



Rによる離散選択モデルの推定方法メモ

平成 21 年 1 月 26 日

東京海洋大学

兵藤 哲朗

目 次

| | |
|---|----|
| 1. 『LOGIT.FOR』と四半世紀..... | 2 |
| 2. 一般的な最尤法によるパラメータ推定 | 5 |
| 2.1 MNL.R..... | 5 |
| 2.2 NL.R..... | 7 |
| 2.3 MNP-GHK.R..... | 11 |
| 3. MCMC (Markov Chain Monte Carlo) によるパラメータ推定 | 16 |
| 3.1 MNL-MCMC.R..... | 17 |
| 3.2 MNP-MCMC.R..... | 21 |
| 3.3 MNL-MH.R..... | 24 |
| 3.4 NL-MH.R | 27 |
| 3.5 MOR への適用 | 30 |
| 4. 離散選択モデルの今後の展開..... | 34 |
| | |
| Appendix 1 初期尤度の設定方法について | |
| Appendix 2 使用データについて | |

1. 『LOGIT.FOR』と四半世紀

ロジットモデルを初めて自身の手で推定したのは、1984年1月。卒論提出一ヶ月前だ。なぜ卒論テーマにも関わらず、そんな間際まで分析できずにいたかという、一つには、非集計担当の同期の4年生が急遽、公務員試験合格の関係で大学院進学から就職となり、卒論テーマが10月に変更になったこと、そして兵藤のテーマは前橋・高崎地域におけるMiniパーソンデータ¹によるLOS精度とモデル精度の関連性分析であり、自作のネットワークデータによるLOS計算プログラム作業²が年末まで時間を要したことが理由である。

当時の計算は、東工大の大型計算機センターにあるHITAC ナントカというメインフレームで行っていた。言語はもちろんFORTRANである。東工大森地研には、『1981年9月Ishida³』とコメントが付された解説コピーと、そのプログラム(LOGIT.FOR)が伝統的に使われていた。これは今見ても、無駄がなく、スッキリとしたプログラムであると思う⁴。

以来、四半世紀が経過した。兵藤も修士課程、博士課程、そして研究者の道を歩んでいる間、常にLOGIT.FORは身近なファイルであり続け、使用した歴代の全てのコンピューターのディスクに記憶されている。交通分野におけるロジットモデルは、選択肢利用可能性が個人で異なっていたり、様々な合成変数などをプログラム内で作成する必要があることから、操作性や自由度の高いプログラムが便利であり、このFORTRANプログラムは正に分析の手足として機能してきた。

博士課程までは、ロジットモデルも含め、その他のモデルでも、パラメータ推定を自前のプログラムで行うことが当たり前であった⁵。しかし1980年代後半ぐらいから、GAUSSを筆頭に、尤度関数さえ定義すればあとは勝手に最尤推定をするパソコンパッケージソフトが日本でも流通し始め⁶、パッケージ依存型のモデル分析が主流になってきた。兵藤も、1990年以降、GAUSSを日常的に用いるようになり、あわせてTSPも多用してきた⁷。しかし、GAUSSも10年ほど前からライセンス毎の購入になり、かつ頻繁にバージョンアップしたり、最尤推定パッケージも近年大きく仕様変更がなされたことから、最近はやがて使っていない。今は、フリーの統計ソフト『R』(以降、Rと記載する)へ代替わりしようとしている。

Rは世界各国の研究者や実務者の協力により、次々と有用なパッケージが蓄積され、日々その適用範囲を拡大しつつある驚異的なソフトであり、インターネット時代の申し子ともいえよう。日本でもここ数年、飛躍的に解説書の数も多くなり、かつネット上の情報提供機会⁸も充実していることから、利用者が急増していると思う。兵藤も2006年より、学部3年生の多変量解析の授業でRを取り上げ、数回は演習を通じた講義を行っている。

¹ 何故か調査票設計から調査員手配、調査票のコーディングまで森地研が自前で行った。コーディング作業そのものより、コーディング資料を作成するのに時間がかかることを初めて知る。

² 実際にはLOSプログラムは修士2年生が作成し、兵藤は道路やバスのネットワークデータ作成を担当した。GISのない時代、透過性の方眼用紙で地図上のバス停の座標を拾ったりした。

³ もちろん、石田東生先生(現筑波大学教授)です。

⁴ 交通工学研究会発行の『やさしい非集計分析』巻末にその改訂版が掲載されている。

⁵ 新しいモデル式の推定を行う場合、まず1階微分と2階微分を手作業で数式展開することが日常であった。

⁶ 当時、わが国のパソコンの主流はNEC系でOSも日本語MS-DOSであったため、欧米のパッケージは作動しなかった。東芝Dynabookしか対応できず、研究室でも急遽1台購入していた。この不都合は1990年前後のDOS/Vパソコンの普及、そしてWindows ver.3.1の登場でようやく解消される。

⁷ 経験的には、当時のバージョンでは、最尤推定はGAUSSのMaxlikより、TSPの方が安定的に解を求めることができたように思う。今でもそうだろうか？ Rのoptimはどの程度か？

⁸ 兵藤は、分からないことはまず、<http://www.okada.jp.org/RWiki/> で検索することになっている。

Rの中には、”optim”という関数最適化を行うパッケージがあり、それを用いれば、GAUSSのMaxlik同様、パラメータの最尤推定が可能となる。兵藤が具体的にロジットモデルのRによる推定方法を知ったのは、2007年の『夏の学校』⁹で披露されていた愛媛大学作成の例であった。それを契機に、時々Rによるモデリングを手がけるようになった。

さらに、2008年春先から、今をときめくMCMC (Markov Chain Monte Carlo) 法について色々なテキストなどで理解を深めていくうちに、その離散選択モデルへの展開も是非とも手がけたくなってきた。この1年、手の空いたときに種々のRプログラムを作成してきたが、使用するデータが、ベトナム都市間交通¹⁰、新潟県の並行在来線調査データ、そしてイスタンブールPTデータ¹¹など、多岐にわたってしまい、対応するプログラムもデータ構造に合わせた方言を持っていた。その問題意識から、2009年の正月休み期間、同じ機関分担データに応じて、全てのプログラムを書き直す作業を行った。

本稿は、そのプログラム集である。今更、ロジットモデルのプログラムをとりまとめる意味はどこにあるのか？ 兵藤の意図は以下の通りだ。

- 1) 実務では、Nested Logitモデルの推定も段階推定が殆どであり、それ故、例えばツリー毎に時間・費用パラメータが異なり、時間評価値の推計に支障を来すことも少なくない。これは同時推定で容易に解決するが、その方法が普及していない。
- 2) GHK法を用いたMultinomial Probitモデルの推定プログラムが、商用ソフト以外は殆ど流通していない。
- 3) RによるMCMC法によるロジットモデルやプロビットモデルの推定方法が紹介される機会も増えつつあり、既存方法との並列的なプログラム併記に一定の意義がある。
- 4) パッケージを使用するだけがMCMC法の適用手段ではない。簡便なMHアルゴリズムでも、ある程度のパラメータ推定に堪え得ることは殆ど認知されていない。
- 5) 離散選択モデルに限らず、ネットワーク上の経路選択モデルの一種である、『重複率最大化モデル』にもMCMC法の適用可能性がある。

一般的なプログラムの解説書は無味乾燥でつまらない。しかし論文として投稿するまでの学術的レベルには達していない。こんな事情を鑑み、本稿は余計な戯れ言や四方山話を脚注に極力書き込み、言葉遣いもエッセイ風に仕立てることにした。主に、離散選択モデルに興味を持つ学生を読者として念頭に置いているが、散逸しがちな種々のプログラムを一箇所に集め、後で検索に無駄な時間をかけないように、兵藤自身のためのライブラリの役割も想定している。

なお、用いたデータは、某地域における、「鉄道ーバスー車」の代表的な機関分担実績データである。巻末にその実データ (csvファイル形式) を掲げる。プログラムも一応、作動確認済みなので、このpdfファイルからcopy & pasteすれば即座にRで結果の確認ができる。見て分かるとおおり、本稿中の青字は

⁹ 羽藤英二氏 (東京大学) 主催の若手と学生中心の交通行動モデリングを中心とした勉強会。兵藤は卒業させてもらったが、毎夏、充実した内容で、モデルづくりの愉しさを参加者に伝えてくれる。

¹⁰ VITRANSS2というプロジェクトで、ベトナム新幹線の需要予測モデルの一部を担当した。ハノイーホーチミン間1,700Kmの新幹線。日本と違って、両都市間に大きな人口集積地が少ないのが悩みだ。

¹¹ 2005年の事前調査に始まり、2007~2008年にかけてJICAがイスタンブール市と、マスタープラン作成の共同作業をした。JICA都市開発調査としては珍しく、イスタンブール市自ら抽出率2%程度の大規模PT調査を実施した。これも都市圏内の需要予測モデルの一部、機関分担モデル推定のお手伝いをさせてもらった。

プログラム，緑字はその算出結果を示す。

また，兵藤はRプログラミングの効率性については自信がない。Rはいわゆるマトリックス言語であり，FORTRAN など高級言語とは発想の異なったプログラム技術が必要とされる。例えば，

```
a <- matrix(rnorm(10000),nrow=100,ncol=100)
b <- matrix(rnorm(10000),nrow=100,ncol=100)
```

で二つの 100 行 100 列の正方行列を作成し，この積を求めることを考える。FORTRAN 流のプログラムを R で書くと，

```
c <- matrix(0,nrow=100,ncol=100)
for (i in 1:100){
  for (j in 1:100){
    for (k in 1:100){
      c[i,j] <- c[i,j] + a[i,k]*b[k,j]
    } } }
```

となろうか。手元のパソコンではこれだけでも約 15 秒の計算時間が掛かる。もともと R はインタプリタであり，このような繰り返し計算や if 文，while 文，repeat 文などには弱いようだ¹²。GAUSS もそうだが，マトリックス言語としては，この計算は，

```
c <- a %*% b
```

で用が足りるし，計算時間も 0.3~0.5 秒程度である。

このような R の特性を踏まえたプログラミングのノウハウは，プログラム時代の最晩年に差し掛かろうとしている兵藤にとっては，手の届かない頂に位置する。気が付いたところは順次修正したいと思っているが，より R に習熟した読者からの改良コメントを是非とも賜りたい。

¹² それ故，交通計画分野でいえば，ネットワーク配分などへの適用性は低いと思う。最短経路を算出する R のパッケージ (igraph など) もあるが，実力はどの程度だろうか。"optim"を使えば，確定的均衡配分も簡単に計算できる？

2. 一般的な最尤法によるパラメータ推定

2.1 MNL.R

愛媛大の当時の羽藤研究室の方が作成されたプログラムと聞いている。まずは基本の MNL モデル推定だ。このプログラムの味噌は、何といても「##選択結果の確率のみを有効化」というコードだろう。最初に見たときは、何故、選択結果以外の確率に 1 を代入するのか理解できなかった。確かに、FORTRAN などでは、if 文で選択結果のみを抽出するのであろうが、colSums コマンドで対数尤度を一気に計算する上では、この方法が R らしい効率性を有している。

初期尤度は、ここでは集計されたモードのシェアを用いている。すなわち、総サンプル数を N 、モード i を選んだサンプル数を N_i としたとき、

$$L(0) = \sum_i N_i \cdot \ln(N_i/N)$$

で初期尤度を算出している。実務の報告書などでよく見かけることがあるが、この方法は、今回のデータのように、全ての選択肢の利用可能性が 1 であれば何ら問題ない。しかし、サンプルによって利用可能性がマチマチであるときは、過小な初期尤度となってしまうことに留意すべきである。すなわち、選択肢が 3 つあり、 $\ln(1/3)$ と計算されるが、実は一つの選択肢の利用可能性がなく、 $\ln(1/2)$ であった場合、上の式では明らかに小さな値となり、結果として驚くような尤度比の値を目にすることになる¹³。対応策としては、選択肢利用可能性も含めた初期尤度が必要となるが、これは定数項のみのパラメータ推定をすることで得られる¹⁴。本プログラムでは対応していないが、簡単な追加作業なので、利用可能性のないデータ含みの場合には是非とも参考にしてほしい。ちなみにその他の初期尤度の計算方法も含め、本稿の **Appendix 1** に資料を掲載した。

あとは、所要時間と費用変数を 100 で割っているが、これは絶対値の大きな数値が多いと、最適化計算中に桁落ちなどのエラーを誘引しやすいためである。この計算に限らず、最適化パッケージで原因不明のエラーが出る場合、変数を標準化することをすすめる。

```
### Multi Nomial Logit (MNL) estimation program (Original code by EHIME University)

###データファイルの読み込み
Data<-read.csv("j:/truck/mcmc/doc/pri.csv",header=T)

hh<-nrow(Data) ##データ数:Data の行数を数える
print(hh)
ch<- 3          ##今回用いる選択肢の数

b0<-c(0, 0, 0, 0, 0, 0)

Srail <- sum(Data[,2]==1); Sbus <- sum(Data[,2]==2); Scar <- sum(Data[,2]==3)
cat("rail:",Srail," bus:",Sbus," car:",Scar,"¥n")

## Logit model の対数尤度関数の定義
fr <- function(x) {
```

¹³ 数モードの機関選択モデルで尤度比が 0.5 を超えるような結果であれば、まず初期尤度計算方法についてチェックした方がよい。→本稿 **Appendix 1** を参照のこと。

¹⁴ 前述の東工大森地研伝統の FORTRAN プログラムでは、石田先生が作られた当初は「定数項推定による初期尤度」が採用されていたが、いつの間にかそのサブルーチンが消えていた。はて？

```

LL=0

##効用の計算
rail <- x[1]*Data[, 6]/100 + x[2]*Data[, 7]/100 + x[5]*matrix(1,nrow =hh,ncol=1)
bus <- x[1]*Data[, 9]/100 + x[2]*Data[,10]/100 + x[3]*(Data[, 3]>=6) + x[6]*matrix(1,nrow
=hh,ncol=1)
car <- x[1]*Data[,12]/100 + x[2]*Data[,13]/100 + x[4]*(Data[, 4]>=2)

##効用の指数化
Erail <- exp(rail)*Data[, 5]
Ebus <- exp(bus )*Data[, 8]
Ecar <- exp(car )*Data[,11]

PPrail <- Erail/(Erail+Ebus+Ecar)
PPbus <- Ebus /(Erail+Ebus+Ecar)
PPcar <- Ecar /(Erail+Ebus+Ecar)

##選択結果の確率のみを有効化
Prail <- (PPrail!=0)*PPrail + (PPrail==0)
Pbus <- (PPbus !=0)*PPbus + (PPbus ==0)
Pcar <- (PPcar !=0)*PPcar + (PPcar ==0)

##選択結果
Crail <- Data[,2]==1
Cbus <- Data[,2]==2
Ccar <- Data[,2]==3

##対数尤度の計算

LL <- colSums( Crail*log(Prail) + Cbus*log(Pbus) + Ccar*log(Pcar) )
return(LL)
}

## 対数尤度関数 fr の最大化
res<-optim(b0,fr, method = "BFGS", hessian = TRUE, control=list(fnscale=-1))

## estimated parameter
b<-res$par
hhh<-res$hessian

## t 値の計算
tval<-b/sqrt(-diag(solve(hhh)))

##初期尤度
L0 <- Srail*log(Srail/hh)+Sbus*log(Sbus/hh)+Scar*log(Scar/hh)

##最終尤度
LL <- res$value

## 適合度の計算
##結果の出力
## $\rho^2$  値
cat(" roh = ", (L0-LL)/L0, "\n")
##修正済  $\rho^2$  値
cat(" rohbar= ", (L0-(LL-length(b)))/L0, "\n")

print(res)
print(tval)

```

計算結果は以下の通り．特段のデコレーションを施していないので，無骨で見にくいですが，\$par が推定パラメータ，\$value が最終尤度で，最終行に t 値が掲げられている．\$hessian はヘッセ行列だが、『対数尤度関数の 2 階微分が情報行列（ここではヘッセ行列）であり，その逆行列に-1 を乗じてパラメータの分散共分散行列を算出できる』という展開を思い出してほしい．でなければ，プログラムの「##t 値の計

算」の意味が理解できないだろう。

さて、具体的な推定結果を見ると、所要時間は -0.0174 [／分]、費用は -0.00176 [／円] でパラメータ比から得られる時間評価値は 10 [円／分] 程度と、若干低い値が得られている。そもそも所要時間パラメータ値も小さめ¹⁵であり、3 肢の機関分担モデルとしては説明力が不足しているかも知れない。

```
rail: 493 bus: 432 car: 708
roh = 0.2432912
rohbar= 0.2398755
$par
[1] -1.7411817 -0.1757195 1.7302273 2.5890795 2.0644240 2.3457336

$value
[1] -1329.232

$counts
function gradient
      38      14

$convergence
[1] 0

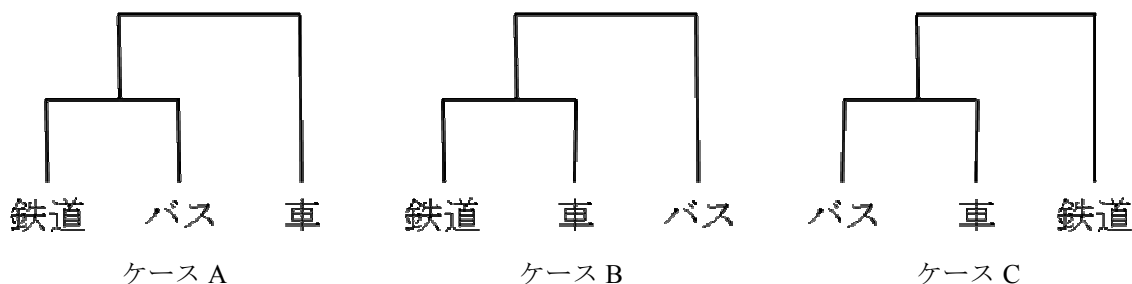
$message
NULL

$hessian
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]      [,5]      [,6]
[1,] -80.15815 -538.9584 -67.42988 65.52220 27.40143 -114.7780
[2,] -538.95843 -4708.3230 -493.74059 503.37025 123.55640 -800.5406
[3,] -67.42988 -493.7406 -127.96682 31.64655 79.67259 -127.9668
[4,] 65.52220 503.3703 31.64655 -214.17601 136.44173 77.7343
[5,] 27.40143 123.5564 79.67259 136.44173 -293.24442 123.6202
[6,] -114.77804 -800.5406 -127.96682 77.73429 123.62021 -224.7471

[1] -5.857365 -5.520454 12.528884 17.136179 13.928912 10.259022
```

2.2 NLR

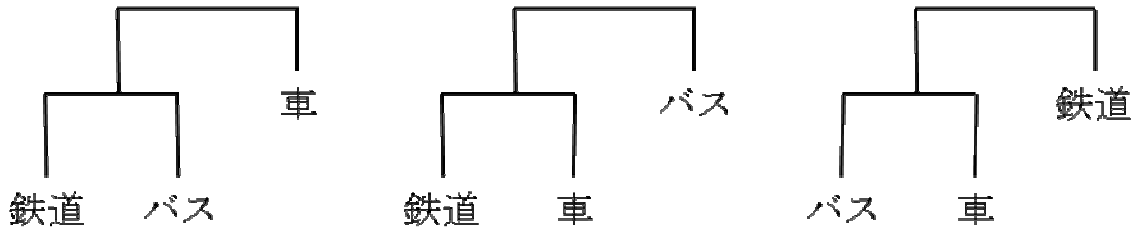
個人的には、離散選択モデルの中で最も理論・数式として優美だと思っているのが Nested Logit モデルである。『赤バス・青バス』という微笑ましい比喻¹⁶や、誤差相関から導かれるログサムパラメータ条件の存在、そしてログサム変数自体が消費者余剰という意外な姿に変身したりと、実に華麗に彩られたモデルである。今回は、3 肢選択なので、以下の 3 通りのツリーを想定するのが一般的である。



¹⁵ わが国の都市内交通機関選択モデル（ロジットモデル）であれば、所要時間のパラメータは、変数が分単位であれば、 -0.04 程度であると覚えておくとよい。時間評価値は 20 [円／分] ぐらいのケースが多いので、費用のパラメータ値は -0.002 程度となる。尤度比が小さいと、比例してパラメータ値が小さくなるのは分散パラメータが小さくなるから。

¹⁶ ソウルの赤バス、青バスを想像してはいけない。単にデザイン違いのバスということだ。運行路線など LOS は同一。

さて、本稿ではNLについては、同時推定のメリットについて特記するのであった。故に、上の図を例えば、

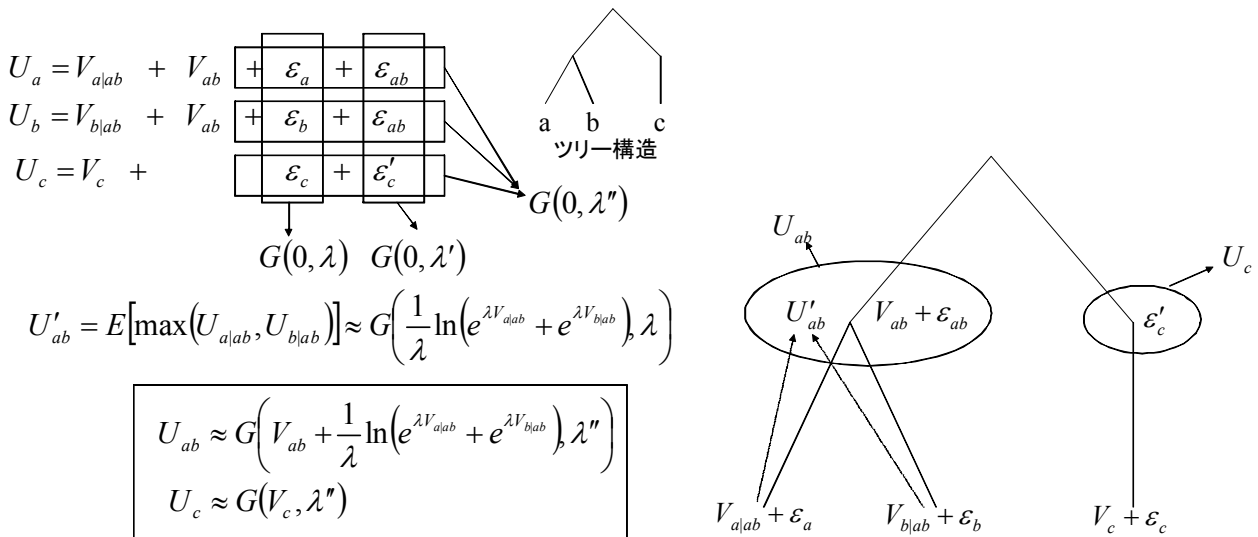


と描いてはいけない。これでは、下位の効用と、上位の効用で誤差分散の値が異なることになり、本稿同時推定の主眼である、所要時間と費用パラメータを共通変数として推定することができなくなる。ここでは理論展開式には立ち入らないが、参考資料として、兵藤が大学院授業で用いている3枝のNLモデル誤差構造の解説図を以下に転記する。ツリーをまたがる共通変数を設定する場合、右図の $V_c + \varepsilon_c$ が左のツリーと同じレベルとなる必要がある。その上位に V_c を位置させると、その誤差項が ε'_c となってしまい、レベル間で異なる分散パラメータが推定パラメータに反映されるため、共通変数の設定と矛盾することになる。

