BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

Pada tahap ini akan dikemukakan metode yang akan digunakan untuk penelitian yang akan digunakan. Metode tersebut adalah *Generalized Linear Mixed Model* (GLMM).

3.1 Prosedur Penelitian

Berikut merupakan penjelasan ringkas mengenai prosedur penelitian pada skripsi ini adalah:

1. Melakukan studi literatur mengenai konsep dasar asuransi, asuransi jiwa berjangka *n*-tahun, dan metode GLMM.
2. Mengambil data sekunder dari website www.hrsonline.isr.umich.edu yaitu data penduduk Amerika yang berjenis kelamin laki-laki dan berusia 51-75 tahun.
3. Mengestimasi parameter dengan metode kemungkinan maksimum.
4. Menentukan model mortalita berjangka *n*-tahun dengan GLMM menggunakan *software R*.
5. Perhitungan premi dengan program yang dibuat dengan bahasa pemrograman *Java*.
6. Penarikan kesimpulan dari apa yang telah dikerjakan.

3.2 Pengumpulan Data

Penelitian ini merupakan penelitian longitudinal, karena membandingkan perubahan subyek penelitian dalam periode waktu tertentu. Penelitian longitudinal adalah penelitian yang dilakukan dalam waktu tertentu yang dilakukan sangat lama untuk mengumpulkan data agar dapat dibandingkan dari setiap periodenya (Rohmaniah & Danardono, Perhitungan Harga Premi Model Dua Tahunan Dengan Faktor Underwriting Menggunakan Generalized Linear Models, 2017). Data hasil penelitian longitudinal disebut data longitudinal yaitu data yang dikumpulkan sesuai urutan waktu pada sejumlah subyek penelitian yang sama selama rentang waktu tertentu (Danardono, 2006).

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data penduduk Amerika yang berjenis kelamin laki-laki dan berusia 51 - 75 dari tahun 2000 sampai 2016. Data diambil dari www.hrsonline.isr.umich.edu sebanyak 50 individu setiap dua tahun sekali selama 9 kali, yaitu tahun 2000, 2002, 2004, 2006, 2008, 2010, 2012, 2014, dan 2016. Data tersebut mengenai usia, status merokok, status peminum alkohol, dan riwayat kesehatan meliputi kolesterol, jantung, stroke dan diabetes yang merupakan faktor *underwriting* dan digunakan sebagai variabel independen (X), sedangkan variabel dependen (Y) adalah kematian.

3.3 Analisis Data

3.3.1 *Generalized Linear Mixed Models* (GLMM)

Generalized linear mixed models (GLMM) atau Model Linier Campuran Tergeneralisasi merupakan kombinasi antara *linear mixed models* (model linier campuran) dengan *generalized linear model* (model linier tergeneralisasi). GLMM adalah GLM yang mencakup variabel acak normal multivariat pada prediktor linier. GLMM dapat ditulis sebagai.

$$Y_{ij} = X_{ij}\beta + Z_{ij}b_i + \varepsilon_{ij}$$

(Dobson & Barnett, 2008) menyatakan bahwa dalam membentuk GLMM dibutuhkan tiga komponen utama, yaitu :

1. Komponen Acak

   Komponen acak merupakan variabel terikat $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_i$ dimana variabel terikat (Y) termasuk kedalam distribusi keluarga eksponensial, dalam hal ini diasumsikan berdistribusi binomial.

2. Komponen Sistematik

   Komponen sistematik dalam GLMM merupakan variabel bebas yang dinotasikan dengan η_{ij}.

   $$\eta_{ij} = X_{ij}\beta + Z_{ij}b_i$$

   dengan X_{ij} adalah matriks $\left(n_{ij} \times p\right)$ yang menunjukkan matriks kovariat, β adalah $(p \times 1)$ vektor efek tetap, Z_{ij} adalah matriks

$(n_{ij} \times q)$ yang menunjukkan matriks kovariat untuk efek acak, b_i adalah $(q \times 1)$ vektor efek acak untuk individu i yang diasumsikan berdistribusi Normal dengan mean nol dan $var(b_i) = \sigma_b^2$, ε_{ij} adalah $(n_{ij} \times 1)$ vektor kolom dari error.

