) diantaranya yaitu mean substitution, maximum likelihood substitution, median substitution, dan zero imputation. Dalam metode imputasi tunggal, yang paling umum adalah penggantian dengan nilai konstan. Prosedur ini membutuhkan nilai tunggal untuk dihitung dan kemudian diperhitungkan. Metode ini paling banyak digunakan dalam ilmu sosial dan perilaku namun membutuhkan pengawasan yang ketat mengenai metode ini. Metode *constant imputation* data yang hilang dengan nilai paling rendah, dimana nilai tersebut mungkin mengidentifikasi kegagalan atau kategori respon terendah dari suatu skala. Nilai terendah dapat digambarkan bahwa seseorang mendapatkan nilai terendah dari suatu konstruk yang diukur. Hal terbaik mengenai *constant imputation* adalah kemudahan dalam penggunaannya. Namun, salah satu kelemahan dalam penggunaan *constant imputation* pada penggunaan nilai terendah dapat memberikan kesan *underestimate* terhadap *test taker* (McKnight, 2007).

C. *Polytomous Item Response Theory*

Item Response Theory mengacu pada beragam model yang dirancang untuk mewakili hubungan antara respons *item* setiap individu dan sifat laten (*latent trait*) yang mendasarinya (Fraley, Brennan, & Waller, 2000) *Latent trait* biasanya ditetapkan oleh θ (theta) atau *ability*. Tujuan utama dalam model ini adalah untuk mengkarakteristikan hubungan antara theta dan probabilitas menjawab *item*. Relasi antara theta dan probabilitas diinterpretasikan oleh *Item Characteristic Curve* (ICC), dimana kurva terdiri dari garis regresi non linear yang mewakili probabilitas dalam

menjawab suatu *item* atau kategori respons *item* sebagai fungsi dari *latent trait* yang mendasarinya.

Item Response Theory (IRT) merupakan teori tes berbasis *item* dan merupakan perluasan dan pengembangan dari CTT. Fondasi pengukuran dari IRT adalah fungsi yang menghubungkan probabilitas seseorang menanggapi suatu *item* dengan cara tertentu dengan kedudukan *person trait* berdasarkan sifat yang diukur oleh *item* tersebut. Dengan kata lain, penggambaran probabilitas dari fungsi tersebut menunjukkan bagaimana seseorang dengan kedudukan tinggi pada suatu sifat cenderung memberikan respons dalam kategori respons yang berbeda kepada seseorang dengan posisi rendah pada tingkat sifat. Fungsi matematis tersebut dapat digambarkan oleh bentuk logistik yang disebut sebagai *Item Response Function* (IRF). (Ostini & Nering, 2006)

Keuntungan utama IRT adalah adanya persamaan *item location* atau *item difficulty* (b) dan *person trait* (θ) dalam indeks pada metrik yang sama. Oleh karena itu, ketika tingkat *person trait* (θ) seseorang lebih tinggi dari *item location/difficulty* (b), orang tersebut lebih mungkin untuk memberikan tanggapan yang mengarah kepada jawaban positif atau benar dan sebaliknya. Parameter kedua yang harus diperkirakan untuk memberikan deskripsi IRF adalah parameter yang memberi indeks kemiringan fungsi. Parameter ini, ditandai dengan (a) atau *parameter slope* memberikan indikasi seberapa baik suatu *item* dengan melihat diskriminasi dalam kontinum sifat. Dengan kata lain, parameter ini menunjukkan seberapa baik suatu *item* dapat membedakan setiap orang dengan sifat yang mereka miliki. Parameter ini juga dapat digambarkan bahwa *item* yang sangat diskriminatif dapat mengetahui

dengan akurasi yang lebih besar dimana dalam membedakan orang dengan tingkat sifat yang berdekatan dan memiliki kemampuan yang dekat cenderung memberikan respons yang berbeda. Persamaan dua parameter dapat digambarkan oleh fungsi IRF.

Dibandingkan dengan model dikotomus, komplikasi dari model IRT politomus adalah bahwa perbedaan antara kategori respons dan batas yang memisahkannya mencerminkan dua probabilitas yang berbeda. (1) probabilitas merespons dalam kategori tertentu, dan (2) probabilitas untuk merespons secara positif daripada negatif pada batas yang diberikan antara dua kategori. Artinya, probabilitas merespons positif daripada negatif pada batas kategori (dimodelkan oleh IRF) juga mewakili probabilitas merespons dalam kategori positif. Ketika terdapat lebih dari dua kategori, hal ini tidak terjadi lagi karena selalu ada setidaknya satu kategori yang didefinisikan oleh dua batas. Dalam hal itu, probabilitas untuk merespons dalam kategori tersebut ditentukan oleh karakteristik pada dua batas yang berdekatan.

IRF dalam model dikotomus dapat mewakili probabilitas merespons positif dan negatif (benar dan salah) sedangkan dalam politomus, kedua probabilitas tidak dapat dipresentasikan dalam satu jenis fungsi respons politomus. Oleh karena itu, model politomus membutuhkan fungsi spesifik yang mewakili respons pada batas kategori tertentu. Untuk itu, dapat dipresentasikan dengan fungsi Category Boundary Response Function (CBRF).

D. *Graded Response Model (GRM)*

GRM merupakan model dua parameter logistik (2PL) dimana model ini digunakan sebagai aplikasi praktis kerangka kerja umum Samejima. Model ini adalah model manifestasi dari *Item Response Theory Poltomous* yaitu metode interval berturut-turut Thurstone (Ostini & Nering, 2006). Fungsi formulasi dari GRM sebagai berikut :

$$P_{ig}^* = \frac{e^{a_i(\theta - b_{ig})}}{1 + e^{a_i(\theta - b_{ig})}} \quad (1)$$

Persamaan diatas menunjukkan, P_{ig}^* yaitu fungsi batas kumulatif yang sesuai (Samejima, 1972, 1996). b_{ig} merupakan *boundary location parameter* atau batas *item difficulty*. Dalam fungsi respons batas kategori, model ini muncul dari persamaan (1) dengan kata lain, model ini memberikan kemungkinan merespons dalam setiap kategori respons yang berbeda.

E. *Simulasi Monte Carlo*

Simulasi Monte Carlo merupakan elemen kunci dari penelitian operasional dan akademik dalam bidang pengukuran dan psikometrik. Baik dalam penelitian akademis maupun psikometrik, peneliti sering memilih untuk mensimulasikan data empiris. Menurut Davison dan Rodriguez (Bulut & Sunbul, 2017) tiga prinsip yang dibutuhkan peneliti untuk mempertimbangkan ketika merancang dan melakukan studi simulasi Monte Carlo yaitu :

1. Keaslian (*authenticity*)

Keaslian studi simulasi Monte Carlo mengacu pada sejauh mana studi simulasi mencerminkan kondisi nyata. Sebagai contoh, ketika seorang peneliti ingin menyelidiki dampak dari uji panjang dan estimasi *ability* yang diperoleh dari model IRT tertentu. Peneliti memilih 30, 60, 90, dan 300 item sebagai nilai hipotesis untuk faktor panjang tes. Karena 300 item tidak mungkin diberikan kepada responden, peneliti harus mempertimbangkan untuk menghilangkan opsi tersebut dari studi simulasi. Keaslian studi simulasi juga terkait dengan kebutuhan faktor simulasi. Melanjutkan dengan contoh yang sama, peneliti dapat mempertimbangkan ukuran sampel sebagai faktor potensial untuk studi simulasi pada pemulihan esimasti *ability*.