この3枝モデルの場合、選択確率式は

$$P_a = P_{ab} \times P_{a|ab} = \frac{\exp\left[\lambda'' V_{ab} + \frac{\lambda''}{\lambda} \ln(e^{\lambda V_{a|ab}} + e^{\lambda V_{b|ab}})\right]}{\exp\left[\lambda'' V_{ab} + \frac{\lambda''}{\lambda} \ln(e^{\lambda V_{a|ab}} + e^{\lambda V_{b|ab}})\right] + \exp[\lambda V_c]} \times \frac{e^{\lambda V_{a|ab}}}{e^{\lambda V_{a|ab}} + e^{\lambda V_{b|ab}}}$$

となり、 λ''/λ が推定されるログサム変数パラメータで、ツリー下位に含まれる共通変数のパラメータは、分散パラメータとセットで、 $\lambda\theta$ として推定されていることに留意すべきである。すなわち、選択枝 c の確率計算を行う場合、 $\frac{\lambda''}{\lambda} \cdot \lambda\theta$ なので、共通変数パラメータに、さらにログサム変数パラメータを乗じる必要がある。細かい事項だが、段階推定のケースと混同すると、せっかくの推定結果を台無しにしてしまう。



R のプログラムは、MNL と殆ど同じで、効用関数の設定を変えるだけだ。3通りのツリーが記載されており、使わない構造はコメント文になっている。

```
### Nested Logit estimation program    (Original code by EHIME University)

###データファイルの読み込み
Data<-read.csv("j:/truck/mcmc/doc/pri.csv",header=T)

hh<-nrow(Data) ##データ数:Dataの行数を数える
print(hh)
ch<- 3          ##今回用いる選択肢の数

b0<-c(0, 0, 0, 0, 0, 0, 1)

Srail <- sum(Data[,2]==1); Sbus <- sum(Data[,2]==2); Scar <- sum(Data[,2]==3)
cat("rail:",Srail," bus:",Sbus," car:",Scar,"¥n")

## Logit model の対数尤度関数の定義
fr <- function(x) {

LL=0

##効用の計算
  rail <- x[1]*Data[, 6]/100 + x[2]*Data[, 7]/100 + x[5]*matrix(1,nrow =hh,ncol=1)
  bus  <- x[1]*Data[, 9]/100 + x[2]*Data[,10]/100 + x[3]*(Data[, 3]>=6) + x[6]*matrix(1,nrow
=hh,ncol=1)
  car  <- x[1]*Data[,12]/100 + x[2]*Data[,13]/100 + x[4]*(Data[, 4]>=2)

##効用の指数化
  Erail <- exp(rail)*Data[, 5]
  Ebus  <- exp(bus )*Data[, 8]
  Ecar  <- exp(car )*Data[,11]

#  LSrb <- exp( x[7]*log( Erail + Ebus ) )
#  LSc  <- exp( x[7]*log( Ecar          ) )
#  PPrail <- Erail/(Erail+Ebus) * LSrb/(LSrb + LSc)
#  PPbus  <- Ebus / (Erail+Ebus) * LSrb/(LSrb + LSc)
#  PPcar  <- LSc / (LSrb + LSc)

  LSr   <- exp( x[7]*log( Erail          ) )
  LSbc  <- exp( x[7]*log( Ebus + Ecar ) )
  PPrail <- LSr/(LSr + LSbc)
  PPbus  <- Ebus / (Ebus+Ecar) * LSbc/(LSr + LSbc)
  PPcar  <- Ecar / (Ebus+Ecar) * LSbc/(LSr + LSbc)

#  LSrc  <- exp( x[7]*log( Erail+ Ecar ) )
#  LSB   <- exp( x[7]*log( Ebus          ) )
#  PPrail <- Erail/(Erail+Ecar) * LSrc/(LSrc + LSB)
#  PPbus  <- LSB / (LSrc + LSB)
#  PPcar  <- Ecar / (Erail+Ecar) * LSrc/(LSrc + LSB)

##選択結果の確率のみを有効化
  Prail <- (PPrail!=0)*PPrail + (PPrail==0)
  Pbus  <- (PPbus !=0)*PPbus  + (PPbus ==0)
  Pcar  <- (PPcar !=0)*PPcar  + (PPcar ==0)

##選択結果
  Crail <- Data[,2]==1
  Cbus  <- Data[,2]==2
  Ccar  <- Data[,2]==3

##対数尤度の計算

  LL <- colSums( Crail*log(Prail) + Cbus*log(Pbus) + Ccar*log(Pcar) )
```

```

    return(LL)
}

## 対数尤度関数 fr の最大化
res<-optim(b0,fr, method = "BFGS", hessian = TRUE, control=list(fnscale=-1))

## estimated parameter
b<-res$par
hhh<-res$hessian

## t 値の計算
tval<-b/sqrt(-diag(solve(hhh)))

##初期尤度
L0 <- Sraill*log(Sraill/hh)+Sbus*log(Sbus/hh)+Scar*log(Scar/hh)

##最終尤度
LL <- res$value

## 適合度の計算
##結果の出力
##  $\rho^2$  値
cat(" roh = ", (L0-LL)/L0, "\n")
##修正済  $\rho^2$  値
cat(" rohbar= ", (L0-(LL-length(b)))/L0, "\n")

print(res)
print(tval)

```

ケース A~C の推定結果の主要箇所を以下にまとめる。

```

ケース A : rohbar= 0.2652
  パラメータ : -0.8978  0.01277  1.178  0.5003  0.03899 -0.43394  4.873
  t 値 :      -5.62   1.41    8.43  6.39    0.42   -3.40    7.04
ケース B : rohbar= 0.2416
  パラメータ : -1.327  -0.1613  1.244  2.413  1.877  2.382  1.354
  t 値 :      -4.86  -6.01   7.20  14.97  11.86  12.29  9.82
ケース C : rohbar= 0.2470
  パラメータ : -2.357  -0.1976  2.297  3.008  1.992  2.814  0.5830
  t 値 :      -5.69  -4.70  11.29  15.79  9.53  9.81  8.72

```

尤度比はケース A で高い値を示すが、ログサムパラメータが 4.9 で、(0,1) 区間内の条件を満たさない。費用のパラメータの符号も反転している。ここではケース C がログサムパラメータも 0.58 となり、合格点に達している。車とバスとの選択肢類似性が卓越するという結果だが、地方部におけるデータなので、うなずけなくもない結果であろうか。

2.3 MNP-GHK.R

これは 1990 年代に提唱され、一世を風靡した GHK アルゴリズムによる多肢プロビット (Multinomial Probit: MNP) モデルのプログラムだ¹⁷。しかし、プロビットモデルは実務では使われることが少なく残念である。確かに、通常の選択モデルであれば、ロジットモデルで殆どの場合、用が足りるだろうし、誤差構造を操作するニーズは少ないのだろう¹⁸。しかし使われないから習熟する価値がない、では困る。実践はなくとも、道場で鍛錬を積み重ね、さび付かぬように刀を研ぐ。プロビットモデル学習は、そのような『行動モデル道』を極める途上の不可避の一試練だ。

それはさておき、プログラムに目を転じてみよう。まず理解しなければならないのが、"Operation matrix \mathbf{M} "であろう。プロビットモデルは、ロジットモデルのような陽的 (explicit) な確率計算式が定義できないので、例えば 3 肢モデルで選択肢 1 が選ばれた場合、

$$P_1 = \Pr[U_1 > U_2] \times \Pr[U_1 > U_3 | U_1 > U_2]$$

なる条件付き確率計算が必要となる。この式は畳み込み積分 (convolution) に他ならず、数値積分が避けられないことが分かる。通常は、この式を、

$$P_1 = \Pr[U_2 - U_1 < 0] \times \Pr[U_3 - U_1 < 0 | U_2 - U_1 < 0]$$

と解釈し、パラメータ推定を行うことが一般的である。すなわち、選択肢数が J の場合、 $J-1$ 回の確率計算を行うことになる。これは「効用差」を基軸とした推定アルゴリズムを意味するが、解説は K.E.Train 教授のテキスト、*Discrete Choice Methods with Simulation* の 5 章 ("Probit") が明快である。そこでは、効用差を扱う "Operation matrix \mathbf{M} " を用いた説明がなされている。話は簡単で、3 肢モデルで 1,2,3 番目の選択肢が選ばれたとき、各々のケースの行列 \mathbf{M} を、以下の通り定義する。

$$M_1 = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad M_2 = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{pmatrix} \quad M_3 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

これを用いれば、例えば、選択肢 2 が選ばれたときの 2 つの効用差は、

$$M_2 \mathbf{V} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} V_1 - V_2 \\ V_3 - V_2 \end{pmatrix}$$

誤差の分散共分散行列は、

¹⁷ このプログラムのオリジナルは記載されているとおり、東工大屋井研究室を 1998 年に修了した坂井氏 (現国土交通省) が作成した GAUSS プログラムである。坂井氏の修論大詰めの 1998 年 1 月、彼の手がけていた構造化 Probit モデルと、兵藤が当時の滞米中に勉強していた Mixed Logit モデルとの関係を彼の修論で分析することになり、坂井氏とデータやプログラムのやりとりを日米間のメールで頻繁に行った。その成果は同年の土木計画学で屋井・清水論文として報告されているが、兵藤と坂井氏はメールのやりとりだけで面識のないまま彼は修了し、初めて会ったのはその数年後であった。ネット時代ならではのエピソードかも知れない。

¹⁸ 屋井鉄雄氏による「構造化 Probit」は例外で、東京都市圏の鉄道需要予測にも用いられている。また、このモデルは、K.E.Train の好著、*Discrete Choice Methods with Simulation* (Cambridge, 2003) におけるプロビットモデル解説の章で、誤差構造の工夫例の第一の事例として紹介されている (同書の 107 ページ参照)。このテキストの和訳出版が期待されるが、F 先生、その後どうでしょうか？

$$M_2 \Sigma M_2' = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} \\ s_{21} & s_{22} & s_{23} \\ s_{31} & s_{32} & s_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{11} - 2s_{12} + s_{22} & -s_{12} + s_{13} + s_{22} - s_{23} \\ -s_{12} + s_{13} + s_{22} - s_{23} & s_{22} - 2s_{23} + s_{33} \end{pmatrix}$$

で計算できる。プロビットモデルでは、この効用差で確率計算がなされることに常に留意する必要がある。誤差の分散共分散行列（ここでは分散を1に基準化しているので相関係数行列とも見なせる）が、

$$\begin{pmatrix} 1 & 0.5 & 0 \\ 0.5 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

の場合、パラメータ推定に用いられる効用差の分散共分散行列は、

$$\begin{pmatrix} 1 - 2 \times 0.5 + 1 & -0.5 + 0 + 1 - 0 \\ -0.5 + 0 + 1 - 0 & 1 - 2 \times 0 + 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 2 \end{pmatrix}$$

となる。つまり、このモデルは推定結果の（この場合、 2×2 の）分散共分散行列と、分析者が設定した（ 3×3 の）行列とが一致しないし、逆に 2×2 の推定結果から 3×3 の誤差構造を一意に導くこともできない¹⁹。

本プログラムでは、シミュレーション乱数の発生回数を 50 に設定し、誤差分散共分散行列として、NL の推定結果を反映して、

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \lambda \\ 0 & \lambda & 1 \end{pmatrix}$$

を設定している。何回か試してみたが、初期パラメータ値の与え方が悪いと計算途中でエラーが出たり、解が収束しなかったりするようだ。ここでは MNL の推定パラメータ値を初期解にしている。また、割と面倒なのが、利用可能性の設定方法である。3 肢モデルで、2 肢しかない場合、本来であれば 2 肢 Probit 式とコンパクトな式形になるようにプログラミングする必要があるが、ここでは、利用可能性がない選択肢の効用を、無理矢理 -9999 にしている（以下の箇所）

```
md <- M[n,,] %*% modeal[n,] ##利用可能性のない効用関数に-9999 代入
Z[n,] <- Z[n,]+md*99999.
```

これで問題はないと思うが、厳密にはキチンと選択肢数を減らした確率計算式を導入すべきであろう。ちょっと心残りの課題だ。

```
## Probit GHK Estimation for 3 alternatives
## Original code by K.Sakai (TIT), '97.3.31
```

```
Rprof(tmp <- tempfile(), interval=0.01)
```

¹⁹ ここで示された例のように、予め誤差構造が特定化されている場合は、 2×2 に誤差構造パラメータが含まれているため、そのパラメータを推定可能であることは言うまでもない。この議論は後述の“3.2 MNP-MCMC.R”の節で再度議論される。

```

Data<-read.csv("j:/truck/mcmc/doc/pri.csv",header=TRUE)

hh<-nrow(Data) ##データ数:Dataの行数を数える
ch<- 3          ##今回用いる選択肢の数

z  <- matrix(0,nrow=hh,ncol=1)
one <- matrix(1,nrow=hh,ncol=1)

draw <- 50 ##乱数の発生回数
R <- matrix(runif(draw*hh*(ch-2)),nrow=hh,ncol=draw*(ch-2))

X1 <- cbind( (Data[, 6]/100), (Data[, 7]/100),          z,          z, one, z)
X2 <- cbind( (Data[, 9]/100), (Data[,10]/100), (Data[,3]>=6),          z, z, one)
X3 <- cbind( (Data[,12]/100), (Data[,13]/100),          z, (Data[,4]>=2), z, z)
##効用関数をXに集約
X <- array(0,dim=c(hh,ch,nnu))
X[,1,]<-X1; X[,2,]<-X2; X[,3,]<-X3
##選択結果をcresに
cres <- Data[,2]
Srail <- sum(Data[,2]==1); Sbus <- sum(Data[,2]==2); Scar <- sum(Data[,2]==3)
cat("rail:",Srail," bus:",Sbus," car:",Scar,"¥n")
##選択肢の利用可能性をmodealに
modeal <- cbind(Data[,5],Data[,8],Data[,11])

##効用関数の変数の数はnnu, 分散共分散行列に関わるパラメータ数はnnd
nnu <- 6 ; nnd <- 1

## Operation matrix M の作成
M <- array(0,dim=c(hh,ch-1,ch))
for (n in 1:hh){ nn<-0
  for (j in 1:ch){ if (cres[n]!=j) nn<-nn+1
    for (i in 1:(ch-1)){
      if (cres[n]==j) M[n,i,j] <- -1
      else if (i==nn) M[n,i,j] <- 1
    } }
}

Y <- array(0,dim=c(hh,ch-1,nnu))
for (n in 1:hh){
  for (j in 1:nnu) Y[n,,j] <- M[n,,] %*% X[n,,j]
}

b0<-c(-2.85, -0.517, 1.29, 2.22, 1.42, 2.51, 0.5)

prob <- function(para){

E <- array(0,dim=c(hh,ch-1,ch-1))

for (n in 1:hh) {
## 分散共分散行列の作成
A <- matrix(0,nrow=ch,ncol=ch)
A[1,1]<-1; A[2,2]<-1; A[3,3]<-1
A[2,3]<-para[nnu+1]; A[3,2]<-A[2,3]
D <- M[n,,] %*% (A %*% t(M[n,,])) ## D:誤差項差の分散共分散行列
E[n,,] <- t( chol(D) )          ## E:行列Dをコレスキー分解した行列(下三角)
}

Z <- array(0,dim=c(hh,ch-1))
for (n in 1:hh){
  for (i in 1:(ch-1)) Z[n,i] <- Y[n,i,] %*% para[1:nnu]
  md <- M[n,,] %*% modeal[n,] ##利用可能性のない効用関数に-9999 代入
  Z[n,] <- Z[n,]+md*99999.
}

## 選択確率の近似計算
P <- matrix(0,nrow=hh,ncol=1)

```

```

w <- matrix(0,nrow=hh,ncol=ch-1); wp <- matrix(0,nrow=hh,ncol=ch-2)

w[,1] <- pnorm( -Z[,1]/E[,1,1] )

for (k in 1:draw){
  aa <- matrix(0,nrow=hh,ncol=1)
  for (i in 2:(ch-1)){
    RR <- R[, (i-2)*draw+k]*w[,i-1]
    wp[,i-1] <- qnorm(RR)
    for (j in 1:(ch-2)) aa <- aa+E[,i,j]*wp[,j]
    w[,i] <- pnorm(-(aa+Z[,i])/E[,i,i])
  }
  PP <- matrix(1,nrow=hh,ncol=1)
  for (i in 1:(ch-1)) PP <- PP*w[,i]
  P <- P+PP
}
P <- P/draw
P <- (P<0.00001)*0.00001 + (P>=0.00001)*P
return(P)
}

LL <- function(para){
  pp <- prob(para)
  L <- colSums( log(pp) )
  return(L)
}

## 最尤最適化計算
res<-optim(b0, LL, method = "L-BFGS-B", hessian = TRUE,
          control=list(fnscale=-1,trace=TRUE,REPORT=1))
#####
b<-res$par; hhh<-res$hessian
tval<-b/sqrt(-diag(solve(hhh)))
L0 <- Srail*log(Srail/hh)+Sbus*log(Sbus/hh)+Scar*log(Scar/hh)
LL <- res$value
## ρ2 値
cat(" roh = ", (L0-LL)/L0, "¥n")
##修正済 ρ2 値
cat(" rohbar= ", (L0-(LL-length(b)))/L0, "¥n")
print(res)
print(tval)

Rprof(NULL)
summaryRprof(tmp)

```

推定結果は以下の通り．尤度比はNLのケースCと殆ど同じ値となっているし，推定パラメータ値も理論通り，NLの $\pi^2/6$ の逆数倍に近い．肝心の共分散値は，0.5程度で十分な t 値を持つ．また，NLとの比較要素として，ログサムパラメータ λ と，MNPの相関係数パラメータ（この場合，分散を1にしているので，共分散が相関係数に一致する）との間に， $\rho = 1 - \lambda^2$ という理論式が存在することも明記しておく²⁰．

なお，パッケージ `optim` で，`method = "L-BFGS-B"` が指示されている．これは最もポピュラーなBFGS公式²¹では何故か今回はエラーが出たためである．原因は不明であるが，経験的に，分散共分散のように、『分母側』に未知パラメータが位置する場合，推定は困難なことが多い．`optim`には，様々なオプションがあるので，それを試してみるしかない．

²⁰ 詳しくは，兵藤他(2000):”Mixed Logit モデルの汎用性に着目した特性比較分析”，土木学会論文集 No.660を参照のこと．

²¹ 東工大森地研では，屋井鉄雄氏（当時博士課程）作成のBFGSを用いた非線形最適化FORTRANプログラムがあった．兵藤も修論などで用いたが，パラメータ探索のステップサイズや，勾配行列のrefreshタイミングなど，マニュアル作業のチューニングにある程度の『職人芸』が必要とされた．

```

roh = 0.2512705
rohbar= 0.2472855
$par
[1] -1.09986628 -0.09523716 1.17410870 1.56290290 1.04808707 1.36428138 0.49988725

$value
[1] -1315.216

$counts
function gradient
      64      64

$convergence
[1] 0

$message
[1] "CONVERGENCE: REL_REDUCTION_OF_F <= FACTR*EPSMCH"

$hessian
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]      [,5]      [,6]      [,7]
[1,] -223.57551 -1504.7831 -146.05001 180.62388 37.89304 -314.5665 113.22058
[2,] -1504.78312 -12871.7104 -1086.28130 1300.72246 161.92464 -2168.3849 867.26208
[3,] -146.05001 -1086.2813 -265.96422 82.42816 124.37095 -265.9642 11.49990
[4,] 180.62388 1300.7225 82.42816 -459.58445 209.95905 249.6254 -185.43745
[5,] 37.89304 161.9246 124.37095 209.95905 -465.87278 197.3197 -131.20397
[6,] -314.56646 -2168.3849 -265.96422 249.62542 197.31974 -574.7161 187.68217
[7,] 113.22058 867.2621 11.49990 -185.43745 -131.20397 187.6822 -414.90854

[1] -5.513423 -4.331777 10.661582 9.600955 5.988629 7.978009 4.388132