3. Fungsi Penghubung

   Fungsi penghubung merupakan suatu fungsi yang menghubungkan komponen acak dengan komponen sistematik.

$$g(\mu_{ij}) = X_{ij}\beta + Z_{ij}b_i$$

Asumsi untuk GLMM

1. $E(b_i) = 0$.
2. $E(\varepsilon_{ij}) = 0$.
3. $Var(b_i) = E(b_i b_i^T) = D$.
4. $Var(\varepsilon_{ij}) = E(\varepsilon_{ij}\varepsilon_{ij}^T) = R$.

Dimana b_i dan ε_{ij} didistribusikan secara terpisah. D dan R adalah matriks varians kovarians. Karena b_i dan ε_{ij} saling independen, maka $corr(b_i, \varepsilon_{ij}) = 0$, sehingga $cov(b_i, \varepsilon_{ij}) = E(b_i\varepsilon_{ij}^T) = E(\varepsilon_{ij}b_i^T) = 0$.

Mean dan kovarian Y_{ij} adalah

$$\begin{aligned} E(Y_{ij}) &= E(X_{ij}\beta + Z_{ij}b_i + \varepsilon_{ij}) \\ &= E(X_{ij}\beta) + E(Z_{ij}b_i) + E(\varepsilon_{ij}) \\ &= X_{ij}\beta + Z_{ij}E(b_i) \\ &= X_{ij}\beta \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} cov(Y_{ij}) &= cov(X_{ij}\beta + Z_{ij}b_i + \varepsilon_{ij}) \\ &= cov(Z_{ij}b_i + \varepsilon_{ij}) \\ &= cov(Z_{ij}b_i) + cov(\varepsilon_{ij}) + cov(Z_{ij}b_i, \varepsilon_{ij}) + cov(\varepsilon_{ij}, Z_{ij}b_i) \\ &= Z_{ij}cov(b_i)Z_{ij}^T + cov(\varepsilon_{ij}) + Z_{ij}cov(b_i, \varepsilon_{ij}) + \\ &\quad cov(\varepsilon_{ij}, b_i)Z_{ij}^T \\ &= Z_{ij}DZ_{ij}^T + R \end{aligned}$$

3.3.2 Estimasi Kemungkinan Maksimum

Metode kemungkinan makasimum pertama kali diperkenalkan oleh Fisher R.A. pada tahun 1912. Metode ini menghasilkan penduga yang sangat baik bagi β untuk sampel yang besar. Untuk mengestimasi parameter β dalam GLMM digunakan metode kemungkinan maksimum, Y_{ij} diasumsikan mengikuti distribusi dari keluarga eksponensial dengan fungsi kepadatan $f(y_{ij})$, Y_{ij} independen satu sama lain dengan diberikannya b_i dengan b_i adalah independen dan berdistribusi identik gaussian dengan mean nol dan $var(b_i) = \sigma_b^2 = D$.

Misalkan $g(\mu_{ij}) = X_{ij}^T\beta + Z_{ij}^T b_i$ adalah fungsi penghubung dalam GLMM, fungsi *likelihood* untuk mengestimasi parameter β adalah

$$L(\beta) \propto \prod_{i=1}^{m}\prod_{j=1}^{n_i} f(y_{ij})$$

$$= \prod_{i=1}^{m}\prod_{j=1}^{n_i} \exp\left(\frac{y_{ij}\theta_{ij} - \psi(\theta_{ij})}{\phi} + c(y_{ij},\phi)\right)$$

Kemudian fungsi *log likelihood*-nya menjadi

$$l(\beta) = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i} \frac{y_{ij}\theta_{ij} - \psi(\theta_{ij})}{\phi} + \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i} c(y_{ij},\phi)$$

Turunan pertama fungsi *log likelihoodl*(β) adalah

$$\frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta} = \frac{1}{\phi}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}\left[y_{ij}\frac{\partial\theta_{ij}}{\partial\beta} - \frac{\partial\psi(\theta_{ij})}{\partial\theta_{ij}}\frac{\partial\theta_{ij}}{\partial\beta}\right]$$

$$= \frac{1}{\phi}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}\frac{\partial\theta_{ij}}{\partial\beta}\left(y_{ij} - \frac{\partial\psi(\theta_{ij})}{\partial\theta_{ij}}\right)$$

$$= \frac{1}{\phi}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}(y_{ij} - \mu_{ij})\frac{\partial\theta_{ij}}{\partial\beta}$$

$$= \frac{1}{\phi}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}(y_{ij} - \mu_{ij})\frac{\partial\theta_{ij}}{\partial\mu_{ij}}\frac{\partial\mu_{ij}}{\partial\beta}$$