2. Kelayakan (*feasibility*)

Kelayakan studi simulasi mengacu pada keseimbangan antara tujuan studi simulasi dan ruang lingkup studi simulasi. Kombinasi dari banyaknya faktor simulasi dan replikasi dapat menyebabkan studi simulasi terlalu kompleks. Oleh karena itu, peneliti harus menentukan faktor simulasi yang penting dan berapa banyak replikasi yang dapat dicapai dalam lingkup studi simulasi.

3. Reprodusibilitas (*reproducibility*)

Prinsip ini mengacu pada kemungkinan bahwa peneliti yang melakukan studi simulasi dapat mereplikasi temuan yang sama pada waktu yang berbeda. Peneliti harus menentukan *seed*(sumber data) sebelum menghasilkan data dan menyimpan catatan dari *seed* yang dipilih dalam studi simulasi. Peneliti dapat menggunakan

seed untuk mereplikasi temuan atau memberikan kepada peneliti lain yang tertarik untuk mereplikasi temuan mereka.

Dalam melakukan simulasi, langkah perhitungan untuk menguji akurasi dari estimasi *person trait* yaitu :

1. Expected A Posteriori (EAP)

Salah satu pendekatan estimasi person trait yaitu Bayesian seperti Bayes Mean Estimate atau EAP. Pendekatan ini merupakan teknik algoritma yang tidak berulang dan didasarkan pada metode kuadratur numerik (Ayala, B, & J., 2001). Estimasi person trait EAP dapat diperoleh untuk semua respons, termasuk nol dan pola skor sempurna. Estimasi EAP dari person trait partisipan dapat ditunjukkan pada

$$\hat{\theta}_n = \frac{\sum_{k=1}^q X_k L_n(X_k) A(X_k)}{\sum_{k=1}^q L_n(X_k) A(X_k)} \quad (2)$$

X_k merupakan titik kuadratur q , $A(X_k)$ merupakan bobot yang terkait dengan titik quadrature, L_n adalah fungsi probabilitas setelah item n . Bock dan Mislevy (1982) menunjukkan dengan data simulasi bahwa EAP memberikan estimasi yang stabil, meskipun estimasi tersebut bias pada tingkat kemampuan yang jauh dari rata-rata. (Wang & Vispoel, 1998)

2. Item parameter recovery

Salah satu evaluasi estimasi person trait adalah Root Mean Square Error (RMSE). RMSE merupakan ukuran daritotal kesalahan estimasi yang memiliki dua komponen yaitu kesalahan sistematis (bias) dan kesalahan acak atau sampling (SE). RMSE dapat dihitung melalui persamaan berikut

$$RMSE(\hat{\theta}) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (\hat{\theta}_j - \theta)^2} \quad (3)$$

θ merupakan true person trait, $\hat{\theta}_j$ adalah estimasi person trait untuk replikasi j dan N adalah jumlah replikasi, yaitu 500 dalam penelitian ini. Keseluruhan indeks juga diturunkan untuk memberikan ringkasan umum tentang bagaimana metode estimasi person trait yang berbeda mungkin dilakukan ketika kemampuan yang sebenarnya normal. Indeks ini dihitung dengan mengambil nilai absolut dari indeks bersyarat dan rata-rata diatas peserta *test taker* yang berdistribusi normal (Wang & Vispoel, 1998).

F. Kerangka Pemikiran

Skala sikap merupakan salah satu bentuk tes psikologi non kognitif yang memiliki kategori skor tertentu untuk memprediksi bentuk sikap atau perilaku partisipan sesuai konstruk pengukuran. Dalam pengukuran sikap menggunakan skala Likert atau model *item* politomus terdapat kategori skor terendah dalam skor tersebut yang menggambarkan nilai rendah dari sikap atau perilaku yang diuji. *Missing data* merupakan permasalahan yang sulit dihindari ketika penelitian dilakukan, data yang lengkap merupakan salah satu persyaratan untuk mencapai akurasi estimasi *person trait* serta uji statistik dan kesimpulan yang baik. Metode penanganan *missing data* salah satunya yaitu *constant imputation*, yaitu menggantikan data yang hilang dengan nilai konstan. Dalam penelitian ini, nilai konstan berupa nilai terendah dari kategori respon tes non kognitif yaitu 1, dimana

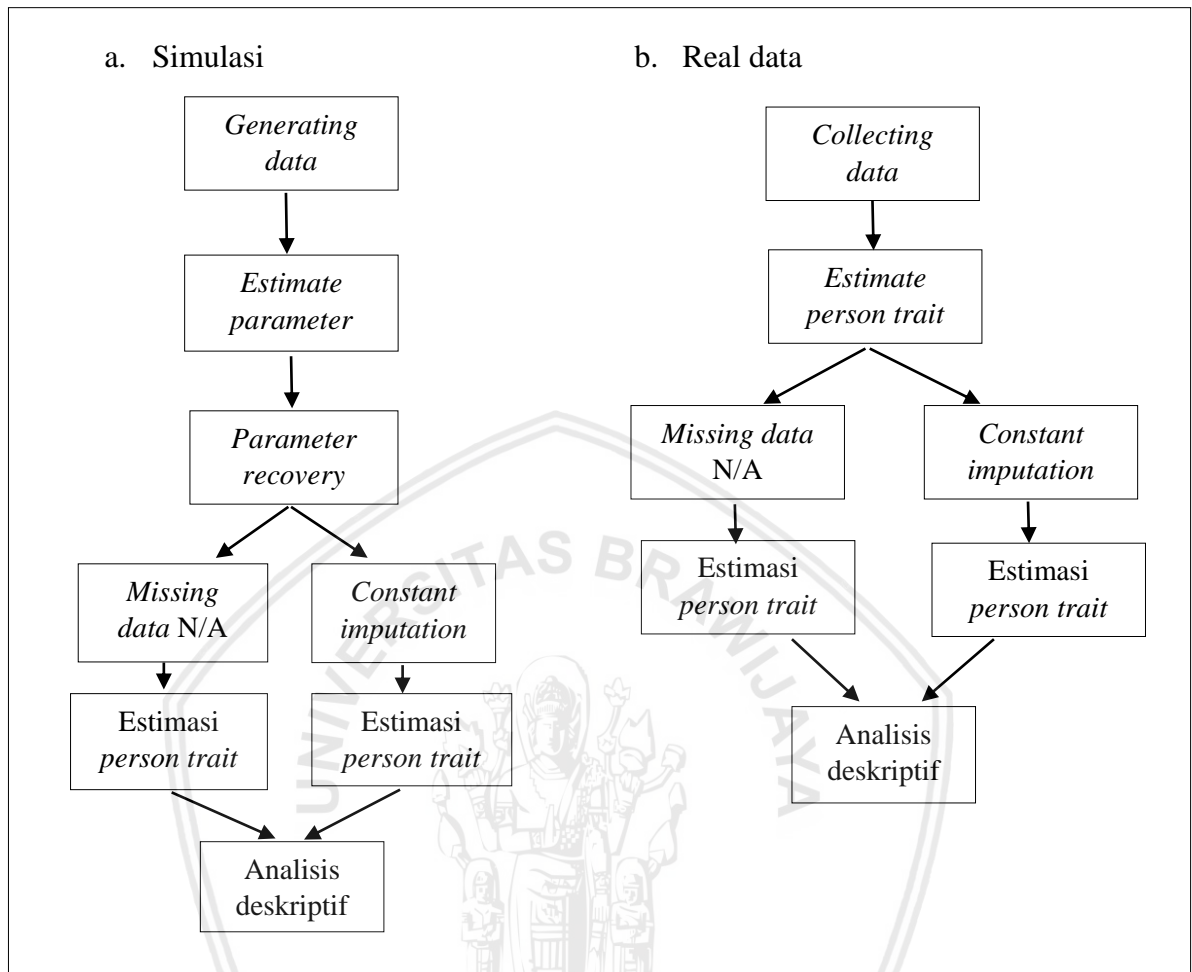
pemberian nilai tersebut didasarkan nilai respons *item* yang telah digenerasi yaitu 1-5. Pemberian nilai terendah pada data yang hilang Penelitian dilakukan dengan menggunakan teknik simulasi Monte Carlo sehingga dapat menghasilkan *true value person trait parameter* dan melakukan pengaturan kondisi *item parameter* serta persentase *missing data* sebesar 15%, 30%, dan 50%. Proses analisis dilakukan berdasarkan format item politomus sehingga menggunakan model GRM dalam menentukan estimasi *person trait* dibawah kerangka Item Response Theory. Selain itu, pengambilan *real data* juga dilakukan dalam penelitian ini. Analisis *real data* menggunakan kerangka dan model yang sama dengan simulasi sehingga dapat mengetahui estimasi *person trait* yang dihasilkan. Analisis akhir bertujuan untuk melihat dan membandingkan pengaruh penanganan *missing data* dengan data yang tidak bernilai (N/A) dan melihat pengaruh pemberian imputasi pada *missing data* dengan nilai terendah dari kategori respons terhadap estimasi *person trait*.