```

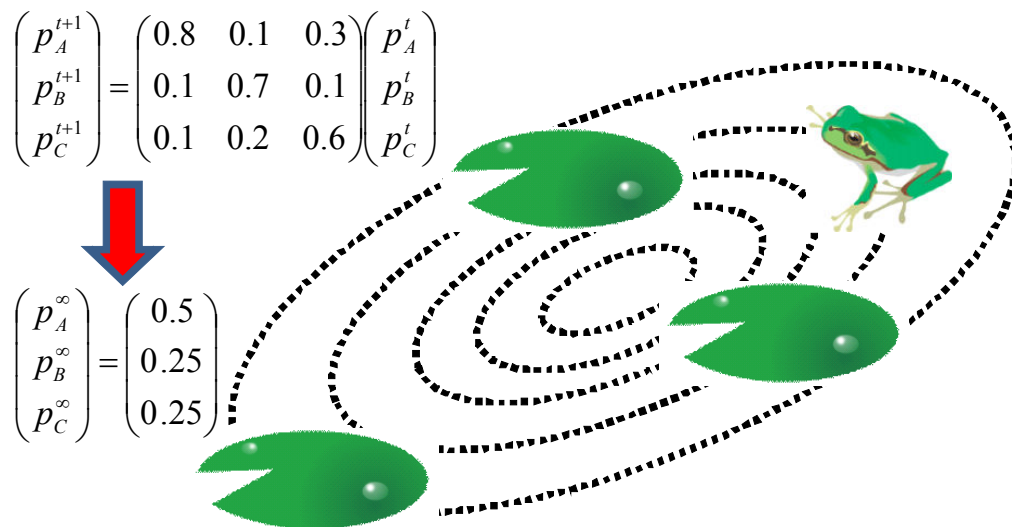

3. MCMC (Markov Chain Monte Carlo) によるパラメータ推定

MCMC 法は 1990 年代半ば頃から経済学、生物学などの分野の計量モデルを扱う研究者らの間でブームになった手法のようだ。R と同様、兵藤も最近出版された MCMC 関連の書籍を買い込んでいるが、手元のリストを見ると、

- ・階層ベイズモデルとその周辺／石黒真木夫他／2004 年
- ・計算統計Ⅱ／伊庭幸人他／2005 年
- ・ベイズ計量経済分析／和合肇／2005 年
- ・入門 ベイズ統計学／中妻照雄／2007 年
- ・マルコフ連鎖モンテカルロ法／豊田秀樹／2008 年
- ・ベイズ統計データ分析／古谷知之／2008 年
- ・入門ベイズ統計／松原望／2008 年
- ・計算統計学の方法／小西貞則他／2008 年

と、益々盛んに色々なテキストが販売されていることが分かる。

MCMC 法は昔からある方法であるが、プロビットモデルの GHK 法や、Mixed Logit モデルなどと同様、計算機の能力向上を背景に、それまで解きにくかった問題にシミュレーション解を与えてくれる手段として盛んに適用範囲が広まった²²。MCMC の理論の詳細はここでは省くが、離散選択モデルへの適用を前提とした、MCMC 法の兵藤なりのイメージを最初に披露したい。



上の図は、典型的な Markov チェインの解説図だ。3 つある蓮の葉 (A, B, C) の上を蛙がピョンピョンと飛び移る。お互いの葉の間の遷移確率が 3×3 の行列で与えられた場合、定常状態 ($t \rightarrow \infty$) における、蛙の各葉の存在確率を計算すれば、図左の式の通りになるという訳だ²³。さて、何故、気まぐれな蛙の八艘飛びが離散選択モデルのパラメータ推定と結びつくのか？ これは、図に描かれている等高線

²² 上記『ベイズ計量経済分析／和合肇／2005 年』の巻頭には、『MCMC はすでに約 50 年近くの歴史があり、当初の 40 年間は物理学の分野で発展し、集中的に使われてきた。しかしながら、統計学や確率でのそのインパクトと影響が最も劇的に増加したのは 1980 年代の最後である』と記されている。

²³ 兵藤は、Markov チェインは五十嵐日出夫先生の、土木計画数理の教科書で習ったが、研究事例としては、1970 年代に、観光スポット間の周遊行動に適用した例を交通計画のテキストで確認できる。その他、蛙の図で紹介した Markov チェインの計算は、土木系公務員試験の定番問題であったと記憶している。

から理解できる。この等高線は、ロジットモデルなどの、対数尤度関数を意味している。すなわち、この蛙君は、よりよき解を求めて蓮の葉を飛び回る賢さを備えているのだ。その際の、蓮の葉間の飛び方（蛙君の知恵）を規定するのが、MCMC 法のアルゴリズムに相当する。代表的なアルゴリズムは2種類あり、各々の概略は以下の通り（あくまで直感的な説明なので、詳細は関連資料を参照のこと）。

Gibbs Sampler (GS) : この方法は、各パラメータが与えられたときの、他のパラメータの条件付事後分布が定義できる場合に用いられる。よくテキストの最初に出てくる例は、2変量正規分布だ。平均0、分散1で、相関係数 ρ の2変量正規分布の場合、

$$\theta_1 | \theta_2 \approx N(\rho\theta_2, 1 - \rho^2) \quad \theta_2 | \theta_1 \approx N(\rho\theta_1, 1 - \rho^2)$$

なので、2つの正規乱数を入れ子で発生させれば、それが得るべき2変量正規分布に従うという訳だ。蛙の例で言えば、蛙は次に跳ぶべき蓮への望ましい跳躍方向を知っており、それに従い、かつある程度の randomness をもって飛び回ることを想定すればよい。

Metropolis-Hastings アルゴリズム (MH) : GS のように、条件付事後分布が陽的に書き下せない場合は、MH アルゴリズムに頼ることになる。こちらは、それ故、様々なモデルに対応できるが、計算効率が悪いという方法である。アルゴリズムの手順は以下の通りだ。

蛙は次に飛ぶ蓮をランダムに選ぶ²⁴。今度は GS と違い、一旦、その蓮に飛んでしまったことを想定し、その場合の解の『改善度』を [0,1] の範囲内に収まる基準値で計算する。そこで、[0,1] の一様乱数を発生させ、両者の大小関係で、この蓮に飛ぶことを受け入れるか否かを決断する。受け入れなかった場合は、元の蓮に止まるわけで、今の計算プロセスが無駄になる。それ故、計算効率が良くないのである。

こんな乱暴な説明でいきなりプログラム解説もないモンだが、良書が多く出回っているので、本稿ではこの程度でご容赦頂きたい。R では、MCMC 用のパッケージも幾つか出回っている。MNL、そして MNP を例に、GS の推定例を示し、MH 法については（特段のパッケージも見あたらなかったの）自作の例を紹介したい。

3.1 MNL-MCMC.R

ここでは、代表的な MCMC パッケージの一つである、“MCMCpack” を用いて、MNL モデル推定を行ってみた。その名の通り、“MCMCmnl” というコマンドが含まれている。しつこいようだが、これまで紹介したモデルとデータも変数設定も変えていない。さすがにパッケージを使うだけあって、プログラムは簡便である。「##選択結果」では、利用可能性の有無（利用可能性がない場合は、-999 を代入）に気をつける程度だろうか。MCMC の特徴である、burn-in 回数は 1,000 回で、その後の 10,000 回の繰り返し計算でパラメータ値を計算している。

[library\(MCMCpack\)](#)

²⁴ この時の選び方として、『どの程度遠くの蓮までを射程に入れるか』を決める必要がある。MH 法では、その値の決定（チューニング）方法に一定のルールはなく、試行錯誤によるしかないようだ。

```

###データファイルの読み込み
Dat<-read.csv("d:/truck/mcmc/doc/trip.csv",header=TRUE)

hh<-nrow(Dat) ##データ数:Data の行数を数える

rtime <- Dat[, 6]/100; btime <- Dat[, 9]/100; ctime <- Dat[,12]/100
rcost <- Dat[, 7]/100; bcost <- Dat[,10]/100; ccost <- Dat[,13]/100
raged <- matrix(0,nrow=hh,ncol=1); baged <- 1*(Dat[,3]>=6); caged <- raged
rcar <- matrix(0,nrow=hh,ncol=1); bcar <- rcar; ccar <- 1*(Dat[,4]>=2)

##選択結果
ch <- matrix(0,nrow=hh,ncol=3)
colnames(ch) <- c("1", "2", "3")
for (i in 1:hh){
  if (Dat[i, 5]==0) ch[i,1] <- -999
  if (Dat[i, 2]==1) ch[i,1] <- 1
  if (Dat[i, 8]==0) ch[i,2] <- -999
  if (Dat[i, 2]==2) ch[i,2] <- 1
  if (Dat[i,11]==0) ch[i,3] <- -999
  if (Dat[i, 2]==3) ch[i,3] <- 1
}

post <- MCMCmnl(ch ~
  choicevar(rtime, "time", "1") +
  choicevar(btime, "time", "2") +
  choicevar(ctime, "time", "3") +
  choicevar(rcost, "cost", "1") +
  choicevar(bcost, "cost", "2") +
  choicevar(ccost, "cost", "3") +
  choicevar(raged, "aged", "1") +
  choicevar(baged, "aged", "2") +
  choicevar(caged, "aged", "3") +
  choicevar(rcar, "car", "1") +
  choicevar(bcar, "car", "2") +
  choicevar(ccar, "car", "3"),
  baseline="3", burnin=1000,
  mcmc.method="RWM",
  b0=0, B0=0, seed=2348,
  verbose=1000, mcmc=10000, B=0.001)

plot(post)
summary(post)

```

推定結果は、パラメータの推移図と、その確率密度図、そして平均や分散などの集約表がテキストとして出力される。まず、テキスト部分は以下の通り。2章のMNL.Rのパラメータ推定結果は、変数の順に、

「-1.741 -0.1757 1.730 2.589 2.064 2.346」

であったので、共通変数は若干小さめに推定されていることがわかる。また、「Mean」を「SD」で割れば、 t 値に相当する統計値を得ることもできる²⁵が、これもMNL.R結果と大きな相違はないようだ。

```

Iterations = 1001:11000
Thinning interval = 1
Number of chains = 1
Sample size per chain = 10000

```

1. Empirical mean and standard deviation for each variable, plus standard error of the mean:

| | Mean | SD | Naive SE | Time-series SE |
|------|---------|---------|-----------|----------------|
| time | -2.8852 | 0.25336 | 0.0025336 | 0.014991 |
| cost | -0.5165 | 0.04093 | 0.0004093 | 0.002151 |

²⁵ 厳密に t 値といえるとは思えないが、近似はしていると思う。そもそも、MCMC 法から得られたパラメータの分散共分散と、ヘッセ行列の逆行列から得られた分散共分散の一致性は証明できるのであろうか。まだまだ勉強不足で申し訳ありません。

```

aged      1.2955 0.18751 0.0018751    0.008908
car       2.2317 0.11501 0.0011501    0.005741
(Intercept).1 1.4343 0.11053 0.0011053    0.005203
(Intercept).2 2.5254 0.16745 0.0016745    0.007865

```

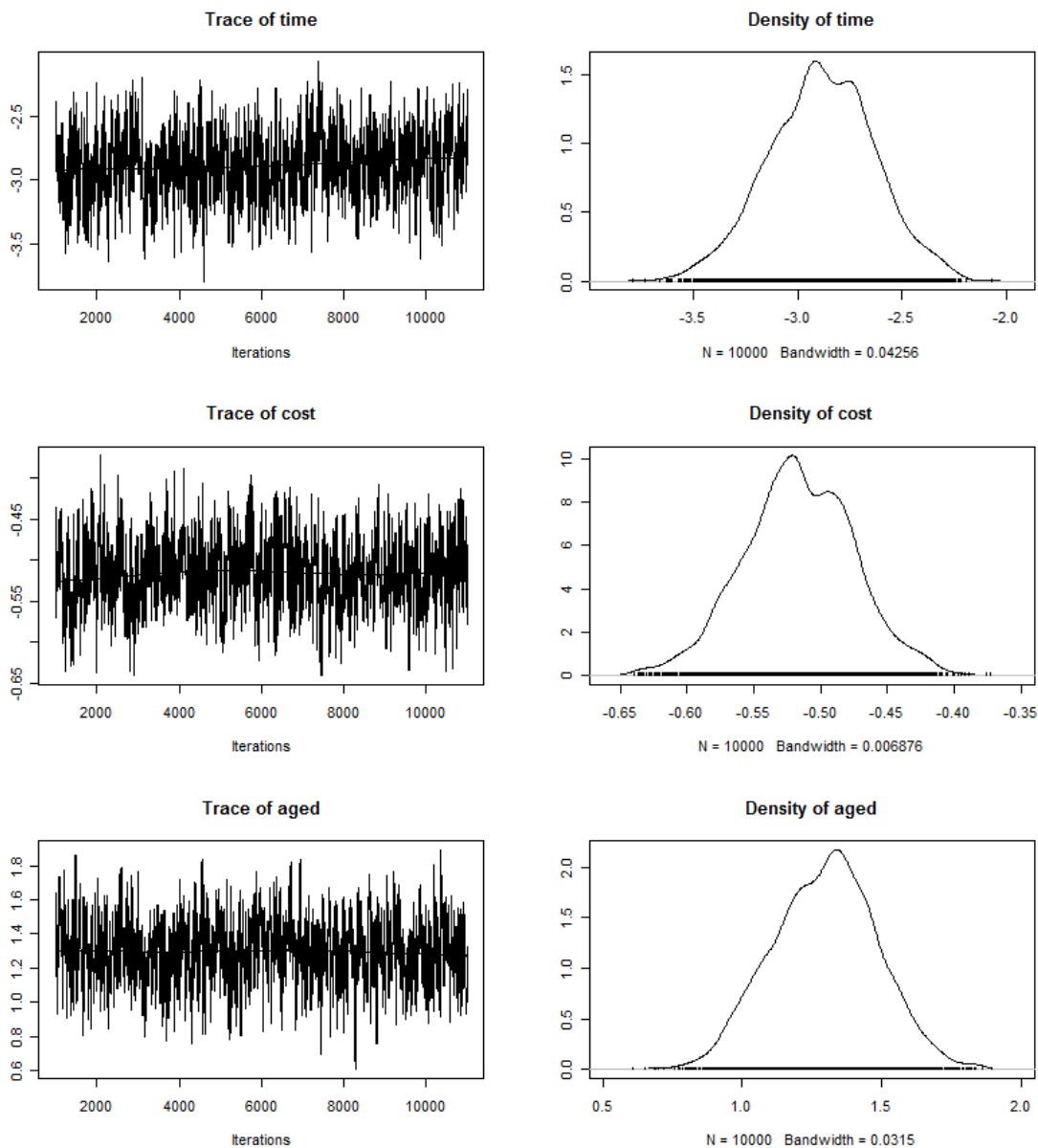
2. Quantiles for each variable:

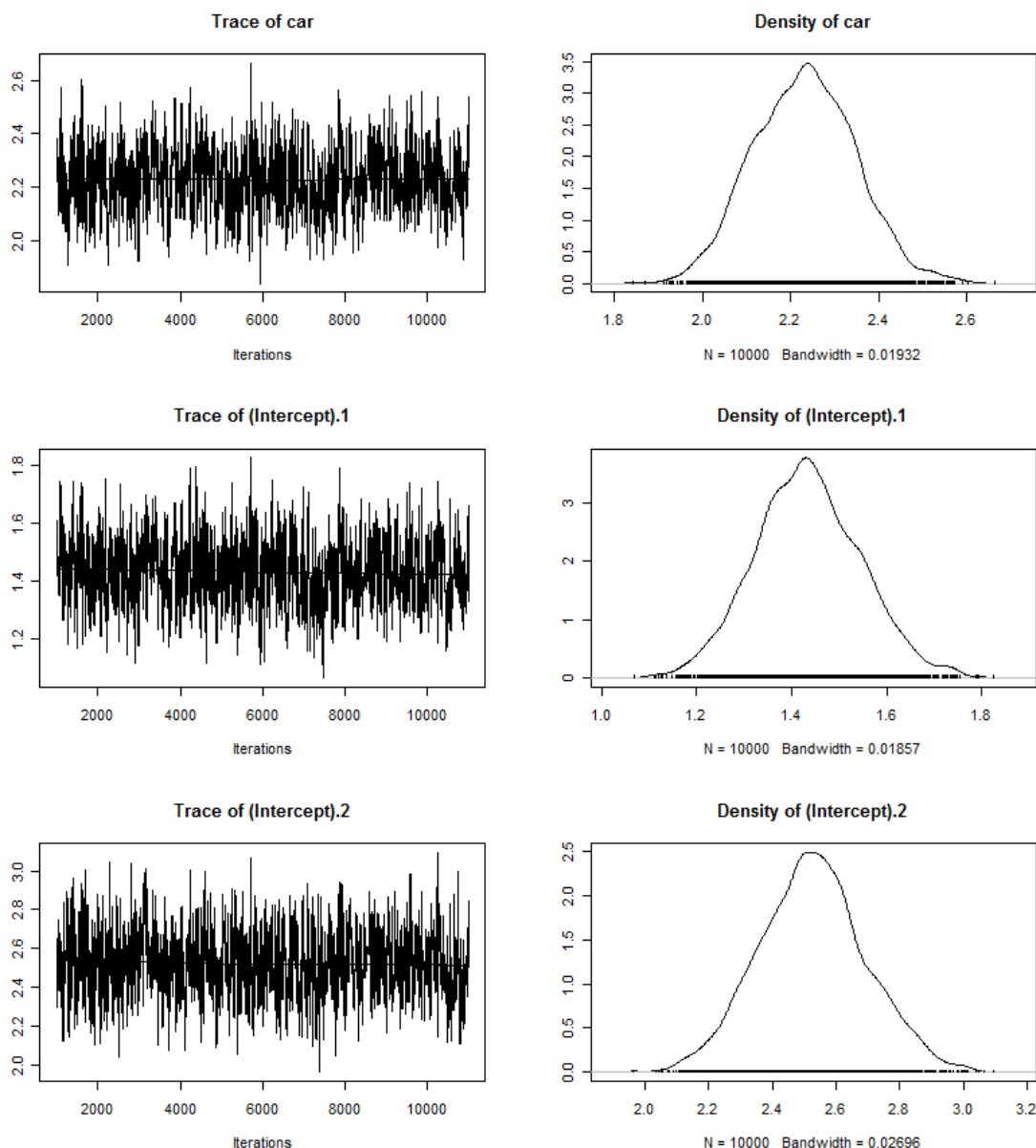
```

      2.5%   25%   50%   75%   97.5%
time    -3.3959 -3.0595 -2.8850 -2.7124 -2.3850
cost    -0.5991 -0.5431 -0.5174 -0.4877 -0.4344
aged     0.9436  1.1644  1.3052  1.4260  1.6568
car      2.0113  2.1503  2.2316  2.3097  2.4554
(Intercept).1 1.2233  1.3589  1.4313  1.5087  1.6559
(Intercept).2 2.2016  2.4138  2.5243  2.6289  2.8634

```

パラメータの推移図は、繰り返し計算の過程で妙な動きがないことを確認するのみであるが、パラメータの確率密度は新規性のある出力だ。概ね、正規分布に漸近していることが理解できるが、必ずしも単峰性が満たされているわけでもない。これは何度も乱数初期値や、繰り返し回数を変えたりしながら常に成立する特性か否かを判断する必要があるだろう。





さて、MCMCpack ではGSを採用しており、その際の条件付事後分布には、最尤法における対数尤度の2階微分式から得られる推定パラメータの分散共分散行列を用いている。ということは、Newton-Raphson法を用いた最尤法で、せいぜい10回程度の繰り返し収束計算を行っている、その同じ計算をMCMCでは何千回も行うことになる。そこで素朴な疑問を禁じ得ない。何故、わざわざ百倍以上の計算量を費やしながらMCMCを適用するのだろうか？ パラメータの分散共分散行列が求められているのに、効率的な求解を避ける意味とは？ 例えは悪いが、兵藤は、回答例を見ながら答案用紙を文字で埋め込む作業との印象を受ける。和文のテキストを見ている、ポピュラーなモデルであることから、MNLの推定例が紹介されることが多いが、その実務や研究への寄与内容については、まだ理解できない。おそらく、MNLをベースとした、より複雑なモデル構造や、外部から与えられるパラメータの事前情報を積極的に活用する場合などには、本方法の有効性が十分発揮できるのであろう。交通計画への適切な適用事例の発掘は読者に委ねたい。

3.2 MNP-MCMC.R

これは“bayesm”というパッケージに含まれる多肢プロビットモデル推定プログラム例である。“MCMCpack”にも、“MCMCprobit”というコマンドがあるようだが、こちらを選んだのは、MNPについては、“MCMCpack”より操作が理解しやすかっただけである。本来であれば、色々なパッケージを比較すべきであろう。

さて、“bayesm”では、さらにコードは簡素化されている。データを作成する、“createX”というコマンドにちょっと癖があるので、慣れが必要かも知れないが、“na”が共通変数の数、“nd”が「選択肢数-1」個のフルセットで導入される、いわゆる個人属性変数（性別、年齢、車保有など、選択肢間で値が変わらない変数）の数だ。

MNLと異なって、繰り返し回数が少ないと（1,000回程度）、パラメータの推移がランダムでなく、ある程度の経路を形成してしまうようだ。そのため、ここでは5,000回に設定している。計算時間は25分程度なので、最終的には余裕を見て、10,000回以上は試してみることをお勧めする。