$$= \frac{1}{\phi}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}(y_{ij} - \mu_{ij})\frac{1}{V(\mu_{ij})}\left(\frac{\partial g(\mu_{ij})}{\partial\mu_{ij}}\right)^{-1} X_{ij}^T$$

$$= \frac{1}{\phi}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}\frac{(y_{ij}-\mu_{ij})}{V(\mu_{ij})g_\mu(\mu_{ij})}X_{ij}^T$$

$$= \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}\frac{(y_{ij}-\mu_{ij})}{g_\mu(\mu_{ij})}\frac{1}{\phi V(\mu_{ij})}X_{ij}^T$$

$$= \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n_i} \frac{(y_{ij} - \mu_{ij})}{g_\mu(\mu_{ij})} \left(var(Y_{ij}) \right)^{-1} X_{ij}^T$$

$$= \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n_i} \frac{(y_{ij} - \mu_{ij})}{g_\mu(\mu_{ij})} \left(Z_{ij} D Z_{ij}^T + R \right)^{-1} X_{ij}^T$$

$$= \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \mu_{ij}) \Delta^{-1} \left(Z_{ij} D Z_{ij}^T + R \right)^{-1} X_{ij}^T$$

dengan $\Delta = g_\mu(\mu_i)$.

Persamaan di atas dapat dinotasikan dengan matriks menjadi

$$\frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta} = X^T (ZDZ^T + R)^{-1} \Delta^{-1} (Y - \mu)$$

Estimasi kemungkinan maksimum dari β diperoleh dengan membuat nol dari turunan parsial pertama fungsi *log likelihood* $l(\beta)$ terhadap β yaitu :

$$\frac{\partial l(\beta)}{\partial \beta} = 0$$

$$\Leftrightarrow X^T (ZDZ^T + R)^{-1} \Delta^{-1} (Y - \mu) = 0$$

$$\Leftrightarrow X^T (ZDZ^T + R)^{-1} \Delta^{-1} Y = X^T (ZDZ^T + R)^{-1} \Delta^{-1} \mu$$

Persamaan di atas merupakan fungsi non linear dan tidak dapat diselesaikan secara analitik, sehingga dapat digunakan metode numerik.

Turunan kedua fungsi *log likelihood* $l(\beta)$

$$\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta \partial \beta^T} = -X^T (ZDZ^T + R)^{-1} \Delta^{-1} \frac{\partial \mu}{\partial \beta^T} + X^T \frac{\partial (ZDZ^T + R)^{-1}}{\partial \beta^T} (Y - \mu)$$

Sehingga :

$$E\left[\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial \beta \partial \beta^T}\right] = -X^T (ZDZ^T + R)^{-1} \Delta^{-1} \frac{\partial \mu}{\partial \beta^T} + 0$$

$$= -X^T (ZDZ^T + R)^{-1} \Delta^{-1} \frac{\partial g(\mu_i)}{\partial \mu_i} X$$

$$= -X^T (ZDZ^T + R)^{-1} \Delta^{-1} \Delta X$$

$$= -X^T (ZDZ^T + R)^{-1} X$$

Estimasi dapat diselesaikan secara numerik menggunakan *Scoring Algoritm* dengan iterasi ke-$m+1$ yaitu $\hat{\beta}^{m+1}$, secara iteratif menggunakan formula sebagai berikut

$$\hat{\beta}^{m+1} = \hat{\beta}^{(m)} - \left(E\left(H\left(\hat{\beta}^{(m)}\right)\right)\right)^{-1} s\left(\hat{\beta}^{(m)}\right)$$

$$= \hat{\beta}^{(m)} - \left(E\left(\frac{\partial^2 l(\beta)}{\partial\beta\partial\beta^T}\right)\right)^{-1} \frac{\partial l(\beta)}{\partial\beta}\bigg|_{\hat{\beta}-\hat{\beta}^{(m)}}$$

$$\hat{\beta}^{m+1} = \hat{\beta}^{(m)} + (X^T(ZDZ^T + R)^{-1}X)^{-1}X^T(ZDZ^T + R)^{-1}\Delta^{-1}(Y - \mu)$$

Jika $\hat{\beta}^{m+1} \approx \hat{\beta}^{(m)}$ (misalkan $\left\|\hat{\beta}^{m+1} - \hat{\beta}^{(m)}\right\| < \varepsilon$, dengan ε adalah suatu bilangan positif yang sangat kecil sekali dan mendekati nol), sehingga proses iterasi berhenti dan diambil $\hat{\beta}^{m+1}$ sebagai estimasi β. Apabila diperoleh turunan kedua dari fungsi *log likelihood* $l(\beta)$ bukan matriks invertibel maka estimasi parameter dilakukan dengan metode lain.