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Desain Penelitian

Penelitian dilakukan menggunakan pendekatan kuantitatif psikometrik dengan teknik simulasi dan penggunaan *real data*. Simulasi dilakukan dengan desain 2 x 2 dimana menggunakan dua kondisi imputasi yaitu membiarkan data *non applicable* (N/A) dan *constant imputation* nilai respons terendah, jumlah *item* yang digunakan yaitu 20 dan 40 item, serta satu ukuran sampel sebanyak 1000. Persentase *missing data* dan kontaminasi data yang telah digenerasi pada simulasi dikondisikan sebesar 15%, 30%, dan 50%. Teknik analisis yang digunakan adalah simulasi Monte Carlo dengan menggenerasi data dan melakukan estimasi parameter *person trait* dengan menggunakan Expected A Posteriori (EAP) serta melihat kualitas estimasi *person trait* dengan melihat RMSE dibawah model GRM. Analisis deskriptif dilakukan setelah estimasi *person trait* diperoleh dari metode imputasi konstan dan imputasi (N/A) dengan melihat RMSE. Desain penelitian penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan penelitian menggunakan (a) Simulasi (b) Real data

B. Fokus Penelitian

Fokus dari penelitian ini untuk melihat perbedaan pengaruh penggunaan metode imputasi konstan respons terendah yaitu 1 dan imputasi data tidak bernilai (N/A) terhadap estimasi *person trait*. Serta melihat seberapa efektif pengaplikasian metode *constant imputation* pada *missing data*. Penelitian dilakukan dengan mengkondisikan respons dengan data yang hilang lalu memberikan imputasi konstan respons nilai terendah (1) dan imputasi data tidak bernilai (N/A) dengan

persentase *missing data* yang telah ditentukan. Penelitian menggunakan teknik simulasi dan *real data*. Analisis estimasi *person trait* dilakukan setelah simulasi dan *real data* digenerasi dengan menggunakan *Item Response Theory* model GRM. Analisis deskriptif dilakukan untuk melihat perbedaan hasil estimasi *person trait* dari imputasi (N/A) dan (1).

C. Tahap Pelaksanaan Penelitian

Penelitian dilakukan dengan menggunakan teknik simulasi dan *real data*. Tahapan dari setiap teknik penelitian yaitu :

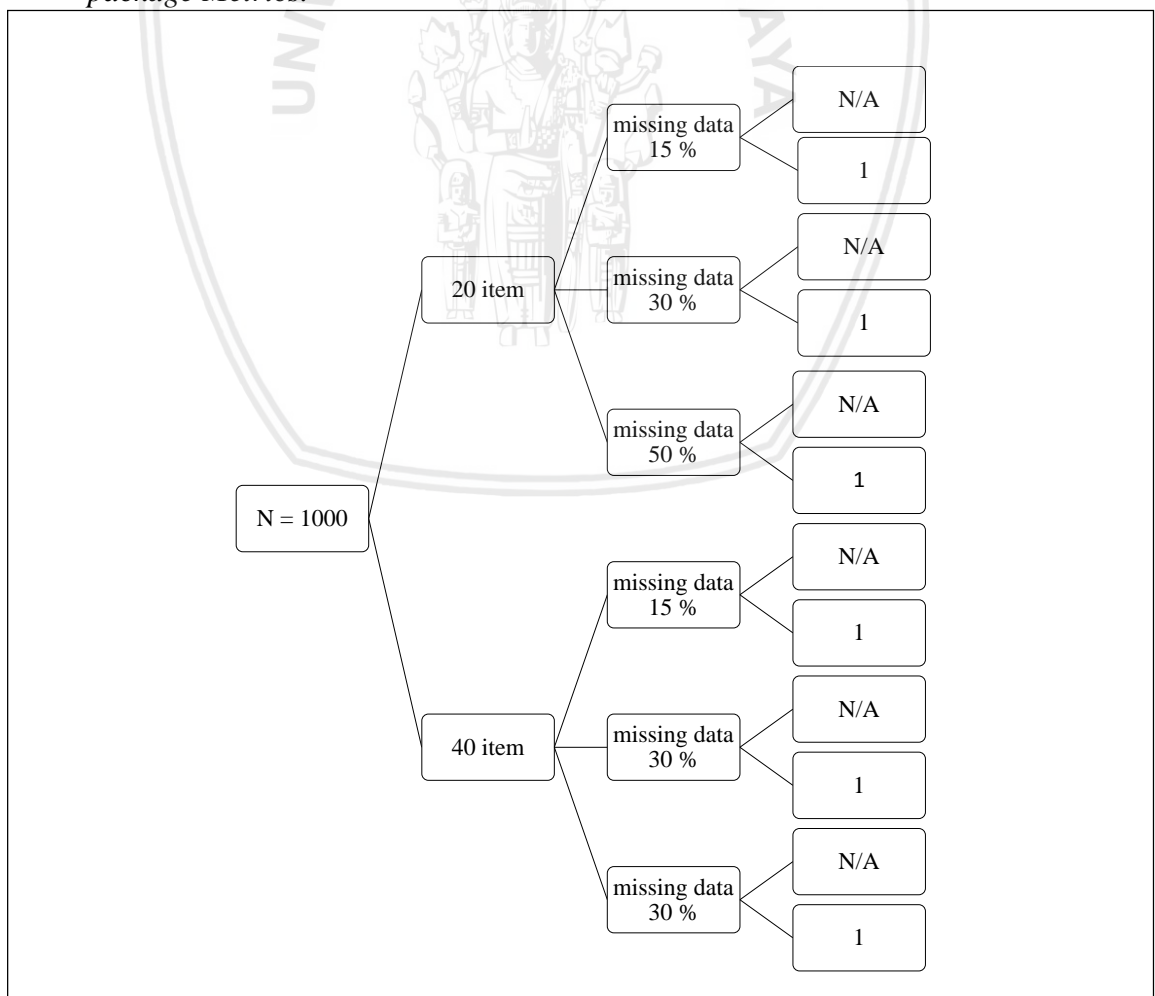
1. Tahap simulasi

Proses simulasi dilakukan dengan menggunakan aplikasi R *software* versi

1.1.463 tahapan dari simulasi data berikut:

- a. Penetapan kondisi simulasi dengan menggunakan 1000 subjek, jumlah item sebanyak 20 dan 40, jenis data politomus dengan kategori respons terendah
1. *Package* yang digunakan dalam proses simulasi yaitu *mirt*, *missforest*, *SimDesign*, *ImputeTS*, *Metrics*, dan *ltm*. Ilustrasi penetapan kondisi ditunjukkan pada gambar 2.
- b. Generasi data berdasarkan kondisi penelitian dengan menetapkan parameter item. Diskriminasi item (*a*) dari distribusi log-normal $a \sim \ln N(1, 0.5)$ dan Kesulitan item (*b*) dari distribusi normal $b \sim N(0.5, 1)$
- c. Perhitungan *parameter recovery* dengan membandingkan *true* parameter dan *estimated parameter* lalu melihat nilai RMSE untuk melihat kelayakan data yang telah digenerasi

- d. Generasi *missing data* (N/A) dengan jenis mekanisme *missing data* MCAR sebesar 15%, 30%, dan 50% tahap ini menggunakan *package mirt* dan *missforest*
- e. Estimasi *person trait* dilakukan dengan menggunakan IRT model GRM menggunakan *package ltm*
- f. Kontaminasi data dilakukan untuk mengganti (N/A) menjadi 1 sebesar 15%, 30%, 50% dalam tahap ini diperlukan *package missforest*
- g. Analisis estimasi *person trait* kembali dilakukan untuk melihat estimasi *person trait* dengan menggunakan imputasi 1 dan (N/A) menggunakan *package Metrics*.



Gambar 2. Kondisi simulasi penelitian berdasarkan persentase *missing data* dan metode yang digunakan

2. Real data
 - a. Menggunakan *real data* dengan 1000 subjek menggunakan item tes bersifat politomus dimana 1 merupakan respons terendah
 - b. Estimasi *person trait* dilakukan dengan menggunakan model GRM
 - c. Metode imputasi dilakukan dengan mengganti *missing data* (N/A) dengan nilai 1 menggunakan *package missforest*
 - d. Estimasi *person trait* dilakukan kembali setelah metode imputasi sehingga mendapat estimasi *person trait* dengan dan tanpa metode imputasi konstan.

D. Teknik Analisis Data

Estimasi *person trait* dilakukan dengan metode Expected A Posteriori dan nilai Root Mean Square Error sebagai teknik analisis data.

1. Expected A Posteriori (EAP)

Digunakan untuk menghasilkan estimasi *person trait*. Estimasi parameter ini dilakukan dibawah kerangka *Graded Response Model* sesuai persamaan (2).
2. Root Mean Square Error (RMSE)

Setelah itu melihat nilai RMSE sebagai landasan dalam melihat akurasi estimasi *person trait* sesuai persamaan (3).

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Deskripsi Data

1. Simulasi

Proses simulasi dilakukan sesuai desain penelitian dengan menetapkan dua kondisi jumlah item yaitu 20 dan 40 item serta tiga kondisi persentase *missing data* yaitu sebesar 15%, 30% dan 50%. Jumlah subjek yang ditetapkan 1000 orang dan item memiliki 5 pilihan respons jawaban dari 1 sampai 5 dimana nilai 1 adalah nilai respons terendah. Tahap pertama dalam proses simulasi yaitu generasi data berdasarkan distribusi normal dengan mengkondisikan mean *ability* sebesar 0 dan standar deviasi 1. Penetapan parameter dalam setiap kondisi, yaitu: *item discrimination* , $\alpha \sim \ln N(1, 0.5)$; *item difficulty* $b \sim N(0.5, 1)$. Parameter ditetapkan berdasarkan distribusi normal *item discrimination* dan *item difficulty*.

2. Real data

Pengambilan *real data* didapat melalui Harvard Dataverse berdasarkan Oregon Research Institute *Self Report*. Penelitian tersebut menggunakan skala *self peer inventories* yang memiliki 5 respons kategori sesuai dengan kategori respons pada simulasi. Partisipan yang bergabung dalam penelitian tersebut sebanyak 1756 namun untuk kebutuhan penelitian, subjek yang digunakan sebanyak 1000 orang sesuai dengan desain penelitian dalam simulasi. Persentase *missing data pada real data* yang didapat adalah 0.003 %.

B. Hasil Analisis Data

1. Hasil simulasi

Proses simulasi diawali dengan generasi data dengan pendekatan Item Response Theory dua parameter logistik. Data yang telah digenerasi menghasilkan *true parameter* dan *estimated parameter*. Nilai *Mean* dan *SD* dari *true* dan *estimated person trait* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1.

Nilai mean SD parameter person trait $N=1000$, Replikasi=500

Jumlah item	Prosentase Missing data	True value		Estimated value	
		Mean	SD	Mean	SD
20	15	.003	.996	-.021	1.004
	30	.009	.977	-.016	1.130
	50	.002	1.011	.029	1.179
40	15	-.035	1.000	-.248	.953
	30	-.031	1.044	.232	1.638
	50	-.006	.987	.313	1.379

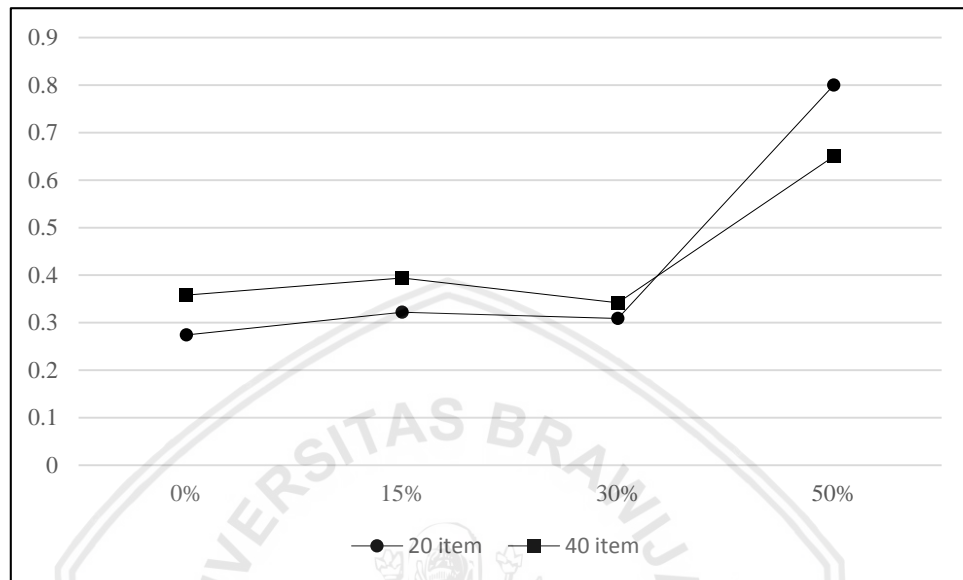
Tabel 1. menunjukkan perbandingan *Mean* dan *SD true value* dan *estimated value* dari *person trait* masing-masing kondisi simulasi. Terlihat bahwa nilai dari *true person trait* dan *estimated person trait* tidak memiliki perbedaan yang berarti, namun nilai *estimated person trait* dapat dikatakan sedikit over estimasi dibandingkan dengan nilai *true person trait*. Selanjutnya, evaluasi hasil *true value* dan *estimated value* dari simulasi dilakukan dengan melihat *parameter recovery* dari *person trait*. Salah satu teknik melihat *parameter recovery* yaitu melalui pengukuran RMSE sesuai pada perhitungan (4). Nilai RMSE dari masing – masing kondisi simulasi dapat ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2.
Parameter recovery dari masing-masing kondisi simulasi