推定結果の表示は“MCMCmnl”と同様、賑やかである。パラメータの確率密度図や、パラメータ推移図がでてくる。

```
library(bayesm)

###データファイルの読み込み
Dat<-read.csv("d:/truck/mcmc/doc/pri.csv",header=TRUE)

hh<-nrow(Dat) ##データ数:Dataの行数を数える
alt <- 3

  rtime <- Dat[, 6]/100; btime <- Dat[, 9]/100; ctime <- Dat[,12]/100
  rcost <- Dat[, 7]/100; bcost <- Dat[,10]/100; ccost <- Dat[,13]/100
  raged <- matrix(0,nrow=hh,ncol=1); baged <- 1*(Dat[,3]>=6); caged <- raged
  rcar <- matrix(0,nrow=hh,ncol=1); bcar <- rcar; ccar <- 1*(Dat[,4]>=2)

  cres <- Dat[,2]

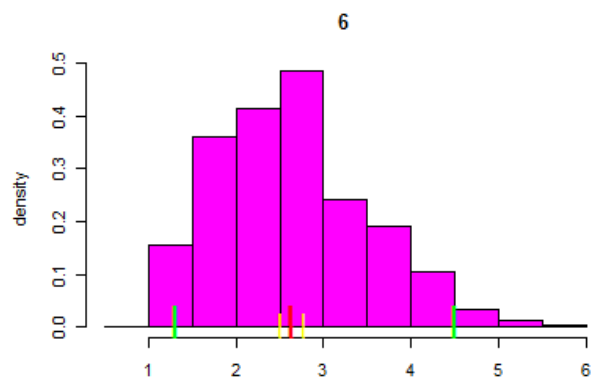
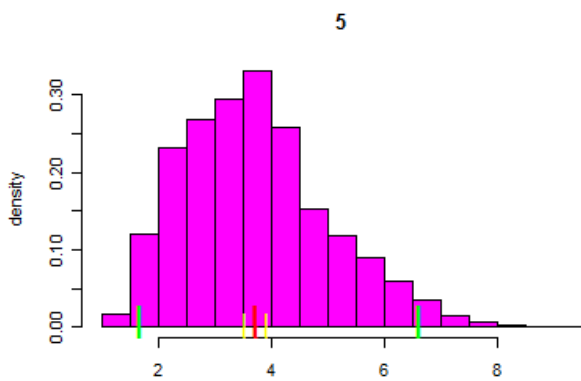
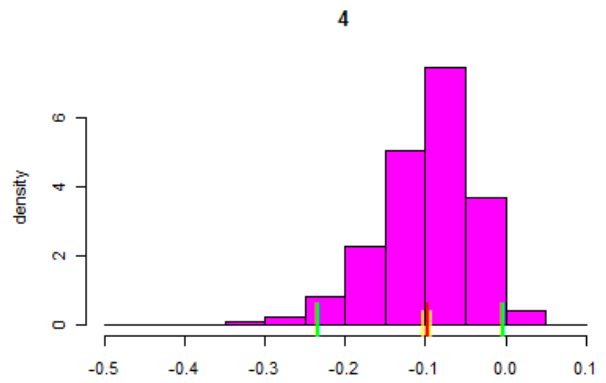
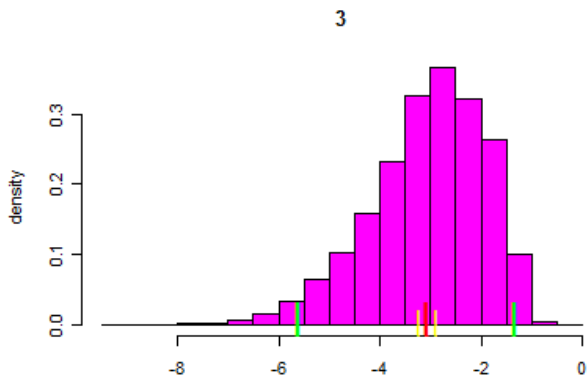
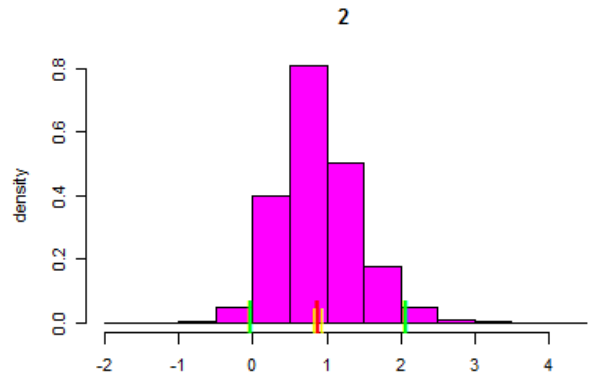
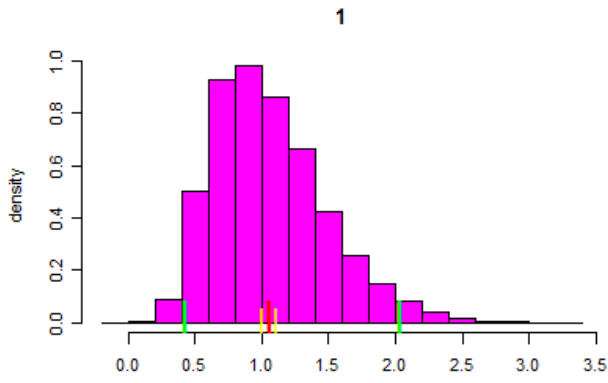
na <- 4
Xa <- cbind(rtime,btime,ctime,rcost,bcost,ccost,raged,baged,caged,rcar,bcar,ccar)
nd <- 0

X <- createX(alt, na=na, nd=nd, Xa=Xa, Xd=NULL, DIFF=TRUE, base=3)

dat1 <- list(p=alt, y=cres, X=X)
mcmc1 <- list(R=50000,k=1)
res1 <- rmnpGibbs(Data=dat1, Mcmc=mcmc1)

plot(res1$betadraw)
plot(res1$sigmadraw)
```

さて、今回のデータは全ての選択肢の利用可能性があったが、利用可能性無しの選択肢が含まれる場合、上記の“bayesm”における対応方法は見いだせなかった。その場合、例えば所要時間の値を極大値にする方法が思いつくが、試したところ、選択肢固有変数のパラメータに影響が出てしまう。自前のプログラムなら何とでもなるが、柔軟性に限界があるパッケージは、このような場合不便である。



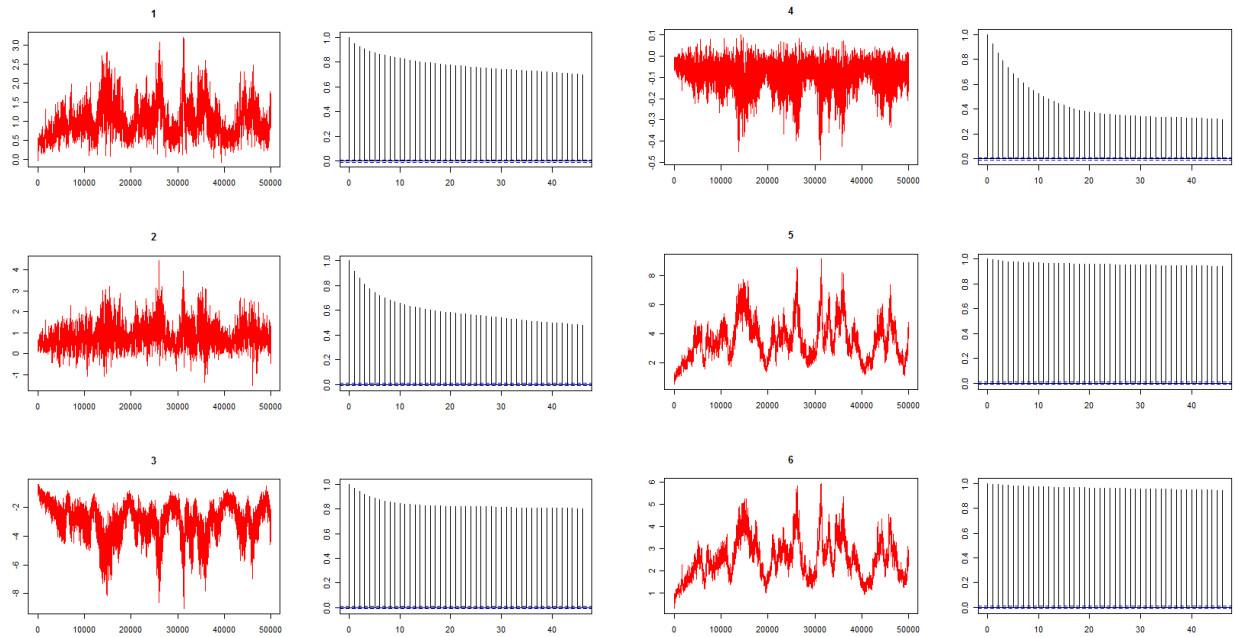
出力パラメータの順番は、定数項が先なので注意のこと。上記の平均値（赤線）に位置する値を別途計算すると、今までの変数の並びに合わせれば、以下の結果を得る。

「-2.933 -0.09353 3.562 2.530 1.017 0.8477」: MNP-MCMC

再掲すると、MNL では、

「-1.741 -0.1757 1.730 2.589 2.064 2.346」: MNL

であり、結果の間で一定の相対的な関係を見出すことは困難なようだ。

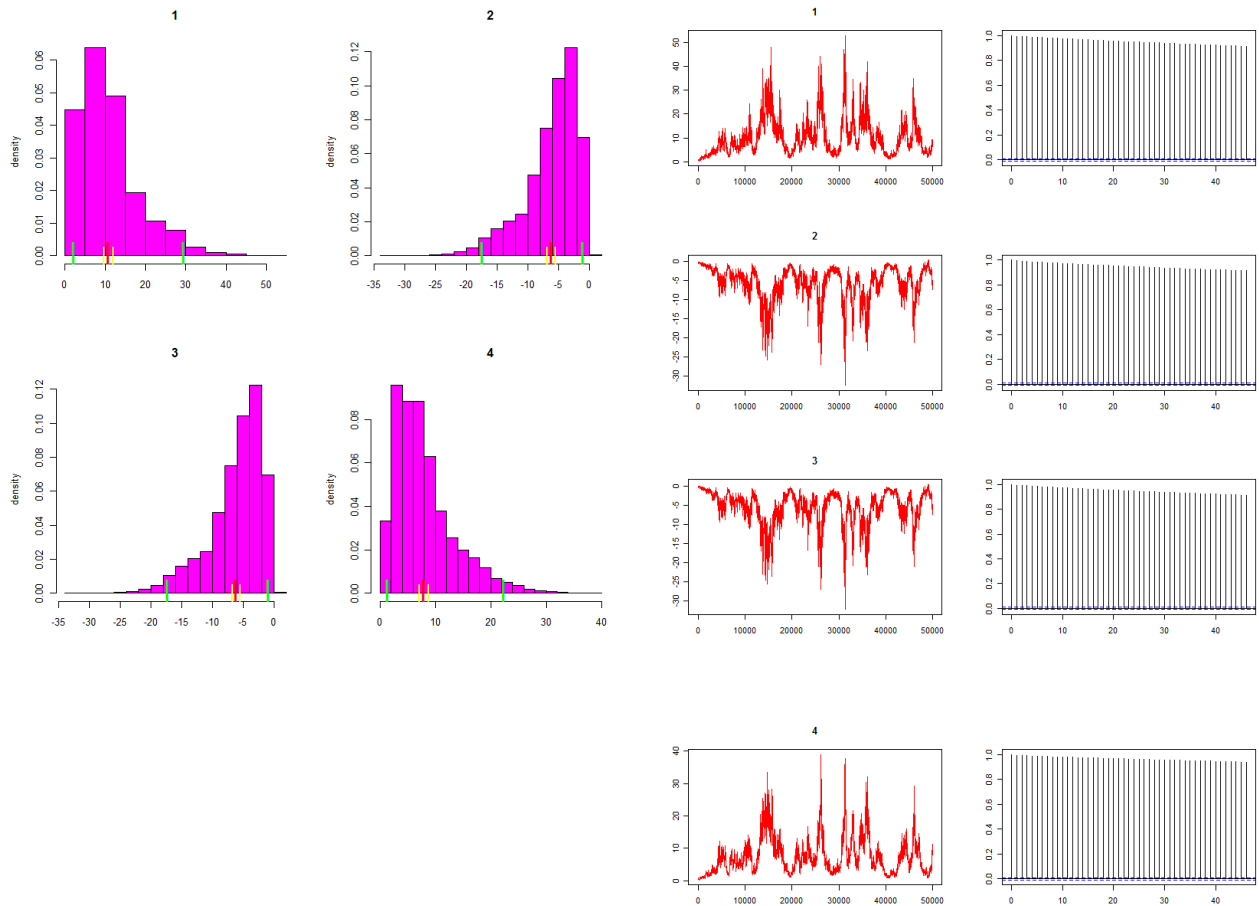


上記はパラメータの推移だが、前述の通り、3,5,6番目のパラメータはホワイトノイズではなく、一定の傾向変動が見られる。推移図の右が、おそらく自己相関係数だと思われるが、傾向変動を持つパラメータは高い自己相関を持ち、値が変化しにくいようだ。もしかすると、推定時の設定値の変更などで解消できるかも知れないが、このような傾向を持つ場合の結果の解釈の仕方も含めて、今後、理解を一層深める必要がある。

さて、さらに奇妙なのは、分散共分散の推定結果である。次の図が、推定された4つの分散共分散値（2と3は互いに対角なので同じ値）を示すが、このコマンドでは、効用差で設定された 2×2 の分散共分散行列を直接推定するようだ。もしそうであると、最尤推定で考慮してきた分散共分散行列の扱いには、対応できないことになる。何故ならば、選択肢数が3の場合は、効用差をとれば、推定される分散共分散値は、この図に示されるとおり3通りしかない。通常は s_{11} を1に固定するので、効用差をとる前の分散共分散行列には最大で5個の未知数がある（ s_{12} , s_{13} , s_{22} , s_{23} , s_{33} ）。しかし推定値が3個しかないということは、5個を全ては識別できないことを意味する。さらに、MNP-GHK.Rで例として扱ったように、たった一つの相関係数項を未知パラメータにする場合でも、効用差から直接推定された3個の推定値があっても、それから相関係数値を逆算することはできない。

すなわち、このMCMCパッケージでは、どのような（ 3×3 の）分散共分散行列を想定しているかが不明瞭であり、それはすなわち選択肢間の誤差構造の仮定を記述することを放棄しているように思えるのである。

これもまた、兵藤の誤解に基づく見解かも知れないが、時間を見つけて、継続的に検討を重ねていきたい。



3.3 MNL-MH.R

MH 法は、概略部分で説明したとおり、事後分布などの情報を必要としない簡便な MCMC 法である。基本的には、(対数) 尤度関数と、パラメータの事前分布を設定すればよい。また、パラメータの事前情報がない場合 (それが一般的だが) は、その事前分布は一様分布で構わない。

自家製のプログラムなので、ゴチャゴチャしているが、"m1", "v1" に各々パラメータの事前分布平均値と分散共分散行列を代入する。この場合は一様分布である。また、"mvnden" は多変量正規分布の密度関数値を計算する (R に、これに相当するコマンドがあるかも知れない)。下半分の計算で、"it in 1:2" という 2 回の計算を行っているが、これは以下の理由による。

MH法では、今のパラメータ値から、次へのパラメータ値を選ぶ場合、もちろん乱数に依存するのだが、その範囲は分析者の設定による。あまり範囲を広くすると、なかなか収束しないし、狭すぎると最適地までの動きが鈍くなってしまう。そのため、このアルゴリズムでは、一回目の計算ではパラメータを標準偏差0.1で動かし、ns+burn回の繰り返し計算を行い様子を見る。その結果を集計し、パラメータの動きの標準偏差を計算し(aa[k,2])、二回目ではその値に基づいた範囲指定を行う。プログラムの例では、aa[k,2]/3を設定している。この「0.1」や、「/3」の設定値については、試行錯誤を行い、分析データに適切な値を事後的に見出すしかない。

さて、MH法のコア部分は、

```
p <- exp( LL2 + log(d2) - LL1 - log(d1) )
r <- runif(1, min=0, max=1)
if (p>r) { x1 <- x2; LL1 <- LL2; if (ii>burn) updt <- updt+1 }
```

の3行に集約できる。最初の行では、更新パラメータが更新前と比較してどの程度の改善をもたらすか、その度合いを計算している(通常は最大値を1にするが、計算上は不要)。2行目で一様乱数を発生させ、改善値と比較し、改善値が乱数値より大きければ更新、さもなければ更新が棄却される。全体の繰り返し計算回数(ns)に占める更新回数はupdtに記録される。

```
#Metropolis-Hastings (MH) algorithm for MNL estimation

Data<-read.csv("j:/truck/mcmc/doc/pri.csv",header=T)
hh<-nrow(Data); ch<- 3
nn <- 6
ns <- 2000
burn <- 200
m1 <- matrix(0,nrow=nn,ncol=1)
v1 <- diag(nn)*1000

mvnden <- function(nn,mm,vv,xx) {
  dd <- exp(-0.5*t(xx-mm)%*(solve(vv)%*(xx-mm)))/((2*pi)^(nn/2)*sqrt(det(vv)))
  return(dd)
}

fr <- function(x) {
  rail <- x[1]*Data[, 6]/100 + x[2]*Data[, 7]/100 + x[5]*matrix(1,nrow=hh,ncol=1)
  bus <- x[1]*Data[, 9]/100 + x[2]*Data[,10]/100 + x[3]*(Data[, 3]>=6) + x[6]*matrix(1,nrow=hh,ncol=1)
  car <- x[1]*Data[,12]/100 + x[2]*Data[,13]/100 + x[4]*(Data[, 4]>=2)
  Erail<-exp(rail)*Data[, 5]; Ebus<-exp(bus)*Data[, 8]; Ecar<-exp(car)*Data[,11]
  PPrail <- Erail/(Erail+Ebus+Ecar)
  PPbus <- Ebus/(Erail+Ebus+Ecar)
  PPcar <- Ecar/(Erail+Ebus+Ecar)
  Prail <- (PPrail!=0)*PPrail + (PPrail==0)
  Pbus <- (PPbus !=0)*PPbus + (PPbus ==0)
  Pcar <- (PPcar !=0)*PPcar + (PPcar ==0)
  Crail<-Data[,2]==1; Cbus<-Data[,2]==2; Ccar<-Data[,2]==3
  LL <- colSums( Crail*log(Prail) + Cbus*log(Pbus) + Ccar*log(Pcar) )
}

for (it in 1:2){

  LL1 <- -999e+9
  x1<-matrix(0,nrow=nn,ncol=1); x2<-x1
  res <- matrix(0,nrow=ns+burn,ncol=nn+1)
  updt <- 0

  for (ii in 1:(ns+burn)) {
    if (it==1)
```

```

    for (k in 1:nn) { x2[k] <- x1[k]+rnorm(1,mean=0,sd=0.1) }
  else
    for (k in 1:nn) { x2[k] <- x1[k]+rnorm(1,mean=0,sd=1)*aa[k,2]/3 }
LL2 <- fr(x2)
d1 <- mvnnden(nn,m1,v1,x1); d2 <- mvnnden(nn,m1,v1,x2)
p <- exp( LL2 + log(d2) - LL1 - log(d1) )
r <- runif(1, min=0, max=1)
if (p>r) { x1 <- x2; LL1 <- LL2; if (ii>burn) updt <- updt+1 }
res[ii,1:nn] <- x1[1:nn]
res[ii,nn+1] <- LL1
}
aa <- matrix(0,nrow=nn,ncol=3); colnames(aa)<-c("beta", "SD", "t-value")
for (k in 1:nn){
  aa[k,1]<-mean(res[(burn+1):(burn+ns),k])
  aa[k,2]<-sd(res[(burn+1):(burn+ns),k])
  aa[k,3]<-aa[k,1]/aa[k,2]
}
if (it==2) {
  print(aa)
  print( cor(res[(burn+1):(burn+ns),1:nn]) )
  print(paste("Num.of UpDate=",updt," UpDate rate=", (updt/ns)))
  cat("Burn= ",burn," Iteration= ",ns,"¥n")
  shr <- array(0,c(3)); for (i in 1:hh) shr[Data[i,2]] <- shr[Data[i,2]]+1
  shr <- shr/hh; print(shr)
  pairs(res[(burn+1):(burn+ns),1:(nn+1)],cex=0.7)
}
}
}

```

テキストの出力は以下の通り. 推定パラメータ値は, MNL の値, 「-1.741 -0.1757 1.730 2.589 2.064 2.346」に十分近い. MH 法の面白さは, これだけ単純な設定でも, 最尤推定と同程度の結果を得ることができることにある. パラメータの更新率が 0.15 と小さいので, これは $aa[k,2]/3$ の 3 を適切に調整する必要がありそうだ (だからといって更新率の適切な値は現段階では不明).

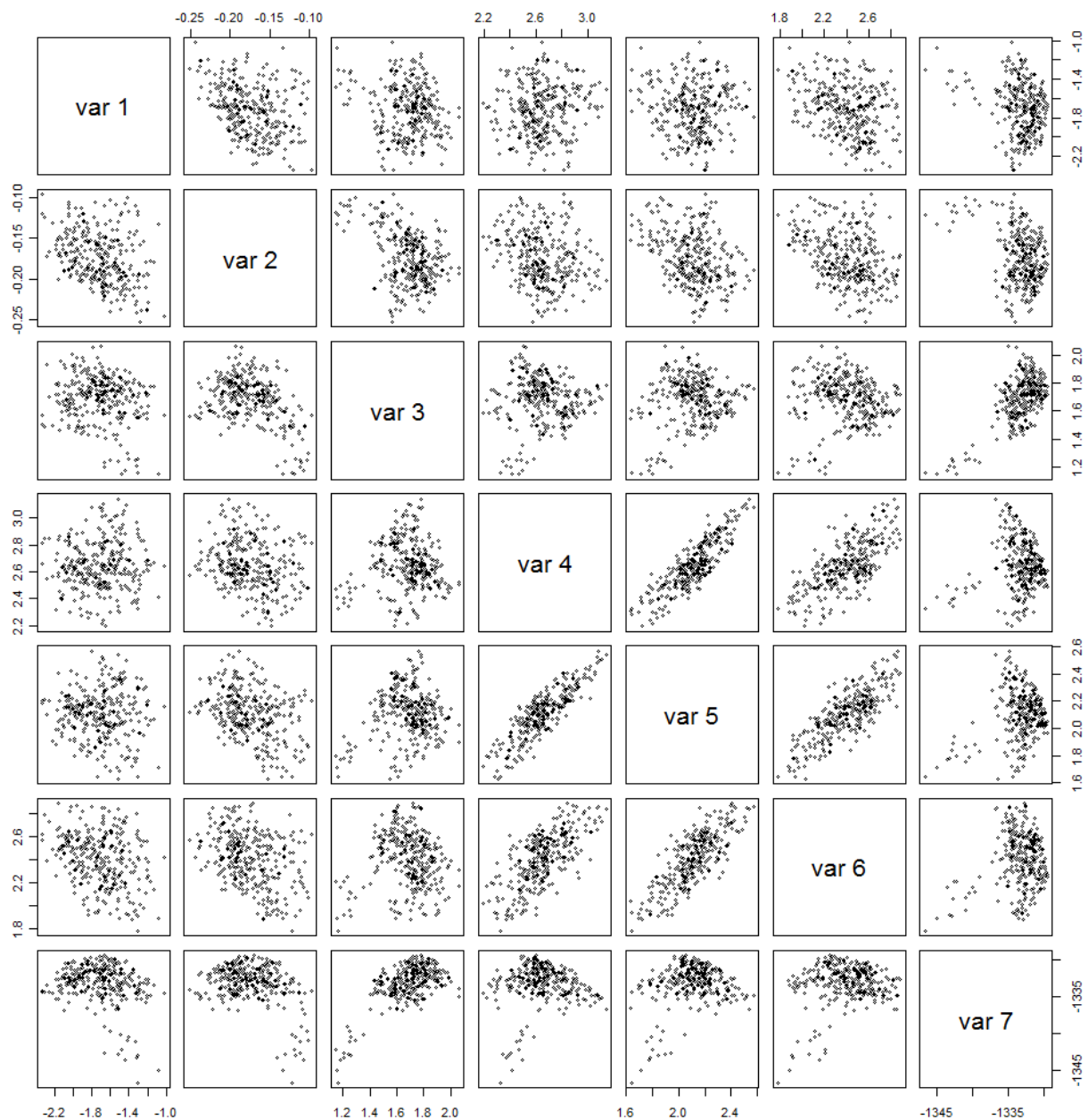
```

      beta      SD  t-value
[1,] -1.7045991 0.25393387 -6.712768
[2,] -0.1779079 0.03038101 -5.855892
[3,]  1.6877294 0.16182549 10.429317
[4,]  2.6494878 0.17859768 14.834951
[5,]  2.1157439 0.17521369 12.075220
[6,]  2.4111057 0.21774253 11.073196
      [,1]      [,2]      [,3]      [,4]      [,5]      [,6]
[1,]  1.00000000 -0.4049222 -0.138018724  0.046604966 -0.04320534 -0.28585202
[2,] -0.40492222  1.00000000 -0.411915669 -0.146758692 -0.29177333 -0.29827498
[3,] -0.13801872 -0.4119157  1.000000000 -0.003125458  0.12058847 -0.06253292
[4,]  0.04660497 -0.1467587 -0.003125458  1.000000000  0.86989551  0.72743701
[5,] -0.04320534 -0.2917733  0.120588469  0.869895512  1.00000000  0.80610470
[6,] -0.28585202 -0.2982750 -0.062532922  0.727437013  0.80610470  1.00000000
[1] "Num.of UpDate= 303 UpDate rate= 0.1515"
Burn= 200 Iteration= 2000

```

パラメータの更新結果の散布図が出力されるようになっている. var7 は対数尤度の値である. 図より, var4 (車複数保有ダミー [車]) が, 2つの定数項と高い相関関係にあることが分かる. 何故だろうか? 一番 t 値が大きく, かつ選択肢固有変数なので, 3 モード間のシェアに影響を与えるからか? また, 対数尤度のクラゲ形に足が生えているが, これは初期値に依存した, ランダムに至るまでの経路であり, 足がある場合は, burn-in 回数を増やし, 『足切り』する必要があることを示している.