Nilai efek acak b_i pada GLMM tidak dapat diestimasi namun dapat diperkirakan karena b_i bukan parameter. Untuk mencari kemugkinan b_i digunakan ekspektasi bersyarat dari efek acak b_i, diberikan variabel dependen Y_{ij}, yaitu

$$\hat{b_i} = E(b_i|Y_{ij})$$

$$= E(b_i) + cov(b_i, Y_{ij})\left(cov(Y_{ij})\right)^{-1}\left(Y_{ij} - E(Y_{ij})\right)$$

Kovarian b_i dengan Y_{ij} adalah

$$cov(b_i, Y_{ij}) = cov(b_i, X_{ij}\beta + Z_{ij}b_i + \varepsilon_{ij})$$

$$= cov(b_i, Z_{ij}b_i + \varepsilon_{ij})$$

$$= cov(b_i, Z_{ij}b_i) + cov(b_i, \varepsilon_{ij})$$

$$= cov(b_i)Z_{ij}^T + 0$$

$$= DZ_{ij}^T$$

Sehingga

$$\hat{b_i} = E(b_i) + cov(b_i, Y_{ij})\left(cov(Y_{ij})\right)^{-1}\left(Y_{ij} - E(Y_{ij})\right)$$

$$= 0 + DZ_{ij}^T\left(Z_{ij}DZ_{ij}^T + R\right)^{-1}\left(Y_{ij} - X_{ij}\beta\right)$$

$$= DZ_{ij}^T\left(Z_{ij}DZ_{ij}^T + R\right)^{-1}\left(Y_{ij} - X_{ij}\beta\right)$$

3.3.3 Pemodelan Mortalita dengan GLMM

Model mortalita (q_{it}) adalah probabilitas seorang i meninggal pada usia t (Bower, Gerber, Hickman, Jones, & Nesbitt, 1997). Karena dalam GLMM responnya biner dan berdistribusi binomial maka fungsi logit digunakan sebagai fungsi penghubung untuk menghubungkan q_{it} ke prediktor linear $(X_{it}\beta|Z_{it}b_i)$ (Rohmaniah & Danardono, Perhitungan Harga Premi Model Dua Tahunan Dengan Faktor Underwriting Menggunakan Generalized Linear Models, 2017). Didefinisikan $E(Y_{it}|X_{it})$ ekuivalen dengan kondisi probabilitas individu *i* yang meninggal di usia *t* dimana individu hidup pada awal periode dengan karakteristik X_{it}, seperti

$$q_{it} = \Pr[T_i = t|T_i \geq t, X_{it}]$$

dimana T_i adalah variabel acak diskrit dengan waktu kematian individu *i* tidak tersensor, dan X_{it} adalah vektor kovariat (faktor *underwriting*) untuk individu *i* pada usia *t*. Dengan fungsi penghubung logit, diperoleh model

$$q_{it} = \frac{\exp(X_{it}\beta + b_i)}{(1 + \exp(X_{it}\beta + b_i))}$$

dimana faktor *frailty* $b = [b_1, b_2, \dots, b_m]$ memenuhi asumsi saling bebas dan berdistribusi identik dengan $b_i \sim N(0, \sigma_b^2)$.

Karena penelitian dilakukan setiap dua tahun sekali, maka model yang diperoleh menjadi

$$2q_{it} = \frac{\exp(X_{it}\hat{\beta} + \hat{b}_i)}{(1 + \exp\left(X_{it}\hat{\beta} + \hat{b}_i\right))}$$