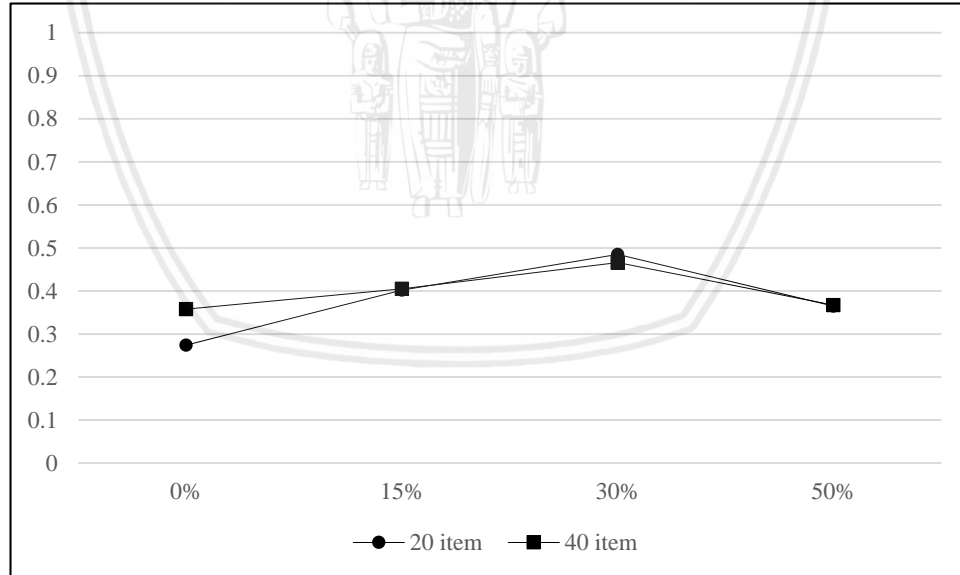
Jumlah aitem	Persentase <i>Missing data</i>	RMSE		
		<i>No missing</i>	<i>Missing data</i>	Imputasi
20	15	.272	.322	.402
	30	.274	.310	.486
	50	.278	.800	.365
40	15	.357	.395	.406
	30	.362	.342	.466
	50	.356	.651	.368

RMSE dapat menggambarkan *error* serta mengindikasikan adanya ketidakcocokan dalam permodelan, sehingga semakin besar nilai RMSE yang didapat menggambarkan *error* yang besar pula (Willmott dan Matsuura 2005). Penelitian ini melihat selisih nilai *true value* dan *estimated value* dari *person trait* melalui perhitungan RMSE. Tabel 2 menggambarkan nilai estimasi *person trait* berdasarkan nilai RMSE yang telah didapat. Grafik distribusi perpindahan RMSE pada data yang terkontaminasi *missing data* dan *RMSE constant imputation* dapat ditunjukkan oleh Gambar 3.

a. Nilai RMSE pada data yang terkontaminasi oleh *missing data*



b. Nilai RMSE data dengan *constant imputation* nilai terendah



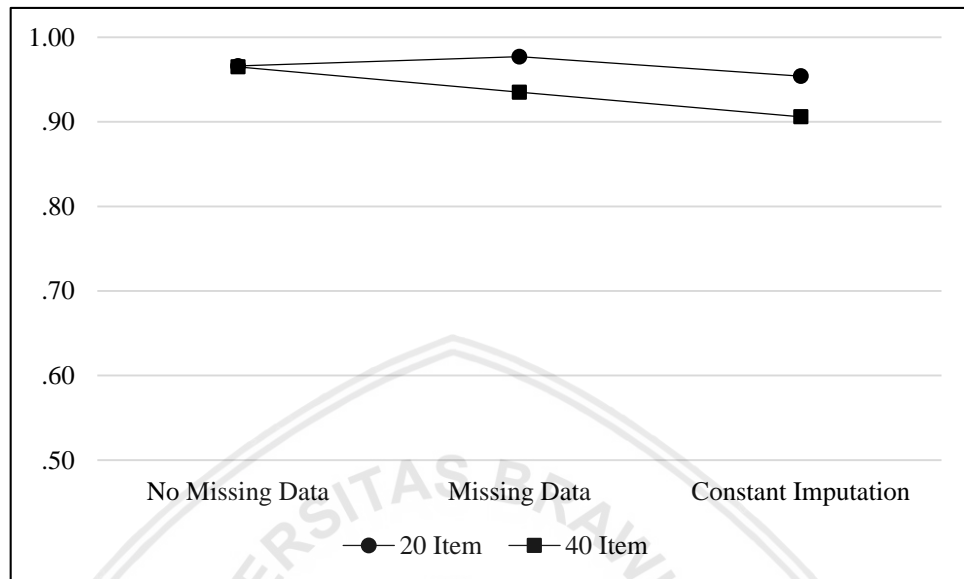
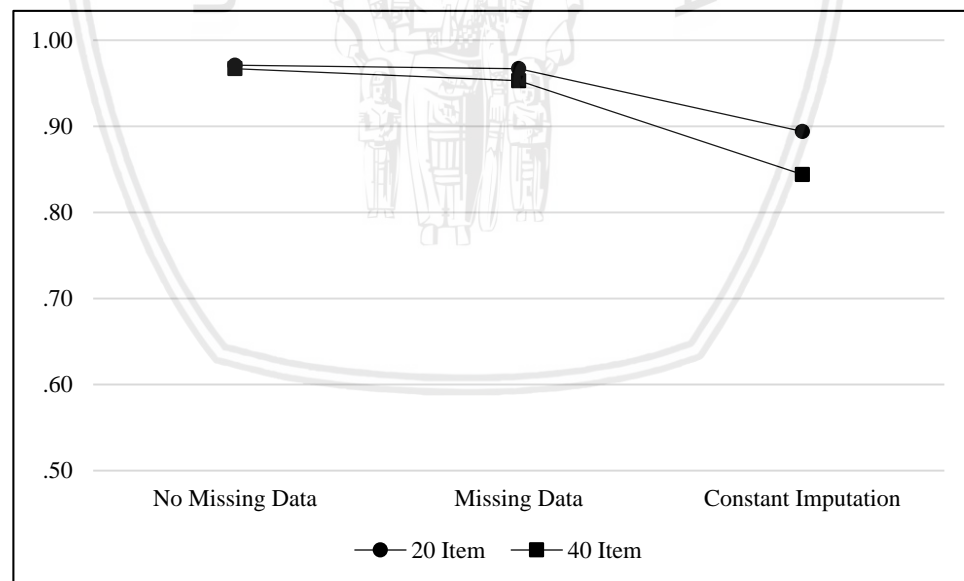
Gambar 3. Nilai RMSE dari masing-masing kondisi simulasi

Gambar 3 menunjukkan pergerakan nilai RMSE dari data yang terkontaminasi *missing data* dan nilai RMSE dari data yang diberi *constant imputation*. Pada