いずれにせよ, パラメータの分布を視覚的に確認できるのは MCMC 法の一つの特長だろう.



3.4 NL-MH.R

しつこいようだが、一応、NL も MH 法で検討してみた。プログラムは前節と同じで、NL の確率表現を、NL.R の相当部分からコピーしてきただけだ。NL.R で分かっているツリー構造を推定した結果は、プログラムリストに続いて掲載する（相関係数行列は省略）。

```
#Metropolis-Hastings (MH) algorithm for NL estimation

Data<-read.csv("j:/truck/mcmc/doc/pri.csv",header=T)
hh<-nrow(Data); ch<- 3
nn <- 7
ns <- 2000
burn <- 200
m1 <- matrix(0,nrow=nn,ncol=1)
```

```

v1 <- diag(nn)*1000

mvnden <- function(nn,mm,vv,xx) {
  dd <- exp(-0.5*t(xx-mm)%*(solve(vv)%*(xx-mm)))/((2*pi)^(nn/2)*sqrt(det(vv)))
  return(dd)
}

fr <- function(x) {
  rail <- x[1]*Data[, 6]/100 + x[2]*Data[, 7]/100 + x[5]*matrix(1,nrow =hh,ncol=1)
  bus <- x[1]*Data[, 9]/100 + x[2]*Data[,10]/100 + x[3]*(Data[, 3]>=6) + x[6]*matrix(1,nrow
=hh,ncol=1)
  car <- x[1]*Data[,12]/100 + x[2]*Data[,13]/100 + x[4]*(Data[, 4]>=2)
  Erail<-exp(rail)*Data[, 5]; Ebus<-exp(bus)*Data[, 8]; Ecar<-exp(car)*Data[,11]

  LSrb <- exp( x[7]*log( Erail + Ebus ) )
  LSc <- exp( x[7]*log( Ecar ) )

# LSrb <- exp( x[7]*log( Erail + Ebus ) )
# LSc <- exp( x[7]*log( Ecar ) )
# PPrail <- Erail/(Erail+Ebus) * LSrb/(LSrb + LSc)
# PPbus <- Ebus / (Erail+Ebus) * LSrb/(LSrb + LSc)
# PPcar <- LSc/(LSrb + LSc)

  LSr <- exp( x[7]*log( Erail ) )
  LSbc <- exp( x[7]*log( Ebus + Ecar ) )
  PPrail <- LSr/(LSr + LSbc)
  PPbus <- Ebus / (Ebus+Ecar) * LSbc/(LSr + LSbc)
  PPcar <- Ecar / (Ebus+Ecar) * LSbc/(LSr + LSbc)

  Prail <- (PPrail!=0)*PPrail + (PPrail==0)
  Pbus <- (PPbus !=0)*PPbus + (PPbus ==0)
  Pcar <- (PPcar !=0)*PPcar + (PPcar ==0)

  Crail<-Data[,2]==1; Cbus<-Data[,2]==2; Ccar<-Data[,2]==3
  LL <- colSums( Crail*log(Prail) + Cbus*log(Pbus) + Ccar*log(Pcar) )
}

for (it in 1:2){

  LL1 <- -999e+9
  x1<-matrix(0,nrow=nn,ncol=1); x1[7]<-1; x2<-x1
  res <- matrix(0,nrow=ns+burn,ncol=nn+1)
  updt <- 0

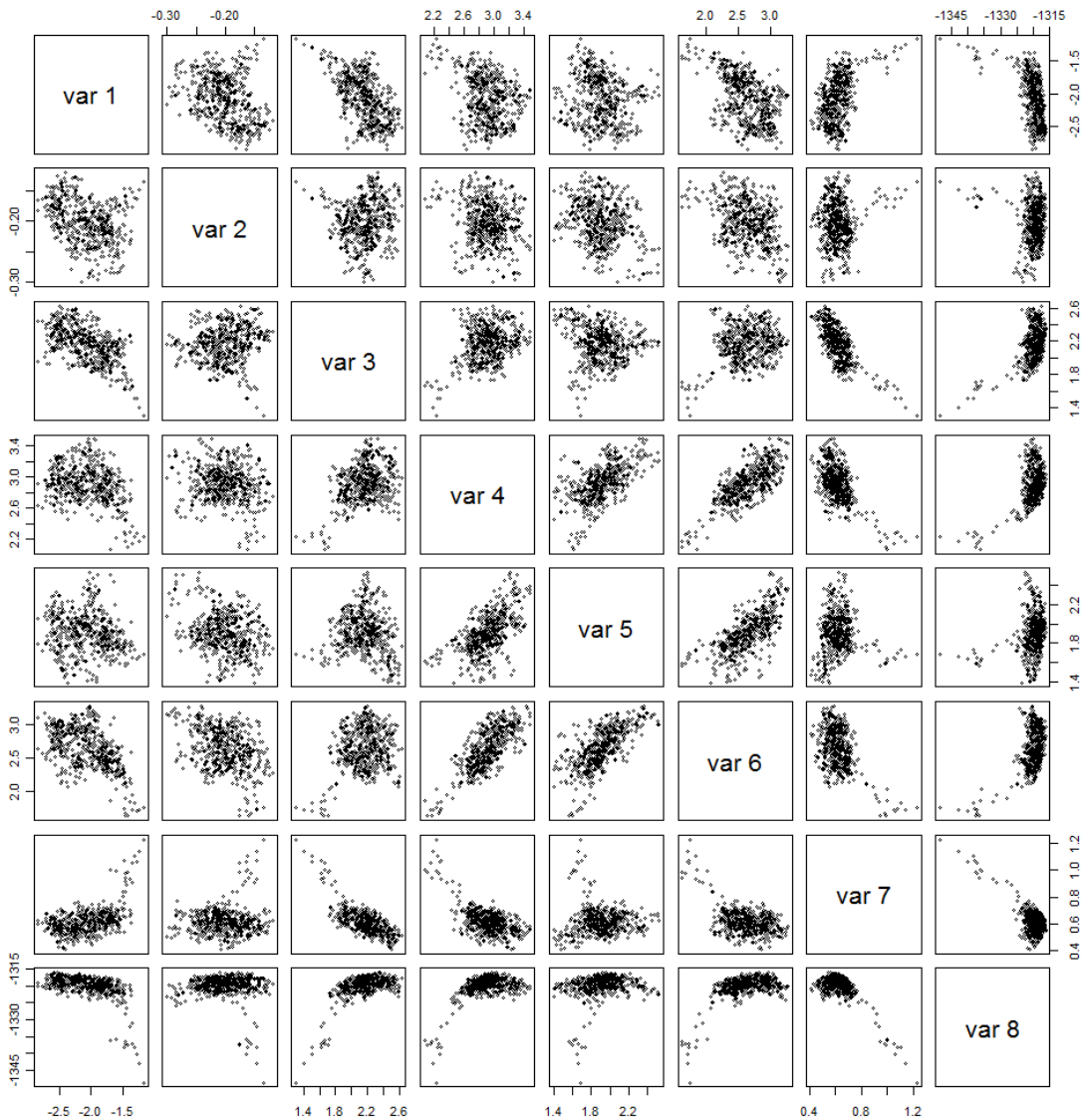
  for (ii in 1:(ns+burn)) {
    if (it==1)
      for (k in 1:nn) { x2[k] <- x1[k]+rnorm(1,mean=0,sd=0.1) }
    else
      for (k in 1:nn) { x2[k] <- x1[k]+rnorm(1,mean=0,sd=1)*aa[k,2]/4 }
    LL2 <- fr(x2)
    d1 <- mvnden(nn,m1,v1,x1); d2 <- mvnden(nn,m1,v1,x2)
    p <- exp( LL2 + log(d2) - LL1 - log(d1) )
    r <- runif(1, min=0, max=1)
    if (p>r) { x1 <- x2; LL1 <- LL2; if (ii>burn) updt <- updt+1 }
    res[ii,1:nn] <- x1[1:nn]
    res[ii,nn+1] <- LL1
  }
  aa <- matrix(0,nrow=nn,ncol=3); colnames(aa)<-c("beta", "SD", "t-value")
  for (k in 1:nn){
    aa[k,1]<-mean(res[(burn+1):(burn+ns),k])
    aa[k,2]<-sd(res[(burn+1):(burn+ns),k])
    aa[k,3]<-aa[k,1]/aa[k,2]
  }
  if (it==2) {
    print(aa)
    print( cor(res[(burn+1):(burn+ns),1:nn]) )
    print(paste("Num.of UpDate=",updt," UpDate rate=", (updt/ns)))
    cat("Burn= ",burn," Iteration= ",ns,"¥n")
    shr <- array(0,c(3)); for (i in 1:hh) shr[Data[i,2]] <- shr[Data[i,2]]+1
  }
}

```

```
shr <- shr/hh; print(shr)
pairs(res[(burn+1):(burn+ns),1:(nn+1)],cex=0.7)
}
```

```
      beta      SD  t-value
[1,] -2.0726043 0.35308395 -5.870004
[2,] -0.2020238 0.03469164 -5.823415
[3,]  2.1669141 0.20846070 10.394833
[4,]  2.9124065 0.22974520 12.676681
[5,]  1.9088868 0.20108735  9.492824
[6,]  2.6437336 0.29613922  8.927333
[7,]  0.6201773 0.09642136  6.431949
[1] "Num.of UpDate= 488 UpDate rate= 0.244"
Burn= 200  Iteration= 2000
```

ログサム変数パラメータは0.62程度と推定されており、その他の値もNLRとそれほど変わらない。NLの同時推定も、MH法で対応可能であることが分かる。パラメータ散布図を見ると、ハテ？どうしてこんな図になるのか？と興味は尽きない（各自で考察して欲しい）。



3.5 MOR への適用

本節は本稿タイトルの範囲（『離散選択モデル』）から外れるので、オマケと思ってもらいたい。MOR は Maximum Overlapping Ratio Model の略で、日本語では「重複率最大化モデル」としている。兵藤が 1990 年代半ばに、自転車道の経路選択のために考案し²⁶、それを数年前の東京都市圏物資流動調査における、大型トラックの経路モデルにも適用した²⁷経験を持つ。簡便に概略を説明してみよう。今、リンク長が各種のリンク属性で変化することを考える。例えば、歩道があるリンクは、自転車利用者にとって利便性が高いので、実リンク長の 0.8 倍になると想定する。この場合、0.8 という未知パラメータを推定する必要があるが、それを、実経路と、この新たなリンク長を用いて計算した最短経路との『重複率』が最大になるように定めるのだ。もちろん、パラメータ値によって、離散的に重複したりしなかったりするるので、重複率はパラメータに対してスムーズではない。それ故、推定はパラメータ値をずらしながら、図で確認した上で、重複率が最大となる値を定めたり、変数が多い場合は、無理矢理遺伝的アルゴリズム (GA) で推定したりしていた。その時の目的関数は、

$$D(\beta) = \frac{\sum_n X_n \cdot D_n(\beta)}{\sum_n X_n} = \frac{\sum_n \sum_a \delta_{na} \delta_{na}^*(\beta) \cdot l_a}{\sum_n X_n}$$

である。 $D_n(\beta)$ が、所与のパラメータ値に対するサンプル n の重複率で、 X_n は実経路長、 l_a はリンク長、 δ_{na} は実経路におけるリンク利用有無ダミー、 $\delta_{na}^*(\beta)$ がパラメータを用いたリンク長で計算した経路のリンク利用有無ダミーだ。この式は、各サンプルの実利用経路長で重複率を重み付けした値である。それ故、値は[0,1]の範囲に収まる。

さて、この目的関数が通常確率と同様、[0,1]の値をとる（実用上は(0,1)だが）ならば、MH 法の尤度関数に相当するわけで、このパラメータ推定に MH 法を適用しても問題ないのではないだろうか。MCMC にこだわるのは、MOR モデルのパラメータ推定は、上記の通り、ad hoc な方法に頼らざるを得ず、定められたパラメータ値の統計的な有意性などは一切判断できなかったからだ。MH 法を用いれば、パラメータの更新過程から、パラメータ分散が推定できるし、それを用いれば t 値に相当するパラメータの信頼性指標も得られる。

実際のデータを元に、検討してみよう。使用するデータは、脚注で紹介されている東京都市圏物資流動調査時に得られた 600 弱のトラック走行経路データである。二変数を用いた推定結果（時間評価値と重さ指定リンクダミー）の目的関数等高線は次の通りとなる。横軸にパラメータ値 0.5~1 で重さ指定リンクダミー、縦軸に 50~90 [円/分] の時間評価値をとり、重み付き重複率の値（目的関数値）の等高線を R のグラフィックコマンドで描いている。

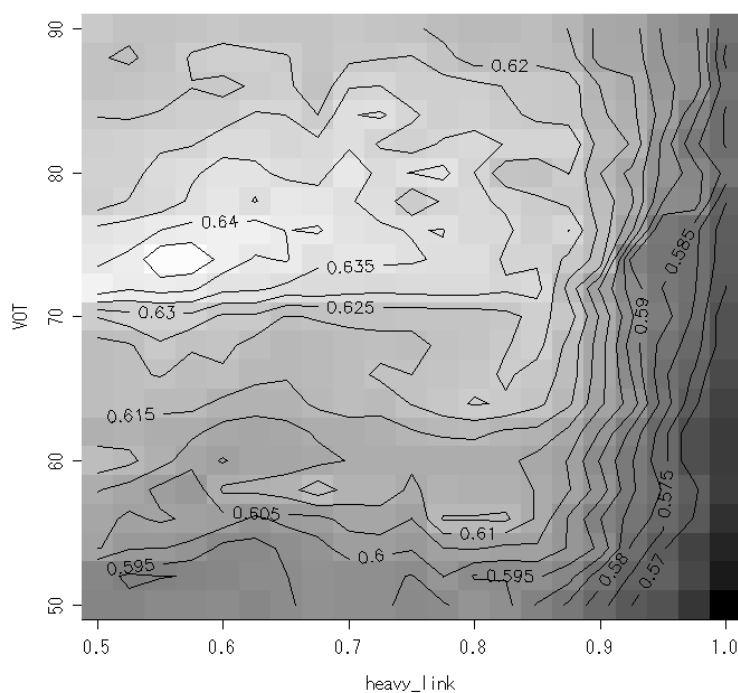
図から、重さ指定パラメータ=0.55、時間評価値=73 円/分²⁸ 程度で、重み付き重複率の最大値 0.65 を得ることが分かる。実は、最短経路長だけで計算した重複率の値は 0.482 であることが別途の計算で

²⁶ 自転車走行環境に着目した鉄道端末自転車需要予測方法の提案(1998)：鈴木・高橋・兵藤，交通工学，Vol.33，No.5

²⁷ 東京都市圏物資流動調査を用いた大型貨物車走行経路のモデル分析(2007)：兵藤・シドニー・高橋，土木計画学研究・論文集，No.24

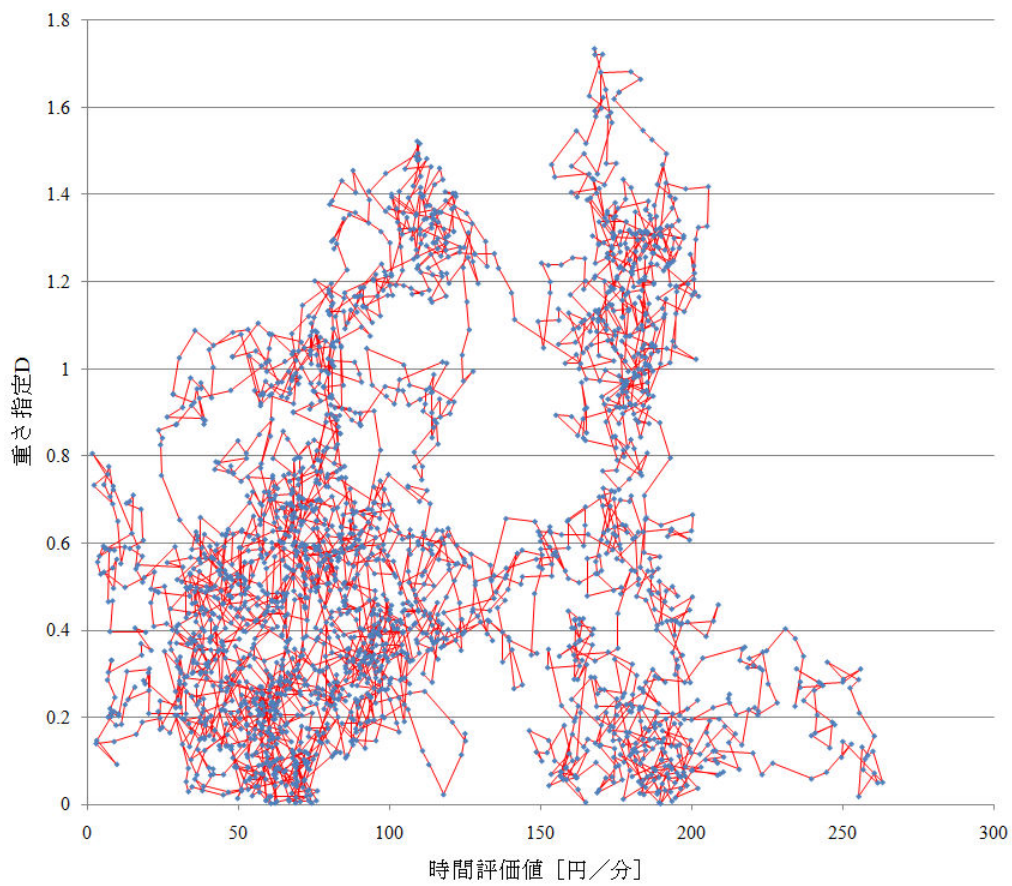
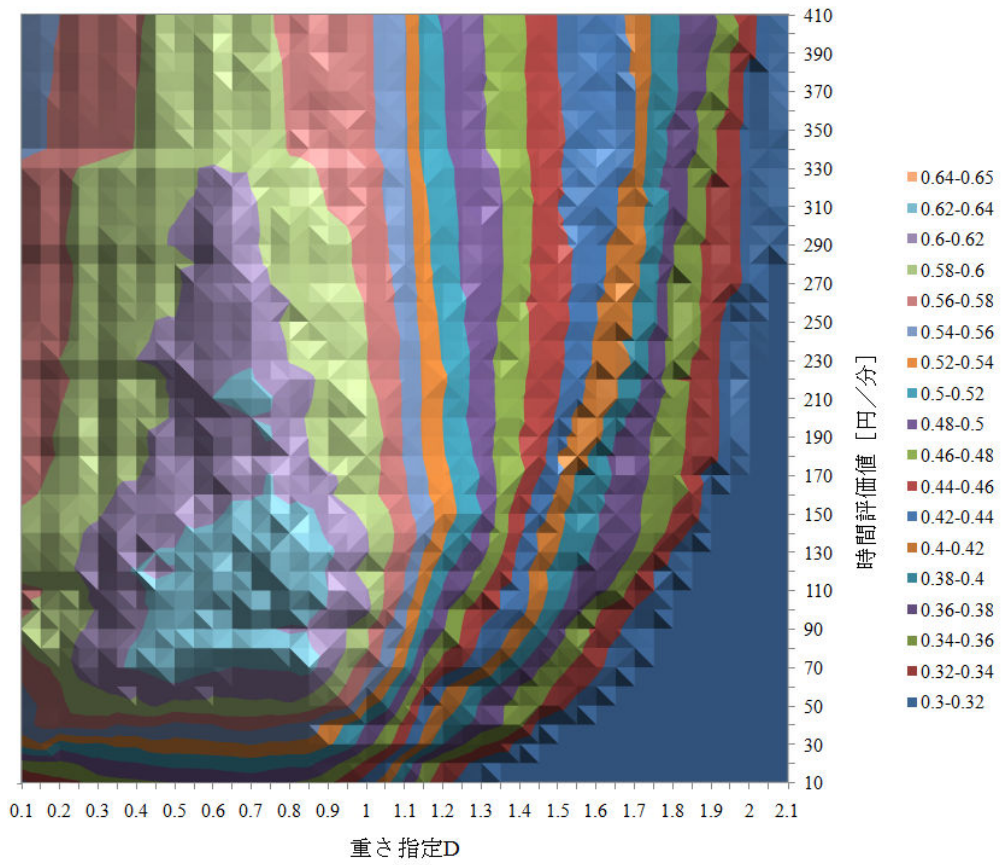
²⁸ このトラックの時間評価値は...