3.3.4 Menentukan Nilai Premi

Secara umum model premi dapat dituliskan sebagai

$$(1 - d) = \left(1 - \frac{d^{(m)}}{m}\right)^m$$

Karena akan menentukan premi asuransi jiwa berjangka 2-tahun, $m = \frac{1}{2}$, sehingga diperoleh

$$(1 - d) = \left(1 - \frac{d^{\left(\frac{1}{2}\right)}}{\left(\frac{1}{2}\right)}\right)^{\left(\frac{1}{2}\right)}$$

$$\Leftrightarrow (1-d)^2 = \left(1 - \frac{d^{\left(\frac{1}{2}\right)}}{\left(\frac{1}{2}\right)}\right)$$

$$d^{\left(\frac{1}{2}\right)} = \frac{1}{2}(1-(1-d)^2)$$

Karena model mortalita yang diperoleh adalah untuk selang waktu dua tahun, fungsi manfaat menjadi b_{2k+2}, yaitu jumlah pembayaran dimana indeks $2k+2$ menyatakan sisa usia dari nasabah dan fungsi diskonto, v_{2k+2}, yaitu fungsi diskonto suku bunga yang ditetapkan untuk periode dari waktu pengembalian pembayaran sampai waktu diterbitkan polis ketika tertanggung mempunyai sisa usia masa depan $2k$, yaitu ketika tertanggung meninggal pada tahun $2k+2$ dari asuransi.

Nilai sekarang pada saat polis diterbitkan dari pembayaran manfaat asuransi dinotasikan dengan z_{2k+2}, yaitu

$$z_{2k+2} = b_{2k+2}v_{2k+2}$$

z_{2k+2} dihitung sejak polis diterbitkan, dimana tahun terjadinya kematian adalah $2K+2$, didefinisikan sebagai variabel acak diskrit nilai bulat terbesar dari sisa usia masa depan. Variabel acak dari niai sekarang z_{2k+2}, dinyatakan dengan Z.

Asuransi jiwa berjangka dengan memberikan 1 unit pada akhir dua tahun kematian, diperoleh:

$$b_{2k+2} = \begin{cases} 1, k = 0,1,\dots,{}^{n}\!/_{2} - 1 \\ 0, \qquad untuk\ lainnya \end{cases}$$

$$v_{2k+2} = v^{2K+2}$$

$$Z = \begin{cases} v^{2K+2}, K = 0,1,\dots,{}^{n}\!/_{2} - 1 \\ \quad 0, \qquad untuk\ lainnya \end{cases}$$

Sehingga diperoleh nilai sekarang aktuaria untuk asuransi jiwa berjangka n-tahun menjadi:

$$A_{i_{\overline{t:n|}}} = \sum_{k=0}^{{}^{n}\!/_{2}-1} v_{2k}^{2k+2}\, p_{t\ 2}q_{t+2k}$$

Kemudian

$$2A_{i_{\overline{t:n|}}} = \sum_{k=0}^{n/_2-1} v^{2(2k+2)}{}_{2k}p_{t2}q_{t+2k}$$

dan

$$Var(Z) = 2A_{i_{\overline{t:n|}}} - \left(2A_{i_{\overline{t:n|}}}\right)^2$$

Sedangkan nilai sekarang aktuaria untuk anuitas jiwa berjangka n-tahun adalah

$$\ddot{a}_{\overline{t:n|}} = \sum_{k=0}^{n-1} v^k{}_kp_t$$

$$= 1 + vp_t + v^2{}_2p_t + v^3{}_3p_t + \cdots + v^{n-1}{}_{n-1}p_t$$

Karena model mortalita yang diperoleh adalah untuk selang waktu dua tahun, maka nilai sekarang aktuaria untuk anuitas jiwa berjangka n-tahun menjadi:

$$\ddot{a}^{(m)}_{\overline{t:n|}} = \sum_{k=0}^{n/_2-1} v^{2k}_{2k}\, p_t, m = \frac{1}{2}$$

Premi bersih dua tahunan untuk asuransi jiwa berjangka n-tahun, yaitu:

$P^{(m)}_{i_{\overline{t:n|}}} = \frac{A_{i_{\overline{t:n|}}}}{\ddot{a}^{(m)}_{\overline{t:n|}}}$, dimana $n =$bilangan genap.

Sedangkan premi kotor untuk asuransi jiwa berjangka n-tahun, yaitu

$$P^{(m)}_{i_{\overline{t:n|}}} = \frac{E(Z)+k\sqrt{Var(Z)}}{\ddot{a}^{(m)}_{\overline{t:n|}}}$$

$$= \frac{A_{1_{\overline{t:n|}}}+k\sqrt{Var(Z)}}{\ddot{a}^{(m)}_{\overline{t:n|}}}$$

dengan $k =$ sebarang bilangan real.