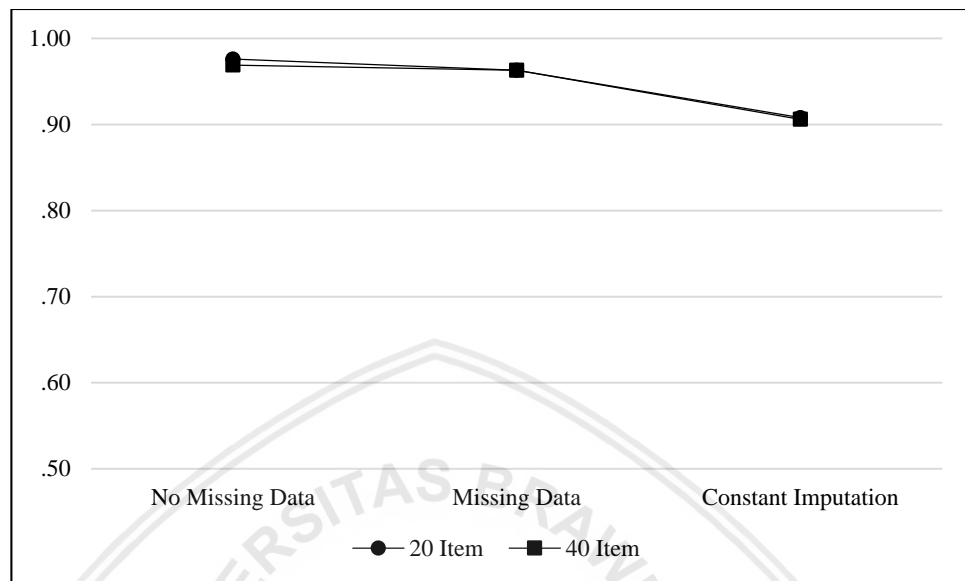
Gambar 3(a) dan 3(b) secara garis besar menunjukkan bahwa nilai RMSE cenderung lebih rendah ketika jumlah item sedikit dan nilai RMSE lebih tinggi ketika jumlah item lebih banyak. Hal ini menunjukkan adanya perbandingan yang lurus antara jumlah item dan nilai RMSE yang didapat.

Perbandingan nilai RMSE data *no missing* dengan data yang terkontaminasi oleh *missing data* ditunjukkan oleh Gambar 3(a), terlihat bahwa pada kedua kondisi jumlah item baik 20 maupun 40 item, nilai RMSE meningkat seiring dengan naiknya tingkat persentase *missing data*. Namun pada persentase *missing data* 30%, nilai RMSE mendekati nilai RMSE *no missing*. Hal ini menunjukkan bahwa dalam penelitian ini, mengabaikan data yang hilang ketika persentase *missing data* 30% akan mendekati hasil akurasi estimasi *person trait* data *no missing*.

Sedangkan perbandingan nilai RMSE data *no missing* dengan data yang diberikan *constant imputation* yang ditunjukkan oleh Gambar 3(b) menunjukkan nilai RMSE semakin tinggi seiring dengan meningkatnya persentase *missing data* yang diberikan *constant imputation*. Namun, ketika persentase *missing data* sebesar 50%, nilai RMSE menurun mendekati nilai RMSE dari data *no missing*. Hal ini menunjukkan bahwa pemberian metode *constant imputation* pada *missing data* yang ekstrem dapat meningkatkan akurasi *person trait*. Setelah melihat akurasi *person trait* melalui RMSE, perhitungan korelasi dilakukan untuk melihat hubungan antara *true value* dan *estimated value person trait* pada masing-masing kondisi persentase penelitian. Grafik korelasi tersebut dapat ditunjukkan oleh Gambar 4.

a. Korelasi *person trait estimation* persentase *missing data* 15 %b. Korelasi *person trait estimation* persentase *missing data* 30 %

c. Korelasi *person trait estimation* persentase *missing data* 50 %



Gambar 4. Nilai korelasi dari *true* dan *estimated person trait* masing-masing kondisi simulasi

Grafik korelasi secara keseluruhan menunjukkan bahwa pada setiap kondisi persentase penelitian, nilai korelasi yang paling tinggi dimiliki oleh data *no missing* dibandingkan dengan data yang terkontaminasi *missing data* dan pemberian data dengan *constant imputation*. Hal ini menunjukkan bahwa nilai *true value* dan *estimated value* data *no missing* memiliki nilai yang berdekatan. Secara keseluruhan, pada kondisi 20 item memiliki korelasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan kondisi 40 item. Hal ini menunjukkan pada penelitian ini, akurasi estimasi *person trait* lebih baik digambarkan pada kondisi 20 item dibandingkan 40 item.

Grafik korelasi penggunaan *constant imputation* menunjukkan nilai yang rendah pada setiap kondisi menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang lebih besar antara *true value* dan *estimated value* data yang diberikan *constant imputation*.

Sehingga dapat dikatakan bahwa akurasi dari *person trait* pemberian *constant imputation* tidak lebih baik dibandingkan data no missing dan data yang dibiarkan hilang. Hal ini diperkuat dengan nilai RMSE yang tinggi pada data yang diberikan *constant imputation* pada Tabel 2. Namun pada kondisi persentase *missing data* tertentu, *constant imputation* dapat menurunkan nilai RMSE.

Untuk memperjelas nilai *true* dan *estimated person trait* yang telah dibandingkan pada grafik RMSE dan korelasi, dapat ditunjukkan oleh Tabel 3.

Tabel 3.
Estimasi person trait dari masing-masing kondisi simulasi

Jumlah item	Persentase	Person trait estimation					
		No missing		Missing data		Imputasi	
		<i>true</i>	<i>estimated</i>	<i>true</i>	<i>estimated</i>	<i>true</i>	<i>estimated</i>
20	15	.000	-.101	.000	-.025	.000	-.215
	30	-.001	-.101	-.001	-.189	-.001	-.284
	50	-.002	-.111	-.002	-.132	-.002	-.001
40	15	.002	.027	.002	.048	.002	-.218
	30	.002	.014	.002	-.054	.002	-.261
	50	.001	.022	.001	-.239	.001	-.134

Tabel 3. Menunjukkan nilai *true person trait* cenderung over estimasi. Hal tersebut ditunjukkan dengan nilai *true person trait* yang lebih tinggi dibandingkan *estimated person trait*. Secara garis besar, *estimated person trait* no missing 20 item lebih rendah dibandingkan dengan *true person trait* dan *estimated person trait* 40 item lebih tinggi dibandingkan *true person trait*. Sedangkan pada *missing data* dan imputasi, kedua kondisi item memiliki *estimated person trait* yang lebih rendah dibandingkan *true person trait*.

3. *Real data*

Hasil analisis terhadap *real data* yang memiliki *missing data* menunjukkan bahwa nilai *standard error* yang dimiliki hampir sama dengan *standard error* (*slightly lower*) dari *real data* yang telah diimputasi dengan nilai respons terendah.

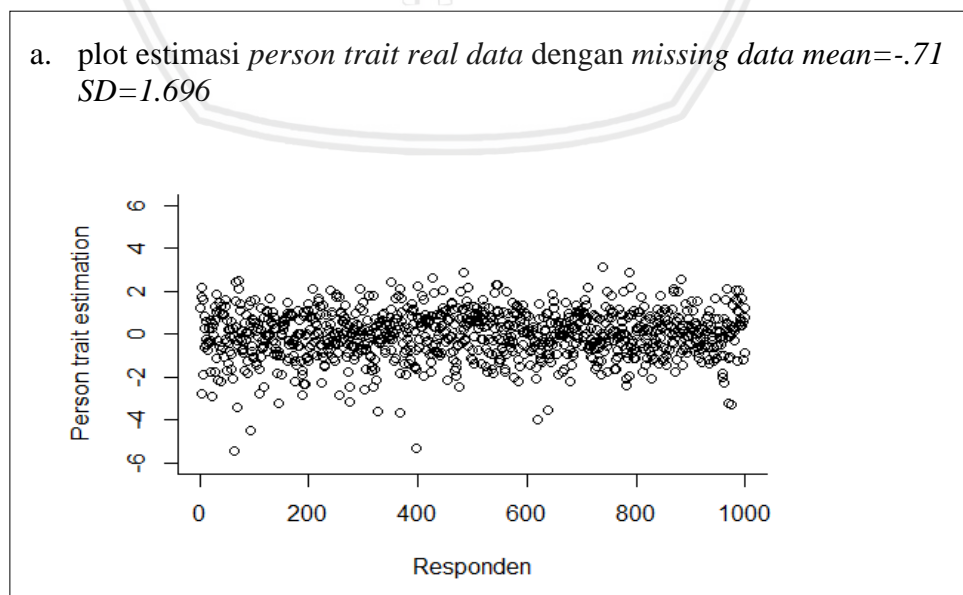
Tabel 4.