判明しているので、モデルを用いることにより、 $0.482 \rightarrow 0.65$ 、集計的な尤度比を計算するならば、 $1 - \ln(0.65)/\ln(0.482) = 0.41$ 程度の説明力の改善が実現したことになる。

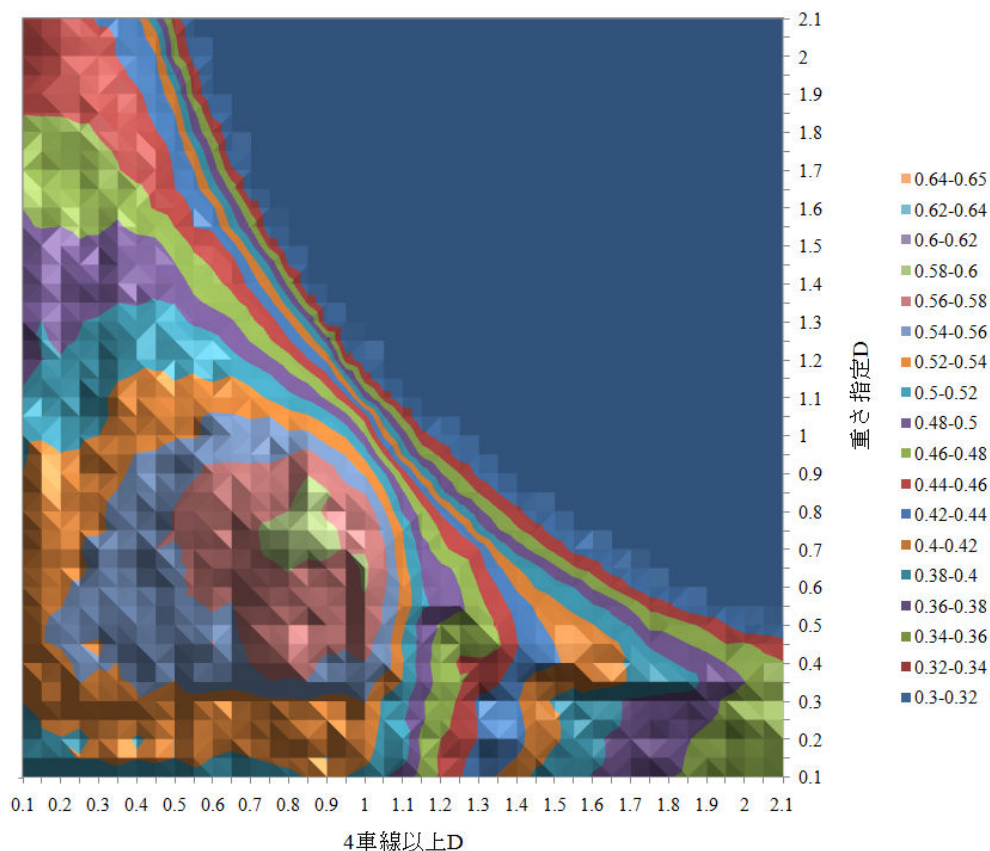


この等高線がロジットモデルの（対数）尤度関数に相当するので、MNL-MH.Rなどで採用したアルゴリズムを適用すれば、同様にパラメータの推定が可能なのではないか。MH法のアルゴリズムは単純だが、MORモデルではサンプルごとに最短経路探索を行う必要があり、Rでは時間がかかりすぎる。そのため、元々MORの推定に用いていたFORTRANプログラムを改良して、対応するMH法アルゴリズムを組み立てた。

まず、過去の論文と同様、時間評価値と重さ指定ダミーの二変数、そしてパラメータの事前分布には一様分布を設定し、計算してみた。次のページの上の図が本ページの図と同様の、目的関数の二変数に関する等高線だ。変数の値を広範囲に設定している。まず、時間評価値が割と大きな値でも勾配はなだらかに推移し、同パラメータ分散が大きいことが想定される。重さ指定ダミーは当然のことながら1を越えると急激に重複率は低下することが分かる。なお、本プログラムでは、距離が0以下のネットワーク最短経路計算はできないので、両パラメータ共に計算可能領域に制限があることに留意する必要がある。さて、MH法の適用結果が次ページの下図である。上の等高線の山頂付近を動き回るのは確認できるが、それ以外でも、時間評価値に対する緩勾配の影響か、目的関数が小さい部分でも蛙がウロウロ跳び回っている。何度か試したが、概ね、このような動きを脱することはなかった。



この結果は、時間評価値の目的関数に対する感度が大きくないことに起因することも考えられるため、次に変数を、重さ指定ダミーと、4車線以上ダミーの二変数に変えてみた。下図がその等高線だが、このケースでは、山頂形状もパラメータ増加方向には明瞭である。



しかし、パラメータ事前情報なしで MH 法を適用しても、一向に山頂付近に収束する様子は見られなかった。これらの原因としては、

- 目的関数値がなだらかすぎる。特に最大値付近が高原状態であり、パラメータの動きが落ち着かない。
- 形状に凹凸部分がみられ、それがパラメータ値の最大値への移動を妨げる。

などが考えられよう。

MH 法に関わる各種の設定条件パラメータをチューニングすれば、或いは妥当な解を得ることができるかも知れない。パラメータの事前分布を設定することが一例であるが、すると多大な恣意性を孕むことになるし、目的関数の感度が鈍いので、パラメータが事前分布に従い動き回るだけだ。もう一つの方法は、最大値を与える解は不変で、目的関数を、より感度の大きい式形に変換することであろうか。

MCMC 法適用の理論的な前提条件の整理も含め、本モデルについては機会を見つけて、継続的に検討を進めるつもりである。

4. 離散選択モデルの今後の展開

交通分野における離散選択について、この『四半世紀』を振り返ってみると、モデル構造では、

MNL→NL→MNP→MXL→CNL

また、パラメータ推定方法では、

ML→同時推定→Simulated ML (GHK, MCMC など)

という流れがあったように思う。もちろん、この stream はお互いに影響し合っており、推定方法が新たなモデル構造を表舞台に登場させたこともあるし、開発されたモデル構造が、新規の求解方法を見出すこともあった。個人的には、MXL や CNL (または GNL) を目にした 10 年前に、「ここまで来ると、モデル発展の最終段階かも」と感じた。その印象は、実は今も変わっていない。

過去のモデルを包含する、より柔軟性・自由度のあるモデルを開発するという、『一般化』のプロセスの最終段階が MXL や CNL だとするならば、今後の展開は如何にあるべきだろうか。いくつか思いつく諸点を述べて、本稿を閉じることにする。

1) 探索的なモデル推定方法の開発

かつて MXL モデルの論文を書いていた時期、どうしても良い結果が導けないデータについて、誤差構造を一箇所変えただけで、まさに霧が晴れたように良好なパラメータを得たことがある。そもそも交通の離散選択モデルは、誤差項をいじくり、計算量まかせて結果を得る MXL 系モデルと、GEV 式をこねくり回し、陽的な式をもって満足を得る CNL 系モデルに大別される。しかし、どちらも自由度が高くなりすぎ、実データに対しては、十手観音のアヤトリのごとく、どの指を動かせば綺麗な完成形に至るのか、殆ど検討がつかないことが多い。本稿で示した 3 通りの NL のように、全てのケースを試すことが、遠いようで近道かも知れないが、これは典型的な組み合わせ最適化問題なので、選択肢が増えるとお手上げだ。

このような問題を解決する方法はないものであろうか。組み合わせ最適化問題として、各種のアルゴリズムなどを取り込んだ、『メタ推定』が考えられるかも知れないが、美しくない。ブラックボックスである誤差項の中味を鋭利なナイフで切り裂き、真っ白な皿の上に盛りつける... どうしてもその誘惑には勝てそうにない。

2) 交通モデリングの現場から

離散選択モデルの適用を、手段選択や、目的地選択に限っているだけでは、現場からの新たなニーズを反映させることはできない。わが国の交通モデルについては、実務で使われる範囲の拡大が遅く、より一層の研究成果の反映が望まれる。例えば、理論開発に比して適用が遅れていたアクティビティモデルも、ここ数年のアメリカの事例²⁹を見るにつけ、『ずいぶん使える段階になってきたな』との印象を持つ。特に、都市圏人口 2,000 万のニューヨークでも、アクティビティモデルが構築され、巨大な予測モデルシステムが稼働している³⁰ことには驚かされる。また、昨秋、VISSIM など有名なドイツの PTV

²⁹ TRR Special Report 288, "Metropolitan Travel Forecasting: Current Practice and Future Direction" (2007)

(http://www.trb.org/news/blurb_detail.asp?id=7821) に詳しい。アメリカの 4 都市の都市圏交通予測モデルにアクティビティモデルが適用されつつあるとか。

³⁰ 詳細資料を現地ヒアリングされた方から頂いた。興味があれば兵藤にご一報を。

社でヒアリングする機会を得たが、その時にはドイツ全国の（都市間も都市圏も含めた）全モード、全時間帯の予測モデル出力結果のデモ³¹を見せてくれた。多少は交通需要予測モデルをかじった人間であれば、その実現にどれだけのデータベースや、モデル労力がかかるか容易に想像できるだろう。しかし、用いられたトリップデータは、『全国で6万世帯に調査した HIS（Household Interview Survey）のみ』とのこと。精度の保証に関する質問については、『数多くある観測断面交通量データと、トリップ長分布が概ね適合しているのでダイジョーブ』なんだそうだ。

アメリカでもドイツでも、このモデリングを許容する根本的態度は、“Model Oriented な予測の認知”といえないだろうか。翻ってわが国は、明らかに、“OD 表 Oriented な予測の堅持”だ。PT 調査は OD 表の精度で議論されるし、それが故に、高い抽出率を維持した大規模調査が実施されている。もちろん、調査精度は高いに越したことはないが、種々の財政制約から、わが国でも調査規模の縮小は避けられないため、その行く末に、“Model Oriented” が待ち受けていると思う。

となると、従来型の四段階推定法御用達のシンプルなモデルを越えた、新しい入れ物に似合う、新しい果実酒³²が望まれることになるだろう。回りくどいようだが、そこから現場ニーズに根ざした、新しい離散モデルの展開を期待したい。

3) 交通を離れて

1990 年頃に、東工大の屋井先生が中心となり、マーケティング分野の計量分析研究者らと、定期的な勉強の機会を得たことがあった。交通でいう SP データの扱い方などに色々な刺激を受けたことを覚えているが、本稿でとりあげた MCMC 法も、マーケティング分野で様々な適用事例があるようだ。それ以前でも、Ben-Akiva 教授も電話装置の選択モデルで、AT&T や NTT の定量分析を手がけていたことを思い出す。

交通以外の対象に、我々の知見を適用する機会はどの程度考えられるであろうか。そもそも、土木計画学は『借り物競走』の側面を持っていると思うが、拝借した道具のオリジナルを凌駕する成果をもって他流試合に臨むことも大切だろう。エンジニアとして、『離散選択モデリング』という職の可能性を信じてみたいものだ。

以上

³¹ よく見かける、時間帯別リンク交通量の全国図を疑似動画化したデモだった。旧東ドイツ地域で人口減少が起き、交通需要量も低下していたが、『これは真実であろう』とのこと。

³² "Do not put new wine into old bottles." のこと。『キリストの教えは古い律法の掟を継ぐべきものではないし、その古い律法で腐敗した心にはふさわしくなく、聖霊によって一新した信徒の心にもみさわしい』という意味らしい。

Appendix 1 初期尤度の設定方法について

今年度の修士論文でプローブデータを用いた経路選択モデルの構築を検討している。データベースができてみると、同一 OD ペアで、選択枝数が2~数十の数万のデータを得ることになった。学生から、『色々な計算方法があるが、どの初期尤度計算を採用すればよいか?』との質問を受け、気になっていながら文章化していなかった初期尤度問題についてまとめることにした。実務でも尤度比計算にとって重要な事項なので、以下を参考にしてもらいたい。

■ねらい

非集計モデルの初期尤度の定義には、過去より様々な式が用いられていた。ここでは、いくつかの式形を羅列し、各々の大小関係を検討したい。

■数値例

10 サンプル、3 選択枝の例を考える。下の表の左が利用可能性、右が選択結果を表す。

| 1 | 2 | 3 |
|---|---|---|
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 1 |
| 1 | 1 | 0 |
| 1 | 1 | 0 |
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |

→ α_{nj} とする

| 1 | 2 | 3 |
|---|---|---|
| 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 |
| 1 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 0 | 0 | 1 |

→ δ_{nj} とする

■方法間の比較

1) 選択枝数の逆数を用いる方法

これは利用可能性の有無も考慮せず、全てのサンプルが選択枝の逆数の初期確率を持つことを想定する。そのため、

$$L_1(0) = N \times \ln\left(\frac{1}{J}\right)$$

であり、数値例では、 $L_1(0) = 10 \times \ln(1/3) = -10.99$ になる。

2) 選択結果の集計シェアを用いる方法

初期段階で知り得るのが、サンプルを集計して得られる、選択枝ごとのシェアである という前提で計算される初期尤度。式は以下の通り。

$$L_2(0) = \sum_j N_j \times \ln\left(\frac{N_j}{N}\right) \quad \text{ここで} \quad N_j = \sum_n \delta_{nj}$$

数値例で計算すると、

$$L_2(\mathbf{0}) = 4 \times \ln\left(\frac{4}{10}\right) + 3 \times \ln\left(\frac{3}{10}\right) + 3 \times \ln\left(\frac{3}{10}\right) = -10.89$$

となる。

3) 平均選択枝数の逆数を用いる方法

利用可能性の有無も考え、サンプル全体の平均的な選択枝数をカウントし、その逆数の初期確率を計算。

$$L_3(\mathbf{0}) = N \times \ln\left(\frac{1}{(\sum_n \sum_j \alpha_{nj})/N}\right) = 10 \times \ln\left(\frac{1}{24/10}\right) = -8.75$$

4) 各サンプルの利用可能性を考慮する方法

愛媛大の R プログラムで見かけた方法で、兵藤は初めて目にした。かなり厳密な計算方法で、初期尤度の値をより、0 に近くに設定することになるので、利用可能性のない選択枝が多い場合は、尤度比の値が小さめに算出されることになる。この数値例では、

$$L_4(\mathbf{0}) = \sum_n \ln\left(\frac{1}{\sum_j \alpha_{nj}}\right) = 4 \times \ln\left(\frac{1}{3}\right) + 6 \times \ln\left(\frac{1}{2}\right) = -8.55$$

となる。

5) 定数項のみのモデル推定結果の対数尤度を初期尤度とする方法

兵藤はこれが最も妥当と習ってきたが、今回の場合は、数値例を手元のロジットモデル推定プログラムに代入し、計算したところ、

$$L_5(\mathbf{0}) = -8.39$$

を得た。

■各方法の大小関係について

初期尤度について、代表的なテキストを見ると、Train のテキストでは、「全てのパラメータを 0 に固定して得られたときの対数尤度が初期尤度： $L(\mathbf{0})$ 」、Ben-Akiva のテキストでは、それに加えて、「定数項のみで推定された対数尤度も初期尤度 $L(c)$ 」と記されている。いずれも、利用可能性による初期尤度の変化については言及していない。ここでいう、 $L(c)$ は明らかに $L_5(\mathbf{0})$ であろうが、 $L(\mathbf{0})$ が何に相当するかは不明確である。

1)~5)の方法を分類すると、集計された選択枝のシェアを反映するのが 2), 5)であり、利用可能性の有無を反映するのが 3), 4), 5)である。また、全てのサンプルで全ての選択枝の利用可能性がある場合は、シェアを考慮しない 1), 3), 4)と、考慮する 2), 5)が各々同じ値となる。さて、これらの間に明確な大小関係はあるのだろうか。チェックしてみよう。

まず、この問題を考えるときに有益な式はいわゆるエントロピー式、

$$H = -\sum_{j=1}^J p_j \ln(p_j)$$

である。これは $\forall p_j = 1/J$ のとき最大値をとるが、その符号を変え、同式が最小値となることを記憶しておけばよい。その証明は、

$$L = \sum_{j=1}^J p_j \ln(p_j) + \lambda \left(1 - \sum_{j=1}^J p_j \right)$$

を解くだけのことである。

□ $L_1(0)$ と $L_2(0)$ の関係

二つの式を見比べると、前述の式から、全てのシェアを選択肢数の逆数にする、 $L_1(0)$ の方が小さいことが分かる。これは、

$$L_1(0) = N \times \ln\left(\frac{1}{J}\right) = N \times \left(\sum_j p_j \ln(p_j) \right) = N \times \left(\sum_j \frac{1}{J} \ln\left(\frac{1}{J}\right) \right)$$

が最小値を与える式になっていることから明らか。故に、 $L_1(0) \leq L_2(0)$ 。

□ $L_2(0)$ と $L_3(0)$ と $L_4(0)$ の関係

計算例では、 $L_2(0) < L_3(0)$ であった。しかし、もし全ての選択肢の利用可能性がある場合は、 $L_1(0) = L_3(0)$ となるので、 $L_1(0) \leq L_2(0)$ より、 $L_3(0) \leq L_2(0)$ であり、大小関係は逆転する。すなわち、 $L_2(0)$ と $L_3(0)$ には明確な大小関係は定義されないことが分かる。これは $L_3(0)$ と $L_4(0)$ の間でも同様なので、結果として、 $L_2(0)$ と $L_3(0)$ 、および $L_2(0)$ と $L_4(0)$ の間では大小関係が定義できない。

□ $L_3(0)$ と $L_4(0)$ の関係

いま、 $L_3(0)$ の計算式で用いられる「平均選択肢数」を所与の値、 A としよう。すると、

$$L_3(0) = N \times \ln\left(\frac{1}{A}\right)$$

である。ここで、 A を変化させずに、あるサンプルの利用可能選択肢数を1増やし、他のサンプルの利用可能選択肢数を1減じることを考える。 A は変わらないが、エントロピー式から理解できるように、 $L_3(0)$ の式は A 一定の仮定の下で最小の初期尤度を与えていることが分かる。すなわち、この操作により、必ず初期尤度値は増加する。 $L_4(0)$ の考え方はこの操作の一般化なので、 $L_3(0) \leq L_4(0)$ 。

□ $L_4(0)$ と $L_5(0)$ の関係

定数項が含まれたロジットモデルを集計した場合、その推計集計シェアが観測シェアに一致することは常識であるが、念のため、以下にその式展開を示す。

$$L = \sum_n \sum_j \delta_{nj} \ln(p_{nj})$$

の対数尤度を選択肢 j の定数項に関して最大化すると、その一階微分式から、

$$\frac{\partial L}{\partial \theta_j} = \sum_n \sum_j \delta_{nj} (1 - p_{nj}) = \sum_n \sum_j \delta_{nj} - \sum_n \sum_j p_{nj} = N_j - N \times Q_j = 0$$

となる。

さて、 $L_5(0)$ で推定される定数項はこの性質を満たすため、集計シェアが $1/J$ でない限り、個々のサンプルの推計選択確率は利用可能選択肢数の逆数には一致しない。逆に、 $L_4(0)$ の定義は、全てのサンプルが常に利用可能選択肢数の逆数の確率を持つ。再び、エントロピー式を想起すれば、個々のサンプルの選択確率の期待値がエントロピー最大化条件を満たす $L_4(0)$ の初期尤度値が $L_5(0)$ より小さいことは明らかなので、 $L_4(0) \leq L_5(0)$ となる。

□ $L_2(0)$ と $L_5(0)$ の関係

全ての選択肢の利用可能性がある場合は、 $L_5(0)$ の初期尤度式において個々のサンプルの選択確率は集計シェアに一致するので、 $L_2(0)$ と $L_5(0)$ は同じ値となる。しかし、ここでただ 1 つのサンプルの 1 つの選択肢利用可能性がなくなることを想定すると、 $L_2(0)$ の値は変わらないが、 $L_5(0)$ は必ず増加する。すなわち、 $L_2(0) \leq L_5(0)$ である。

以上より、ここで取り上げた 5 つの方法には、

$$L_1(0) \leq L_2(0) \leq L_5(0) \quad \text{および} \quad L_1(0) \leq L_3(0) \leq L_4(0) \leq L_5(0)$$

なる大小関係があることが分かった。つまり、利用可能性がマチマチな場合は、用いる初期尤度によって尤度比は左右されるし、 $L_5(0)$ が最も小さい尤度比を与えることになる。また、全ての選択肢の利用可能性がある場合は、

$$L_1(0) = L_3(0) = L_4(0) \leq L_2(0) = L_5(0)$$

である。

この他、経路選択モデルなど、明示的に選択肢を（手段選択のように）性格分けできない場合、例えば全てのサンプルが選択肢 1 を選ぶ設定を行うことがある。すると、選択肢の集計シェアも 0% と 100% しかないので、 $L_2(0)$ と $L_5(0)$ を用いることができないことに注意が必要である。

ちなみに、自由度調整の方法も様々な式が提案されている。それを整理した参考文献として、1984 年度の東工大森地研の竹内研一氏の修士論文がある。

以上

Appendix 2 使用データについて

前述の通り、データは「鉄道ーバスー車」の3手段トリップデータで、各々の時間と費用、個人変数として、年齢および世帯保有車台数が含まれている。年齢の1,2,3...はそれぞれ10代, 20代, 30代を表す。時間は分単位、費用は円単位で、サンプル数は1,633である。データ形式がheader付のcsvファイルなので、Rではread.csv コマンドで読み込むのが便利だ。