3.3.5 Konstruksi Program

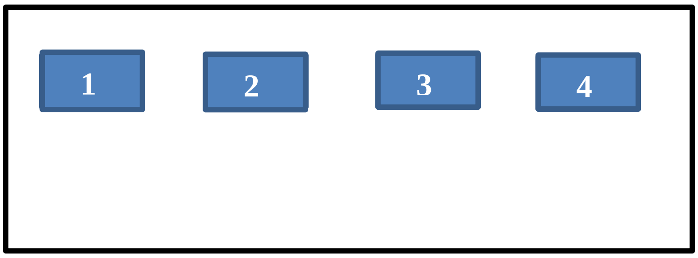
Untuk membantu menentukan nilai premi, penulis merancang program aplikasi dengan bahasa pemrograman *Java*. Rancangan desain program Aplikasi Perhitungan Premi bertujuan untuk mempermudah perhitungan premi bersih dan premi kotor dengan menggunakan metode GLMM.

Rancangan desain program Aplikasi Perhitungan Premi berfungsi untuk memperoleh nilai premi yang sesuai dengan faktor yang ada pada masing-masing individu. Pada rancangan desain terdapat input yang diperlukan untuk diproses sehingga menghasilkan output yang diinginkan.

- Input/masukan
  - ID individu
  - Usia Individu
  - Merokok ("1" jika ya, "0" jika tidak)
  - Jantung ("1" jika ya, "0" jika tidak)
- Output/Keluaran
  - Nilai Mortalita
  - Nilai Premi Bersih
  - Nilai Premi Kotor

3.3.6 Desain Aplikasi

Pada subbab ini akan menjelaskan mengenai bagaimana rancangan desain program Aplikasi Perhitungan Premi. Pembuatan desain program Aplikasi Perhitungan Premi berguna untuk mempermudah penulis dalam pembuatan program Aplikasi Perhitungan Premi. Desain input untuk program Aplikasi Perhitungan Premi adalah sebagai berikut.



Gambar 3.1 Desain Tampilan Program

Keterangan untuk desain program Aplikasi Perhitungan Premi sebagai berikut:

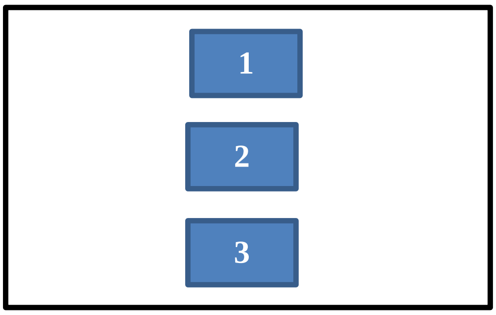
Kotak 1 : Input ID individu

Kotak 2 : Input usia individu

Kotak 3 : Input apakah individu meminum alkohol atau tidak

Kotak 4 : Input apakah individu mengidap jantung atau tidak

Desain tampilan output sebagai berikut :



Gambar 3.2 Tampilan Desain Output Aplikasi

Keterangan :

Kotak 1 : Output nilai mortalita

Kotak 2 : Output nilai premi bersih

Kotak 3 : Output nilai premi kotor

3.3.7 Prosedur Program

Setelah membuat desain program Aplikasi Perhitungan Premi, selanjutnya penulis membuat algoritma untuk program Aplikasi Perhitungan Premi sebagai berikut:

1. Input ID individu
2. Input usia individu
3. Input merokok (“1” jika ya, “0” jika tidak)
4. Input jantung (“1” jika ya, “0” jika tidak)
5. Hitung mortalita $q_{it} = \frac{\exp(X_{it}\beta + b_i)}{(1+\exp(X_{it}\beta + b_i))}$
6. Hitung premi bersih $P^{(m)}_{i_{\overline{t:n|}}} = A_{i_{\overline{t:n|}}}$
7. Hitung $2A_{i_{\overline{t:n|}}} = \sum_{k=0}^{n/2-1} v^{2(2k+2)}\,{}_{2k}p_{t2}q_{t+2k}$

8. Hitung varians individu $Var(Z) = 2A_{i_{\overline{t:n|}}} - \left(2A_{i_{\overline{t:n|}}}\right)^2$

9. Hitung premi kotor $P_{i_{\overline{t:n|}}}^{(m)} = A_{i_{\overline{t:n|}}} + k\sqrt{Var(Z)}$