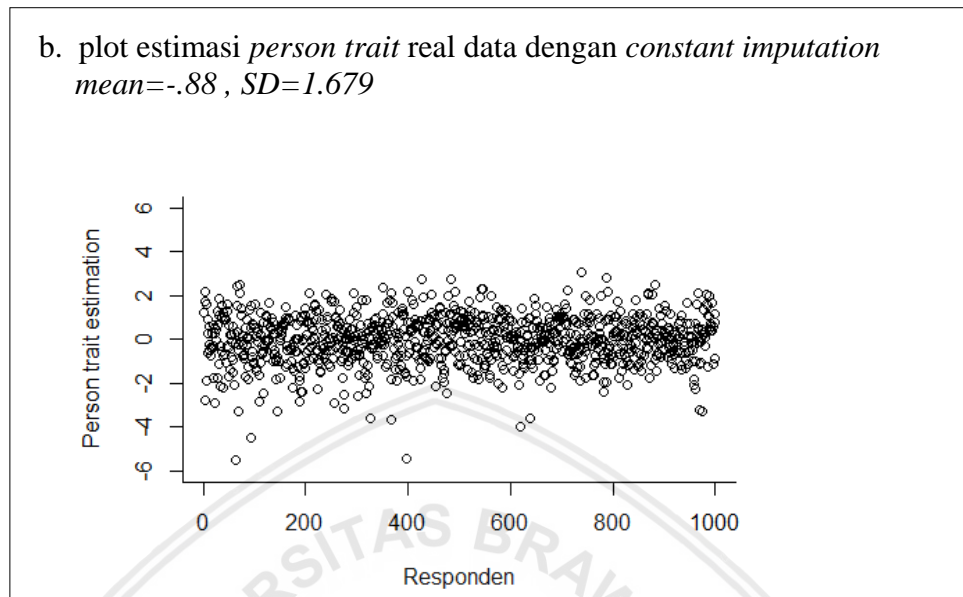
Nilai SE dan *person trait estimation* *real data* constant imputation dan non imputation

	Missing	Imputasi
Standard Error	.315	.313
Person trait	-.029	-.030

Nilai korelasi estimasi *person trait* pada *real data* tanpa metode imputasi dengan *real data* yang telah diimputasi yaitu sebesar .999. Nilai korelasi yang tinggi tersebut menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang kecil antara estimasi *person trait* sebelum dan setelah imputasi. Persebaran estimasi *person trait* sebelum dan sesudah penggunaan imputasi dapat dilihat pada Gambar 5.

a. plot estimasi *person trait* *real data* dengan *missing data* mean=-.71 SD=1.696





Gambar 6. Plot persebaran estimasi *person trait* penggunaan *constant imputation* dan *non imputation*

Distribusi estimasi *person trait* dari *real data* yang telah ditunjukkan oleh Gambar 5. menunjukkan sangat sedikitnya perbedaan pergerakan estimasi yang tersebar. Hal tersebut dikarenakan persentase *missing data* yang sedikit yaitu sebesar 0.003%. Standar error dari *real data* yang diberikan *constant imputation* hampir sama (*slightly lower*) dengan *real data* yang sebenarnya.

C. Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana efektivitas penggunaan metode *constant imputation* nilai terendah dari kategori respon pada *missing data* tes *non cognitive* terhadap estimasi *person trait*. Hasil penelitian memperlihatkan terjadinya kenaikan nilai RMSE seiring dengan meningkatnya jumlah persentase *missing data*. Hal ini sesuai dengan penelitian yang dilakukan Zhang dkk (2008),

yang menggambarkan akurasi estimasi *person trait* yang menurun seiring dengan bertambahnya data yang hilang. Hal ini dikarenakan, pengelolaan informasi dibawah IRT didasarkan pada semakin banyaknya informasi yang diperoleh maka semakin baik menggambarkan *person trait*. Selain itu, dalam set data yang memiliki jumlah *missing data* yang semakin banyak akan menghasilkan ukuran sampel yang lebih kecil dan sampel populasi berpotensi tidak representatif, lalu data yang tersedia pada sampel yang tersisa mungkin mencerminkan bias, sehingga menghasilkan estimasi parameter yang bias dan kesimpulan statistik yang tidak akurat.

Pada Gambar 3(b) yaitu grafik RMSE penggunaan *constant imputation* menunjukkan bahwa terjadinya peningkatan nilai RMSE seiring dengan persentase pemberian *constant imputation* yang meningkat juga. Namun, pada persentase pemberian *constant imputation* sebesar 50% nilai RMSE menurun mendekati RMSE data *no missing*. Hal ini menunjukkan akurasi *person trait* baik ketika pemberian imputasi yang ekstrem yaitu 50%. Hal ini dikarenakan, penggunaan metode imputasi konstan pada kisaran *missing data* dibawah 50 % menghasilkan ketidakcocokan *person fit* dengan model yang digunakan. Penelitian ini membawa tantangan baru dalam melakukan analisis mengatasi *missing data*, dengan memperhatikan *model fit* dan *person fit* tentunya akan mempengaruhi hasil analisis akhir dalam penelitian ini yaitu estimasi *person trait*. Tingkat persentase *missing data* membuat evaluasi *person fit* lebih sulit baik bagi *test taker* yang cocok ataupun tidak cocok dengan model.

Selain tingkat persentase *missing data*, jumlah *item* juga mempengaruhi akurasi estimasi *person trait*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kondisi 40 item memiliki RMSE yang lebih besar dibandingkan 20 item. Hal ini berbeda dari penelitian yang dilakukan Wang (2001) bahwa nilai RMSE menurun ketika panjang tes meningkat. Hal ini dikarenakan nilai *true person trait* dan *estimated person trait* dari kondisi 40 item secara keseluruhan memiliki nilai yang *overestimated*, sedangkan kondisi 20 item *underestimated*. Sedangkan dalam penelitian yang dilakukan Zhang dkk (2008), ability menghasilkan estimasi *underestimated* untuk semua kondisi *item*. Namun penelitian yang dilakukan Zhang dkk (2008) merupakan penelitian pada item dikotomus. Hal menjadi keterbatasan perancangan model yang dibuat peneliti sehingga mempengaruhi nilai RMSE yang didapat.

Selanjutnya, melihat korelasi antara *true* dan *estimated value* dari *person trait* masing-masing kondisi. Korelasi yang tinggi menunjukkan sedikitnya perbedaan antara *true person trait* dengan *estimated person trait*. Hal ini berbeda dengan hasil RMSE dimana sedikitnya perbedaan antara *true* dan *estimated person trait* menunjukkan nilai RMSE yang rendah. Hasil RMSE dan korelasi pada penelitian ini sesuai dengan penelitian yang dilakukan Zhang, dkk (2008) yang menjelaskan bahwa bahwa semakin tinggi nilai korelasi maka estimasi *person trait* semakin akurat. Namun, nilai korelasi antara *true value* dan *estimated value person trait* setiap kondisi dalam penelitian ini menggambarkan bahwa pemberian imputasi nilai terendah menghasilkan nilai korelasi yang lebih rendah dibandingkan dengan membiarkan data hilang atau *non applicable*.