本稿はpdfファイルなので、直接データをcopy & pasteしてエディターに取り込めばよいが、そのままだとフッターの頁番号もコピーされてしまうので、それを削除する必要がある。

SEQ.選択機関,年齢,保有台数,鉄道選択可能性,総時間,総費用,バス
選択可能性,総時間,総費用,4輪選択可能性,総時間,総費用
3869,1,7,5,1,37.2,250,1,129.0,850,1,25.61,120.61
7447,1,7,5,1,37.2,250,1,121.3,1174.33,1,25.61,120.61
7924,1,7,5,1,42.1,230,1,148.3,960,1,29.85,142.34
2460,1,5,5,1,39.0,230,1,106.6,970,1,37.06,177.84
3800,1,5,5,1,39.0,230,1,91.3,850,1,37.06,177.84
3347,1,3,5,1,22.0,140,1,77.9,300,1,9.41,34.04
4143,1,3,5,1,22.0,140,1,77.9,300,1,9.41,34.04
2529,1,1,5,1,45.0,320,1,94.8,910,1,34.42,165.4
4985,1,1,5,1,45.0,320,1,128.5,1050,1,34.42,165.39
6424,1,6,4,1,83.3,570,1,179.8,1604.61,1,62.26,511.51
7791,1,6,4,1,83.3,570,1,172.0,1720,1,62.26,511.51
1498,1,5,4,1,43.6,650,1,169.3,1932.33,1,77.59,400.49
1962,1,5,4,1,54.1,609,1,136.0,1182.28,1,61.78,313.43
2367,1,5,4,1,120.3,1100,1,112.2,1449.06,1,60.44,306.36
2369,1,5,4,1,120.3,1100,1,112.2,1449.06,1,60.44,306.36
3985,1,5,4,1,54.1,609,1,134.2,1182.28,1,61.78,313.43
4307,1,5,4,1,43.6,650,1,183.8,2082.33,1,77.59,400.49
4931,1,5,4,1,155.0,1100,1,143.1,1449.06,1,60.44,306.36
4932,1,5,4,1,155.0,1100,1,143.1,1449.06,1,60.44,306.36
4701,1,1,4,1,54.7,320,1,105.9,1020,1,31.65,160.45
5774,1,1,4,1,29.7,180,1,67.4,450,1,14.63,61.37
6840,1,1,4,1,29.7,180,1,97.8,450,1,14.63,61.37
7242,1,1,4,1,54.7,320,1,98.9,882.17,1,31.65,160.45
2368,1,7,3,1,120.3,1100,1,112.2,1449.06,1,60.44,306.36
3309,1,7,3,1,75.7,570,1,167.2,1460.1,58.17,497.65
4662,1,7,3,1,18.0,140,1,70.4,160,1,6.81,20.01
4830,1,7,3,1,35.3,296,1,95.3,440,1,20.37,92.23
4933,1,7,3,1,155.0,1100,1,143.1,1449.06,1,60.44,306.36
4980,1,7,3,1,33.7,190,1,125.1,800,1,22.24,102.38
5011,1,7,3,1,16.9,140,1,86.1,780,1,7.19,21.75
5648,1,7,3,1,18.0,140,1,71.0,160,1,6.81,20.01
5656,1,7,3,1,16.9,140,1,71.4,180,1,7.19,21.75
6138,1,7,3,1,32.7,190,1,80.3,350,1,15.26,64.69
6343,1,7,3,1,43.0,180,1,46.9,280,1,12.08,48.07
7198,1,7,3,1,32.7,190,1,49.0,350,1,15.26,64.69
7199,1,7,3,1,43.0,180,1,45.5,280,1,12.08,48.07
7630,1,7,3,1,35.3,296,1,67.8,440,1,20.37,92.23
9099,1,7,3,1,33.7,190,1,108.1,670,1,22.24,102.38
133,1,6,3,1,92.3,820,1,170.0,2265.89,1,95.32,495.61
147,1,6,3,1,99.0,950,1,212.5,2374.1,101.79,534.35
280,1,6,3,1,100.7,950,1,226.1,2515.28,1,99.95,524.3
820,1,6,3,1,50.8,650,1,140.6,1877.17,1,78.09,403.98
2538,1,6,3,1,49.8,455,1,106.1,1010,1,31.09,351.85
3312,1,6,3,1,92.3,820,1,276.8,3055.28,1,95.32,495.61
3564,1,6,3,1,50.8,650,1,170.3,1873.11,1,78.09,403.98
3875,1,6,3,1,40.8,332,1,85.1,590,1,25.4,124.42
4462,1,6,3,1,59.2,230,1,99.1,750,1,25.66,128.91
4575,1,6,3,1,99.0,950,1,214.6,2473.11,1,101.79,534.35
4669,1,6,3,1,52.6,400,1,110.8,1040,1,31.09,351.85
4691,1,6,3,1,25.3,190,1,68.0,450,1,15.07,67.51
4909,1,6,3,1,36.0,312,1,56.3,360,1,8.85,31.54
4964,1,6,3,1,33.1,190,1,105.4,660,1,23.88,111.02
4965,1,6,3,1,33.1,190,1,105.4,660,1,23.88,111.02
5235,1,6,3,1,36.0,312,1,41.8,210,1,8.85,31.54
5301,1,6,3,1,24.5,140,1,44.3,290,1,12.45,49.26
5775,1,6,3,1,60.0,320,1,79.9,840,1,29.17,147.4
6149,1,6,3,1,25.3,190,1,68.2,460,1,15.07,67.51
6970,1,6,3,1,100.7,950,1,231.2,2526.61,1,99.95,524.3
7194,1,6,3,1,59.2,230,1,93.9,830,1,25.66,128.91
7196,1,6,3,1,60.0,320,1,78.3,720,1,29.17,147.4
7601,1,6,3,1,47.2,355,1,84.9,590,1,25.4,124.42
7800,1,6,3,1,50.7,190,1,100.0,170,1,19.08,73.99
7954,1,6,3,1,50.7,190,1,74.5,170,1,19.08,73.99
8040,1,6,3,1,33.1,190,1,78.2,660,1,23.88,111.02
8042,1,6,3,1,33.1,190,1,78.2,660,1,23.88,111.02
9016,1,6,3,1,24.5,140,1,43.9,290,1,12.45,49.26
446,1,5,3,1,50.5,650,1,153.9,1927.17,1,81.34,419.24
1424,1,5,3,1,47.4,650,1,139.9,1857.17,1,77.44,399.04
2464,1,5,3,1,37.4,230,1,134.5,1020,1,37.65,181.16
2989,1,5,3,1,79.8,480,1,124.5,1180.56,1,47.5,247.48
3567,1,5,3,1,47.4,650,1,168.6,1853.11,1,77.44,399.04
3797,1,5,3,1,50.5,650,1,196.7,2033.11,1,81.34,419.24
4269,1,5,3,1,48.3,190,1,68.4,520,1,22.24,101.95
4311,1,5,3,1,37.4,230,1,89.5,910.56,1,37.65,181.17
4785,1,5,3,1,68.5,570,1,140.5,1240,1,49.62,450.68

4957,1,5,3,1,21.2,180,1,43.9,240,1,9.69,35.29
5914,1,5,3,1,21.2,180,1,43.9,240,1,9.69,35.29
7236,1,5,3,1,48.3,190,1,64.6,520,1,22.24,101.95
7940,1,5,3,1,68.5,570,1,141.5,1230,1,49.62,450.68
3839,1,4,3,1,29.1,190,1,81.1,660,1,19.39,90.51
4667,1,4,3,1,29.6,190,1,88.1,520,1,21.22,96.83
5637,1,4,3,1,29.1,190,1,114.9,620,1,19.39,90.51
8601,1,4,3,1,29.6,190,1,88.7,520,1,21.22,96.83
4361,1,3,3,1,46.4,320,1,90.8,734.06,1,32.71,162.73
6575,1,3,3,1,49.3,320,1,165.7,1194.61,1,34.25,166.35
8087,1,3,3,1,46.4,320,1,89.4,734.06,1,32.71,162.73
8231,1,3,3,1,49.3,320,1,132.5,1310,1,34.25,166.35
3965,1,2,3,1,31.0,190,1,105.6,560,1,18.76,88.97
4355,1,2,3,1,58.3,230,1,119.7,730,1,28.65,135.93
5207,1,2,3,1,34.8,230,1,70.2,540,1,22.22,106.56
5611,1,2,3,1,31.0,190,1,107.1,560,1,18.76,88.97
6347,1,2,3,1,55.6,230,1,67.8,520,1,24.32,112.61
8572,1,2,3,1,34.8,230,1,69.3,540,1,22.22,106.56
4700,1,1,3,1,54.7,320,1,105.9,1020,1,31.65,160.45
4979,1,1,3,1,33.7,190,1,125.1,800,1,22.24,102.38
5016,1,1,3,1,56.3,320,1,114.4,758.39,1,31.68,162.16
7241,1,1,3,1,54.7,320,1,98.9,882.17,1,31.65,160.45
7248,1,1,3,1,56.3,320,1,96.2,882.17,1,31.68,162.16
9098,1,1,3,1,33.7,190,1,108.1,670,1,22.24,102.38
32,1,7,2,1,40.5,230,1,113.5,570,1,36.29,175.66
695,1,7,2,1,43.6,320,1,66.5,580,1,36.29,175.66
1580,1,7,2,1,72.7,740,1,167.0,2067.17,1,82.98,431.55
2361,1,7,2,1,95.3,1020,1,129.9,1316.11,1,53.15,267.4
2371,1,7,2,1,126.0,1100,1,114.2,1479.06,1,61.4,312.51
2531,1,7,2,1,49.5,230,1,109.7,1040,1,33.06,158.28
2548,1,7,2,1,48.1,230,1,104.6,910,1,28.43,133.89
2988,1,7,2,1,79.8,480,1,124.5,1180.56,1,47.5,247.48
4310,1,7,2,1,47.8,480,1,128.8,1316.11,1,53.15,267.4
4342,1,7,2,1,25.4,140,1,102.4,380,1,9.74,36.44
4370,1,7,2,1,36.2,230,1,83.4,690,1,27.29,134.1
4928,1,7,2,1,45.9,320,1,126.7,890,1,28.08,132.36
5106,1,7,2,1,25.2,180,1,52.3,330,1,12.54,53.63
5447,1,7,2,1,63.6,480,1,120.3,1130,1,44.71,424.28
5448,1,7,2,1,64.4,480,1,124.3,1130,1,47.6,439.77
5452,1,7,2,1,160.8,1100,1,144.5,1479.06,1,61.4,312.51
5759,1,7,2,1,25.2,180,1,42.6,310,1,12.54,53.63
6052,1,7,2,1,112.7,740,1,177.9,1780,1,69.54,565.29
6609,1,7,2,1,74.1,609,1,180.4,1923.11,1,61.17,312.15
6825,1,7,2,1,56.0,650,1,210.4,2163.11,1,82.98,431.55
6831,1,7,2,1,25.4,140,1,72.1,380,1,9.74,36.44
6972,1,7,2,1,49.5,230,1,121.8,1060,1,33.06,158.28
6973,1,7,2,1,48.1,230,1,127.3,930,1,28.43,133.89
7917,1,7,2,1,63.6,480,1,123.0,1120,1,44.71,424.28
7943,1,7,2,1,64.4,480,1,127.0,1120,1,47.6,439.77
7949,1,7,2,1,142.0,980,1,180.4,1850,1,69.54,565.29
8474,1,7,2,1,36.2,230,1,82.5,690,1,27.29,134.1
8622,1,7,2,1,45.9,320,1,130.0,890,1,28.08,132.36
2473,1,6,2,1,135.1,962,1,199.8,1548.11,1,88.33,448.43
2971,1,6,2,1,21.7,140,1,114.1,520,1,9.9,36.25
3868,1,6,2,1,50.5,320,1,126.6,890.28,1,35.98,178.05
4210,1,6,2,1,44.5,320,1,144.4,1022.17,1,34.62,170.28
5742,1,6,2,1,64.9,480,1,118.2,1090,1,44.89,425.54
5743,1,6,2,1,64.9,480,1,118.2,1090,1,44.89,425.54
5881,1,6,2,1,21.7,140,1,102.7,990,1,9.9,36.25
7477,1,6,2,1,135.1,962,1,177.1,1851.11,1,88.33,448.43
7918,1,6,2,1,64.9,480,1,120.7,1080,1,44.89,425.54
7919,1,6,2,1,64.9,480,1,120.7,1080,1,44.89,425.54
9144,1,6,2,1,98.0,540,1,126.5,890.28,1,34.62,170.28
95,1,5,2,1,31.2,190,1,88.2,430,1,22.12,101.06
108,1,5,2,1,31.9,190,1,78.6,600,1,22.7,103.82
1392,1,5,2,1,31.2,190,1,42.7,450,1,22.12,101.06
1499,1,5,2,1,43.6,650,1,169.3,1932.33,1,77.59,400.49
1642,1,5,2,1,31.9,190,1,78.4,600,1,22.7,103.82
1937,1,5,2,1,37.9,320,1,85.9,890,1,43.71,213.19
2474,1,5,2,1,37.9,320,1,114.5,880,1,43.71,213.19
2685,1,5,2,1,104.0,530,1,96.8,840,1,29.55,147.6
3899,1,5,2,1,25.7,190,1,73.7,550,1,16.32,72.83
3980,1,5,2,1,39.4,230,1,81.6,650,1,29.47,145.19
4002,1,5,2,1,20.9,140,1,49.1,300,1,8.79,31.89
4175,1,5,2,1,32.1,190,1,58.4,450,1,18.37,86.75
4308,1,5,2,1,43.6,650,1,183.8,2082.33,1,77.59,400.49
4564,1,5,2,1,55.7,230,1,106.7,640,1,26.01,128.95

4679,1,5,2,1,25.7 ,190,1,62.6 ,550,1,16.32,72.83
 4705,1,5,2,1,27.3 ,190,1,90.3 ,500,1,22.54,103.99
 4967,1,5,2,1,35.0 ,190,1,112.6 ,660,1,23.74,109.67
 5068,1,5,2,1,20.9 ,140,1,50.5 ,300,1,8.79,31.89
 5685,1,5,2,1,32.1 ,190,1,45.5 ,440,1,18.37,86.75
 6608,1,5,2,1,74.1 ,609,1,180.4 ,1923.11,1,61.17,312.15
 6855,1,5,2,1,59.2 ,190,1,90.5 ,610,1,20.78,99.24
 6862,1,5,2,1,41.6 ,230,1,93.6 ,820,1,29.55,141.31
 6863,1,5,2,1,41.6 ,230,1,93.6 ,820,1,29.55,141.31
 7205,1,5,2,1,106.1 ,740,1,187.8 ,1816.22,1,75.46,597.02
 7208,1,5,2,1,40.5 ,190,1,89.7 ,620,1,20.78,99.24
 7218,1,5,2,1,57.5 ,230,1,92.1 ,820,1,29.55,147.6
 7240,1,5,2,1,55.7 ,230,1,73.1 ,620,1,26.01,128.95
 7825,1,5,2,1,45.6 ,190,1,145.9 ,890,1,34.12,153.81
 7879,1,5,2,1,106.1 ,740,1,190.6 ,1920,1,75.46,597.02
 8135,1,5,2,1,27.3 ,190,1,63.1 ,500,1,22.54,103.99
 8155,1,5,2,1,41.6 ,230,1,94.9 ,840,1,29.55,141.31
 8156,1,5,2,1,41.6 ,230,1,94.9 ,840,1,29.55,141.31
 8194,1,5,2,1,35.0 ,190,1,86.3 ,670,1,23.74,109.67
 8321,1,5,2,1,39.4 ,230,1,78.9 ,760,1,29.47,145.19
 8626,1,5,2,1,45.6 ,190,1,120.5 ,890,1,34.12,153.81
 3358,1,4,2,1,20.2 ,180,1,92.7 ,400,1,10.66,40.42
 3827,1,4,2,1,28.3 ,190,1,59.6 ,440,1,16.43,74.54
 3830,1,4,2,1,26.2 ,190,1,73.8 ,570,1,15.72,70.6
 3878,1,4,2,1,37.8 ,230,1,81.6 ,670,1,28.1,138.21
 4211,1,4,2,1,44.5 ,320,1,144.4 ,1022.17,1,34.62,170.28
 4725,1,4,2,1,52.4 ,190,1,95.4 ,530,1,19.41,94.82
 4784,1,4,2,1,68.5 ,570,1,140.5 ,1240,1,49.62,450.68
 4893,1,4,2,1,28.3 ,190,1,78.6 ,590,1,16.43,74.54
 4906,1,4,2,1,24.0 ,180,1,96.1 ,400,1,9.84,35.83
 4989,1,4,2,1,20.2 ,180,1,76.6 ,260,1,10.66,40.42
 5182,1,4,2,1,29.0 ,190,1,62.0 ,450,1,17.99,83.49
 5222,1,4,2,1,24.0 ,180,1,76.0 ,230,1,9.84,35.83
 5888,1,4,2,1,31.5 ,180,1,62.0 ,450,1,17.99,83.49
 6239,1,4,2,1,52.4 ,190,1,63.0 ,510,1,19.41,94.82
 7939,1,4,2,1,68.5 ,570,1,141.5 ,1230,1,49.62,450.68
 8467,1,4,2,1,37.8 ,230,1,80.7 ,670,1,28.1,138.21
 9145,1,4,2,1,98.0 ,540,1,126.5 ,890.28,1,34.62,170.28
 3571,1,3,2,1,25.6 ,190,1,85.2 ,640,1,13.5,57.69
 4369,1,3,2,1,36.2 ,230,1,83.4 ,690,1,27.29,134.1
 4673,1,3,2,1,25.6 ,190,1,76.4 ,630,1,13.5,57.69
 5179,1,3,2,1,27.4 ,180,1,49.4 ,320,1,13.25,56.85
 5444,1,3,2,1,27.4 ,180,1,50.4 ,320,1,13.25,56.85
 8473,1,3,2,1,36.2 ,230,1,82.5 ,690,1,27.29,134.1
 737,1,2,2,1,35.2 ,190,1,89.8 ,850,1,23.96,111.17
 2217,1,2,2,1,35.2 ,190,1,114.2 ,790,1,23.96,111.17
 7,1,1,2,1,45.1 ,400,1,130.1 ,530,1,63.77,322.37
 8,1,1,2,1,45.1 ,400,1,130.1 ,530,1,63.77,322.37
 54,1,1,2,1,33.6 ,190,1,80.3 ,600,1,23.6,109.03
 109,1,1,2,1,31.9 ,190,1,78.6 ,600,1,22.7,103.82
 396,1,1,2,1,33.6 ,190,1,80.2 ,600,1,23.6,109.03
 688,1,1,2,1,52.4 ,750,1,202.8 ,2117.17,1,84.09,436.09
 928,1,1,2,1,45.1 ,400,1,83.7 ,540,1,63.77,322.37
 929,1,1,2,1,45.1 ,400,1,83.7 ,540,1,63.77,322.37
 1643,1,1,2,1,31.9 ,190,1,78.4 ,600,1,22.7,103.82
 2506,1,1,2,1,36.4 ,328,1,65.4 ,530,1,20.45,92.59
 5899,1,1,2,1,20.0 ,180,1,41.4 ,210,1,9.47,33.72
 6423,1,1,2,1,83.3 ,570,1,179.8 ,1604.61,1,62.26,511.51
 6428,1,1,2,1,52.4 ,750,1,201.1 ,2093.11,1,84.09,436.09
 7790,1,1,2,1,83.3 ,570,1,172.0 ,1720,1,62.26,511.51
 8490,1,1,2,1,20.0 ,180,1,41.1 ,210,1,9.47,33.72
 8598,1,1,2,1,36.4 ,328,1,84.7 ,670,1,20.45,92.59
 55,1,7,1,1,33.6 ,190,1,80.3 ,600,1,23.6,109.03
 397,1,7,1,1,33.6 ,190,1,80.2 ,600,1,23.6,109.03
 1523,1,7,1,1,110.0 ,640,1,76.2 ,750,1,28.84,139.83
 2069,1,7,1,1,48.5 ,480,1,149.0 ,1395.28,1,61.44,309.76
 2278,1,7,1,1,37.2 ,230,1,106.2 ,760,1,28.84,139.83
 2360,1,7,1,1,100.2 ,1020,1,99.6 ,1239.06,1,52.55,264.09
 2383,1,7,1,1,102.6 ,1020,1,108.9 ,1340.94,1,56.92,287.35
 2972,1,7,1,1,21.7 ,140,1,114.1 ,520,1,9.9,36.25
 2990,1,7,1,1,79.8 ,480,1,124.5 ,1180.56,1,47.5,247.48
 3115,1,7,1,1,24.3 ,140,1,107.4 ,470,1,10.58,39.81
 3323,1,7,1,1,26.8 ,180,1,100.2 ,520,1,11.91,48.49
 3682,1,7,1,1,29.7 ,190,1,114.4 ,570,1,15.6,71.84
 3861,1,7,1,1,30.4 ,190,1,97.7 ,490,1,15.82,68.06
 3986,1,7,1,1,44.1 ,480,1,144.2 ,1472.33,1,54.85,276.81
 3987,1,7,1,1,48.5 ,480,1,132.5 ,1263.39,1,61.44,309.76
 4158,1,7,1,1,26.5 ,190,1,51.5 ,370,1,15.4,68.01
 4288,1,7,1,1,72.3 ,480,1,128.5 ,1230.94,1,52.55,264.09
 4368,1,7,1,1,36.2 ,230,1,83.4 ,690,1,27.29,134.1
 4589,1,7,1,1,24.3 ,140,1,78.4 ,700,1,10.58,39.81
 4658,1,7,1,1,26.5 ,190,1,61.0 ,520,1,15.4,68.01
 4663,1,7,1,1,18.0 ,140,1,70.4 ,160,1,6.81,20.01
 4798,1,7,1,1,29.7 ,190,1,106.5 ,630,1,15.6,71.84
 4814,1,7,1,1,22.3 ,180,1,55.5 ,380,1,10.04,40.29
 4831,1,7,1,1,69.6 ,570,1,128.6 ,1210,1,48.32,444.02
 4832,1,7,1,1,69.6 ,570,1,128.6 ,1210,1,48.32,444.02
 5087,1,7,1,1,22.3 ,180,1,64.4 ,390,1,10.04,40.29
 5304,1,7,1,1,29.8 ,180,1,79.0 ,620,1,11.91,48.49
 5649,1,7,1,1,18.0 ,140,1,71.0 ,160,1,6.81,20.01
 5882,1,7,1,1,21.7 ,140,1,102.7 ,990,1,9.9,36.25
 5900,1,7,1,1,20.0 ,180,1,41.4 ,210,1,9.47,33.72
 6337,1,7,1,1,90.1 ,480,1,137.2 ,1350.94,1,56.92,287.35
 6787,1,7,1,1,35.8 ,320,1,120.6 ,750,1,21.39,97.43
 6852,1,7,1,1,61.6 ,230,1,98.1 ,720,1,25.5,124.7
 7006,1,7,1,1,88.8 ,710,1,142.8 ,1015.44,1,54.41,272.52
 7015,1,7,1,1,34.6 ,190,1,104.6 ,660,1,20.48,92.71
 7146,1,7,1,1,63.3 ,230,1,96.1 ,730,1,25.5,124.7
 7187,1,7,1,1,30.4 ,190,1,67.3 ,520,1,15.82,68.06
 7719,1,7,1,1,88.8 ,710,1,113.1 ,952.72,1,54.41,272.52
 7994,1,7,1,1,69.6 ,570,1,134.7 ,1190,1,48.32,444.02
 7995,1,7,1,1,69.6 ,570,1,134.7 ,1190,1,48.32,444.02
 8212,1,7,1,1,34.6 ,190,1,77.5 ,660,1,20.48,92.71
 8472,1,7,1,1,36.2 ,230,1,82.5 ,690,1,27.29,134.1
 8491,1,7,1,1,20.0 ,180,1,41.1 ,210,1,9.47,33.72
 8606,1,7,1,1,35.8 ,320,1,97.4 ,800,1,21.39,97.43
 1338,1,6,1,1,111.3 ,640,1,81.6 ,780,1,31.01,150.49
 2264,1,6,1,1,38.5 ,230,1,125.8 ,870,1,31.01,150.49
 2384,1,6,1,1,102.6 ,1020,1,108.9 ,1340.94,1,56.92,287.35
 2513,1,6,1,1,32.5 ,190,1,74.4 ,570,1,19.27,84.59
 3409,1,6,1,1,59.5 ,230,1,96.1 ,850,1,28.34,141.79
 3853,1,6,1,1,27.1 ,140,1,100.5 ,370,1,9.06,31.41
 3857,1,6,1,1,55.1 ,230,1,111.3 ,640,1,23.02,106.14
 3873,1,6,1,1,41.1 ,340,1,117.0 ,820,1,31.63,152.42
 3877,1,6,1,1,44.2 ,320,1,88.4 ,766.5,1,32.74,163.26
 3904,1,6,1,1,28.2 ,190,1,55.8 ,410,1,16.43,75.3
 3923,1,6,1,1,45.9 ,320,1,133.3 ,934.89,1,36.02,181.14
 3936,1,6,1,1,96.7 ,859,1,149.7 ,680,1,53.66,270.15
 3937,1,6,1,1,96.7 ,859,1,149.7 ,680,1,53.66,270.15
 4087,1,6,1,1,26.0 ,190,1,105.2 ,560,1,18.31,85.2
 4379,1,6,1,1,67.0 ,570,1,136.4 ,1170,1,53.63,472.16
 4380,1,6,1,1,67.0 ,570,1,136.4 ,1170,1,53.63,472.16
 4945,1,6,1,1,28.2 ,190,1,59.0 ,410,1,16.43,75.3
 4978,1,6,1,1,33.7 ,190,1,125.1 ,800,1,22.24,102.38
 4981,1,6,1,1,33.7 ,190,1,125.1 ,800,1,22.24,102.38
 5259,1,6,1,1,31.0 ,180,1,83.8 ,420,1,19.65,87.69
 5449,1,6,1,1,64.4 ,480,1,124.3 ,1130,1,47.6,439.77
 5643,1,6,1,1,26.0 ,190,1,106.8 ,560,1,18.31,85.2
 6338,1,6,1,1,90.1 ,480,1,137.2 ,1350.94,1,56.92,287.35
 7009,1,6,1,1,69.8 ,480,1,145.4 ,1310,1,59.52,301.34
 7064,1,6,1,1,27.1 ,140,1,70.1 ,370,1,9.06,31.41
 7172,1,6,1,1,59.5 ,230,1,92.0 ,850,1,28.34,141.79
 7581,1,6,1,1,41.1 ,340,1,124.8 ,1300.06,1,31.63,152.42
 7681,1,6,1,1,96.7 ,859,1,151.5 ,1221.11,1,53.66,270.15
 7682,1,6,1,1,96.7 ,859,1,151.5 ,1221.11,1,53.66,270.15
 7801,1,6,1,1,50.7 ,190,1,100.0 ,170,1,19.08,73.99
 7826,1,6,1,1,45.6 ,190,1,145.9 ,890,1,34.12,153.81
 7837,1,6,1,1,98.5 ,450,1,110.1 ,540,1,39.02,180.53
 7867,1,6,1,1,67.0 ,570,1,138.0 ,1190,1,53.63,472.16
 7868,1,6,1,1,67.0 ,570,1,138.0 ,1190,1,53.63,472.16
 7878,1,6,1,1,69.8 ,480,1,151.6 ,1290,1,59.52,301.34
 7925,1,6,1,1,42.1 ,230,1,148.3 ,960,1,29.85,142.34
 7944,1,6,1,1,64.4 ,480,1,127.0 ,1120,1,47.6,439.77
 7955,1,6,1,1,50.7 ,190,1,74.5 ,170,1,19.08,73.99
 8146,1,6,1,1,44.2 ,320,1,86.5 ,766.5,1,32.74,163.26
 8562,1,6,1,1,32.5 ,190,1,90.9 ,570,1,19.27,84.59
 8627,1,6,1,1,45.6 ,190,1,120.5 ,890,1,34.12,153.81
 8632,1,6,1,1,42.1 ,230,1,118.4 ,960,1,29.85,142.34
 8723,1,6,1,1,31.0 ,180,1,84.2 ,420,1,19.65,87.69
 8993,1,6,1,1,45.9 ,320,1,100.6 ,1050,1,36.02,181.14
 9001,1,6,1,1,56.5 ,230,1,83.1 ,550,1,39.02,180.53
 9096,1,6,1,1,33.7 ,190,1,108.1 ,670,1,22.24,102.38
 9097,1,6,1,1,33.7 ,190,1,108.1 ,670,1,22.24,102.38
 23,1,5,1,1,34.1 ,230,1,61.3 ,450,1,30.67,143.5