Pada *real data*, perhitungan akurasi *person trait* dilihat dengan menghitung standar *error* sebelum dan setelah penggunaan *constant imputation*. Hasil standar error pada *real data* setelah penggunaan *constant imputation* menghasilkan penurunan error yang sangat kecil (*slightly lower*). Hal ini menunjukkan bahwa rata-rata penyimpangan pada *real data* yang telah diimputasi tidak memberikan dampak yang berarti dikarenakan jumlah persentase *missing data* yang terdapat pada *real data* sangat kecil yaitu sebesar 0.003%. Namun teknik imputasi menurunkan estimasi *person trait* dan sesuai dengan studi simulasi, yaitu ketika nilai persentase *missing data* berkisar 0% sampai 30%, pemberian imputasi berdampak pada peningkatan nilai RMSE sehingga akurasi dari *person trait* menurun. Hal ini dapat diperkuat dengan tidak terlihatnya perbedaan plot persebaran estimasi *person trait* real data sebelum dan setelah penggunaan imputasi serta nilai korelasi yang sangat tinggi.

Berdasarkan hasil penelitian simulasi dan *real data*, dapat ditarik kesimpulan bahwa penggunaan metode *constant imputation* nilai terendah dalam kategori respons tidak sepenuhnya menggambarkan akurasi *person trait* yang lebih baik. Namun ketika terdapat *missing data* dengan jumlah yang ekstrem yang tinggi, metode *constant imputation* dapat menghasilkan akurasi *person trait* yang lebih baik. Hal ini dikarenakan setiap kondisi dan karakteristik dari parameter yang berbeda akan menghasilkan estimasi yang berbeda pula. Sedangkan pada penelitian *real data*, penggunaan imputasi dapat memberikan pengaruh pada estimasi *person trait* dan standar *error*. Namun, tidak dapat dikatakan bahwa penggunaan *constant imputation* dapat menggambarkan estimasi *person trait* yang lebih baik atau tidak

dikarenakan tidak adanya informasi mengenai *latent trait* dari *test taker* pada *real data*. Kesesuaian hasil simulasi dan ilustrasi *real data* dapat dilihat ketika persentase *missing data* tidak ekstrem sehingga akurasi estimasi *person trait* tidak meningkat. Selain itu, nilai RMSE dan nilai korelasi berbanding terbalik dalam menggambarkan akurasi *person trait*. Nilai RMSE yang rendah menggambarkan estimasi *person trait* yang lebih akurat sedangkan nilai korelasi yang tinggi menggambarkan estimasi *person trait* yang lebih akurat.



BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan untuk melihat efektivitas penggunaan metode *constant imputation* pada *missing data* terhadap estimasi *person trait*. Berdasarkan hasil yang didapatkan, metode *constant imputation* menghasilkan hasil akurasi *person trait* yang berbeda pada setiap kondisi simulasi. Pada kondisi 20 item, tingkat *person trait* berada pada akurasi yang lebih tinggi dibandingkan kondisi 40 item. Selain itu, pemberian *constant imputation* pada kedua kondisi jumlah item dapat menghasilkan estimasi *person trait* yang lebih akurat ketika diterapkan pada data poltomus yang memiliki tingkat *missing data* ekstrem yang tinggi.

B. Saran

Setelah penelitian dan penarikan kesimpulan dilakukan, berikut adalah saran dari penelitian yang telah dilakukan :

1. Jika ingin melakukan studi simulasi lebih memperhatikan perancangan model dan melakukan *set item parameters* yang lebih tepat dan teliti sehingga mencapai model yang terbaik.

2. Untuk penelitian selanjutnya, mungkin dapat dipertimbangkan menggunakan kondisi jumlah item yang lebih bervariasi sehingga dapat memberikan informasi lebih mengenai hasil akurasi *person trait*.



DAFTAR PUSTAKA

- Allison, P. D. (2002). *Missing Data*. New Dehli: Sage.
- Ayala, D., B, P., & J., I. (2001). The Impact of Omitted Responses on the Accuracy of Ability Estimation in Item Response Theory. *Journal of Educational Measurement*, 213-234.
- Barnston, A. G. (1992). Correspondence among the correlation, RMSE and Heidke forecast verification measures. *Climate Analysis Center NMC*, 699-709.
- Budiaji, W. (2013). Measurement Scale and the Number of Responses in Likert Scale. *Jurnal Ilmu Pertanian dan Perikanan* , 127-133.
- BULUT, O., & SUNBUL, O. (2017). Monte Carlo Simulation Studies in Item Response Theory with the R Programming Language. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, 266-287.
- David, & Carter, C. (2005). *Quantitative Psychological Research*. New York: Psychology Press.
- Dong, Y., & Peng, C.-Y. J. (2013). Principled Missing Data Methods for Researchers. *Springer*, 2:222.
- Enders, C. K. (2009). A Primer on Maximum Likelihood Algorithms Available for Use with Missing Data. *Structural Equation Modeling : A Multidisciplinary Journal*, 37-41.
- Feinberg, R. A., & Rubright, J. D. (2016). Conducting Simulation Studies in Psychometrics. *Educational Measurement : Issues and Practice*, 36-49.
- Finch, H. (2008). Estimation of Item Response Theory Parameters in the Precense of Missing Data. *Journal of Educational Measurement*, 225-245.
- Fiona, S., Heather, S., Hude, Q., & Willian, G. (2006). Dealing with Missing Data in Multi question Depression Scale : Comparison of Imputation Method . *BMC Research Methodology* , 6-57.
- Fraley, C., Brennan, K., & Waller, N. (2000). An Item Response Theory Analysis of Self Report Measures of Adult Attachment. *Journal of Personality and Social Psychology*, 350-365.
- Harring, J. R., & Wasko, J. A. (2011). Probabilistic Inferences for the Sample Pearson Product Moment Correlation. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*

- Hohensinn, C., & Kubinger, K. D. (2011). On the Impact of Missing Values on item fit and model validity of Rasch model. *Psychological Test and Assessment Modeling*, 380-393
- Kang, H. (2013). The Prevention and Handling of the Missing Data. *Korean Journal Anesthesiol*, 402-406.
- Linden, V. d., & R.K, H. (1997). *Handbook of Modern Item Response Theory*. New York: Springer-Verlag.
- McKnight, P. E. (2007). *Missing data a Gently Introduction*. New York: The Guilford Press.
- Muraki, E. (1992). A Generalized Partial Credit Model : Application of EM Algorithm. *Applied Psychology Measurement*, 16:159.
- Ostini, R., & Nering, M. L. (2006). *Polytomous Item Response Theory Models*. London : Sage Publication.
- Ronald G. Downey, C. V. (1998). Missing Data in Likert Ratings. *The Journal of General Psychology*, 175-191.
- Slotter, Brunello, G., & Martin. (2011). *Non Cognitive Skills and Personality Traits*. Bonn: IZA Discussion Paper.
- Tsikriktsis, N. (2005). A Review of Techniques for Treating Missing Data in OM Survey Research. *Journal of Operations Management*.
- Walpole, R. E., Myers, R. H., & Myers, S. L. (2011). *Probability & Statistics for Engineers & Scientist*. Boston: Prentice Hall.
- Wang, S. (2001). Precision of Warm's Weighted Likelihood Estimates for a polytomous Model in Computerized Adaptive Testing. *Applied Psychological Measurement*, 317-331.
- Wang, T., & Vispoel, W. P. (1998). Properties of Ability Estimation Methods in Computerized Adaptive Testing. *Journal of Educational Measurement*, 109-135.
- Wu, W., Jia, F., & Enders, C. (2015). A Comparison of Imputation Strategies for Ordinal Missing Data on Likert Scale Variables. *Multivariate Behavioral Research*, 484-503.
- Zhang, B., & Walker, C. M. (2008). Impact of Missing Data on Person Model Fit and Person Trait Estimation. *Applied Psychology Measurement*, 466-479.