672,1,5,1,1,36.0 ,230,1,93.4 ,860,1,29.76,141.86
1112,1,5,1,1,106.9 ,640,1,93.5 ,860,1,27.89,132.13
1475,1,5,1,1,34.1 ,230,1,91.3 ,430,1,30.67,143.5
1502,1,5,1,1,84.6 ,740,1,148.2 ,1957.17,1,81.36,420.44
2214,1,5,1,1,36.0 ,230,1,122.4 ,860,1,29.76,141.86
2256,1,5,1,1,34.1 ,230,1,122.5 ,860,1,27.89,132.13
2359,1,5,1,1,100.2 ,1020,1,99.6 ,1239.06,1,52.55,264.09
2392,1,5,1,1,130.3 ,1100,1,155.2 ,1579.06,1,64.72,334.06
2850,1,5,1,1,26.7 ,180,1,107.3 ,490,1,14.85,62.95
3209,1,5,1,1,83.1 ,809,1,175.8 ,1049.78,1,44.98,217.06
3242,1,5,1,1,32.8 ,190,1,115.1 ,680,1,17.64,76.71
3867,1,5,1,1,48.9 ,190,1,109.3 ,600,1,21.06,95.85
4287,1,5,1,1,72.3 ,480,1,128.5 ,1230.94,1,52.55,264.09
4327,1,5,1,1,28.2 ,190,1,105.8 ,560,1,14.98,68.46
4347,1,5,1,1,28.8 ,190,1,99.3 ,490,1,16.41,71.38
4348,1,5,1,1,47.2 ,190,1,110.9 ,600,1,21.65,99.17
4367,1,5,1,1,36.2 ,230,1,83.4 ,690,1,27.29,134.1
4668,1,5,1,1,34.9 ,190,1,126.5 ,790,1,22.49,103.74
4757,1,5,1,1,28.2 ,190,1,64.4 ,560,1,14.98,68.46
4796,1,5,1,1,26.7 ,180,1,114.9 ,600,1,14.85,62.95
4823,1,5,1,1,58.7 ,320,1,105.1 ,1020,1,31.71,161.42
5020,1,5,1,1,33.2 ,190,1,119.5 ,730,1,20.87,94.81
6335,1,5,1,1,51.0 ,650,1,192.3 ,2113.11,1,81.36,420.44
6851,1,5,1,1,61.6 ,230,1,98.1 ,620,1,25.5,124.7
6971,1,5,1,1,165.0 ,1100,1,161.2 ,1580.39,1,64.72,334.06
7145,1,5,1,1,63.3 ,230,1,96.1 ,730,1,25.5,124.7
7192,1,5,1,1,28.8 ,190,1,68.9 ,520,1,16.41,71.38
7223,1,5,1,1,48.9 ,190,1,77.3 ,620,1,21.06,95.85
7237,1,5,1,1,47.2 ,190,1,78.9 ,620,1,21.65,99.17
7246,1,5,1,1,58.7 ,320,1,100.8 ,882.17,1,31.71,161.42
7680,1,5,1,1,83.1 ,809,1,180.3 ,1053.83,1,44.98,217.06
8471,1,5,1,1,36.2 ,230,1,82.5 ,690,1,27.29,134.1
8639,1,5,1,1,33.2 ,190,1,87.7 ,500,1,20.87,94.81
9057,1,5,1,1,32.8 ,190,1,97.4 ,540,1,17.64,76.71
9123,1,5,1,1,34.9 ,190,1,111.0 ,670,1,22.49,103.74
3343,1,4,1,1,23.8 ,140,1,56.2 ,360,1,10.82,41.59
3718,1,4,1,1,42.7 ,230,1,96.1 ,870,1,30,149.29
3838,1,4,1,1,29.1 ,190,1,81.1 ,660,1,19.39,90.51
3886,1,4,1,1,23.8 ,140,1,86.5 ,360,1,10.82,41.59
4006,1,4,1,1,27.5 ,190,1,82.3 ,680,1,18.48,85.86
4356,1,4,1,1,58.3 ,230,1,119.7 ,730,1,28.65,135.93
5319,1,4,1,1,36.6 ,190,1,86.9 ,470,1,19.84,89.23
5636,1,4,1,1,29.1 ,190,1,114.9 ,620,1,19.39,90.51
5641,1,4,1,1,27.5 ,190,1,116.3 ,640,1,18.48,85.86
7011,1,4,1,1,36.5 ,190,1,116.8 ,800,1,22.54,103.66
8049,1,4,1,1,36.5 ,190,1,93.3 ,790,1,22.54,103.66
8359,1,4,1,1,33.0 ,190,1,87.4 ,470,1,19.84,89.23
8439,1,4,1,1,42.7 ,230,1,96.4 ,860,1,30,149.29
88,1,3,1,1,31.6 ,190,1,80.1 ,600,1,23.36,107.52
2056,1,3,1,1,71.9 ,480,1,148.9 ,1464.06,1,52.71,269.52
2966,1,3,1,1,27.9 ,180,1,124.8 ,640,1,14.04,59.64
4209,1,3,1,1,39.2 ,320,1,81.9 ,774.61,1,32.86,164.42
4382,1,3,1,1,71.9 ,480,1,177.4 ,1464.06,1,52.71,269.52
4962,1,3,1,1,33.9 ,296,1,61.7 ,400,1,20.41,92.58
5167,1,3,1,1,27.9 ,180,1,74.3 ,580,1,14.04,59.64
5463,1,3,1,1,70.3 ,530,1,90.7 ,972.72,1,38.22,187.78
7091,1,3,1,1,77.7 ,570,1,160.6 ,1510,1,57.3,492.4
7583,1,3,1,1,70.3 ,530,1,94.4 ,1003.83,1,38.22,187.78
7631,1,3,1,1,33.9 ,296,1,61.4 ,400,1,20.41,92.58
7821,1,3,1,1,51.1 ,230,1,115.4 ,610,1,41.01,191.08
8001,1,3,1,1,77.7 ,570,1,164.9 ,1530,1,57.3,492.4
8592,1,3,1,1,51.1 ,230,1,83.6 ,580,1,41.01,191.08
8777,1,3,1,1,92.7 ,540,1,78.4 ,750.28,1,32.86,164.42
94,1,2,1,1,29.0 ,190,1,74.7 ,600,1,21.85,99.74
1351,1,2,1,1,29.0 ,190,1,74.6 ,600,1,21.85,99.74
3829,1,2,1,1,26.2 ,190,1,73.8 ,570,1,15.72,70.6
4712,1,2,1,1,24.0 ,190,1,83.9 ,400,1,17.66,77.63
5665,1,2,1,1,85.2 ,809,1,175.3 ,1019.78,1,44.83,216.37
7684,1,2,1,1,85.2 ,809,1,179.7 ,1023.83,1,44.83,216.37
8479,1,2,1,1,24.0 ,190,1,56.3 ,400,1,17.66,77.63
4714,1,1,1,1,24.0 ,190,1,83.9 ,400,1,17.66,77.63
5135,1,1,1,1,73.5 ,480,1,140.5 ,1220,1,56.29,476.18
5136,1,1,1,1,57.7 ,480,1,131.3 ,1260,1,43.64,419.19
6856,1,1,1,1,59.2 ,190,1,90.5 ,610,1,20.78,99.24
7209,1,1,1,1,40.5 ,190,1,89.7 ,620,1,20.78,99.24
7777,1,1,1,1,73.5 ,480,1,137.6 ,1230,1,56.29,476.18
7843,1,1,1,1,57.7 ,480,1,131.2 ,1270,1,43.64,419.19
8481,1,1,1,1,24.0 ,190,1,56.3 ,400,1,17.66,77.63
155,1,7,0,1,144.3 ,1450,1,277.9 ,3414,1,130.69,1165.3
757,1,7,0,1,119.3 ,1280,1,262.5 ,3205.28,1,111.69,1063
2539,1,7,0,1,49.8 ,455,1,106.1 ,1010,1,31.09,351.85
2599,1,7,0,1,28.2 ,190,1,50.5 ,340,1,17.41,71.83
3208,1,7,0,1,83.1 ,809,1,175.8 ,1049.78,1,44.98,217.06
3240,1,7,0,1,22.5 ,140,1,96.5 ,400,1,6.96,19.46
3466,1,7,0,1,73.8 ,570,1,167.1 ,1560,1,56.69,489.71
3717,1,7,0,1,42.7 ,230,1,96.1 ,870,1,30,149.29
3860,1,7,0,1,55.5 ,230,1,111.5 ,670,1,24.26,113.04
3924,1,7,0,1,45.9 ,320,1,133.3 ,934.89,1,36.02,181.14
4127,1,7,0,1,28.2 ,190,1,80.4 ,340,1,17.41,71.83
4207,1,7,0,1,42.6 ,320,1,80.5 ,700,1,32.6,163.12
4343,1,7,0,1,25.4 ,140,1,102.4 ,380,1,9.74,36.44
4526,1,7,0,1,70.1 ,570,1,144.9 ,1330,1,48.63,445.86
4527,1,7,0,1,70.1 ,570,1,144.9 ,1330,1,48.63,445.86
4670,1,7,0,1,52.6 ,400,1,110.8 ,1040,1,31.09,351.85
4787,1,7,0,1,35.5 ,190,1,135.6 ,880,1,22.32,102.67
4929,1,7,0,1,32.1 ,190,1,56.5 ,490,1,20.49,92.88
4958,1,7,0,1,22.7 ,180,1,47.0 ,260,1,10.64,40.56
4961,1,7,0,1,79.6 ,510,1,126.8 ,1040,1,43.44,215.59
4976,1,7,0,1,29.5 ,190,1,88.6 ,530,1,21.61,99.02
5022,1,7,0,1,30.0 ,190,1,77.2 ,650,1,21.36,97.38
5317,1,7,0,1,66.8 ,440,1,118.3 ,870,1,34.28,166.81
5451,1,7,0,1,30.1 ,190,1,56.8 ,500,1,20.85,94.81
5664,1,7,0,1,85.2 ,809,1,175.3 ,1019.78,1,44.83,216.37
5886,1,7,0,1,22.5 ,140,1,96.5 ,400,1,6.96,19.46
5965,1,7,0,1,22.7 ,180,1,47.1 ,260,1,10.64,40.56
6053,1,7,0,1,112.7 ,740,1,177.9 ,1780,1,69.54,565.29
6832,1,7,0,1,25.4 ,140,1,72.1 ,380,1,9.74,36.44
6859,1,7,0,1,55.3 ,190,1,96.2 ,680,1,23.55,114.4
7008,1,7,0,1,69.8 ,480,1,145.4 ,1310,1,59.52,301.34
7132,1,7,0,1,94.2 ,820,1,191.6 ,2233.11,1,94.61,488.83
7174,1,7,0,1,55.5 ,230,1,79.5 ,690,1,24.26,113.04
7262,1,7,0,1,57.1 ,230,1,94.6 ,700,1,23.55,114.4
7449,1,7,0,1,66.8 ,440,1,92.1 ,882.17,1,34.28,166.81
7679,1,7,0,1,83.1 ,809,1,180.3 ,1053.83,1,44.98,217.06
7683,1,7,0,1,85.2 ,809,1,179.7 ,1023.83,1,44.83,216.37
7822,1,7,0,1,52.2 ,230,1,83.1 ,580,1,40.52,188.48
7877,1,7,0,1,69.8 ,480,1,151.6 ,1290,1,59.52,301.34
7903,1,7,0,1,43.4 ,230,1,157.7 ,960,1,36.23,176.39
7931,1,7,0,1,144.3 ,1450,1,321.6 ,3553.67,1,130.69,1165.3
7935,1,7,0,1,73.8 ,570,1,170.9 ,1550,1,56.69,489.71
7950,1,7,0,1,142.0 ,980,1,180.4 ,1850,1,69.54,565.29
8153,1,7,0,1,96.1 ,540,1,78.7 ,700,1,32.6,163.12
8438,1,7,0,1,42.7 ,230,1,96.4 ,860,1,30,149.29
8610,1,7,0,1,52.2 ,230,1,98.8 ,720,1,40.52,188.48
8629,1,7,0,1,43.4 ,230,1,127.8 ,960,1,36.23,176.39
8830,1,7,0,1,32.1 ,190,1,73.9 ,640,1,20.49,92.88
8832,1,7,0,1,30.0 ,190,1,58.0 ,500,1,21.36,97.38
8920,1,7,0,1,30.1 ,190,1,54.7 ,510,1,20.85,94.81
8994,1,7,0,1,45.9 ,320,1,100.6 ,1050,1,36.02,181.14
9065,1,7,0,1,35.5 ,190,1,115.7 ,750,1,22.32,102.67
2523,1,6,0,1,58.5 ,400,1,117.3 ,1300,1,42.2,410.79
2979,1,6,0,1,31.5 ,180,1,76.3 ,530,1,13.51,56.7
3195,1,6,0,1,26.1 ,190,1,105.2 ,550,1,18.38,83.87
3196,1,6,0,1,26.1 ,190,1,105.2 ,550,1,18.38,83.87
3362,1,6,0,1,27.0 ,180,1,95.8 ,380,1,12.53,50.67
3425,1,6,0,1,25.9 ,180,1,75.3 ,520,1,13.51,56.7
3784,1,6,0,1,58.5 ,400,1,137.4 ,1174.89,1,42.2,410.79
3866,1,6,0,1,48.9 ,190,1,109.3 ,600,1,21.06,95.85
4138,1,6,0,1,26.1 ,190,1,55.6 ,480,1,18.38,83.87
4139,1,6,0,1,26.1 ,190,1,55.6 ,480,1,18.38,83.87
4157,1,6,0,1,26.5 ,190,1,51.5 ,370,1,15.4,68.01
4509,1,6,0,1,36.1 ,190,1,138.3 ,900,1,23.53,109.42
4528,1,6,0,1,70.1 ,570,1,144.9 ,1330,1,48.63,445.86
4657,1,6,0,1,26.5 ,190,1,61.0 ,520,1,15.4,68.01
4908,1,6,0,1,36.0 ,312,1,56.3 ,360,1,8.85,31.54
4912,1,6,0,1,19.0 ,140,1,69.4 ,160,1,6.32,17.24
5234,1,6,0,1,36.0 ,312,1,41.8 ,210,1,8.85,31.54
5256,1,6,0,1,27.0 ,180,1,96.4 ,380,1,12.53,50.67
5651,1,6,0,1,19.0 ,140,1,70.0 ,160,1,6.32,17.24
6137,1,6,0,1,32.7 ,190,1,80.3 ,350,1,15.26,64.69
6853,1,6,0,1,59.2 ,190,1,90.5 ,610,1,20.78,99.24
6854,1,6,0,1,59.2 ,190,1,90.5 ,610,1,20.78,99.24
6861,1,6,0,1,85.9 ,570,1,176.4 ,1500,1,70.83,559.86
6864,1,6,0,1,46.8 ,230,1,165.0 ,1140,1,33.46,161.29

7197,1,6,0,1,32.7 ,190,1,49.0 ,350,1,15.26,64.69
7206,1,6,0,1,40.5 ,190,1,89.7 ,620,1,20.78,99.24
7207,1,6,0,1,40.5 ,190,1,89.7 ,620,1,20.78,99.24
7222,1,6,0,1,48.9 ,190,1,77.3 ,620,1,21.06,95.85
7732,1,6,0,1,157.8 ,980,1,180.6 ,1520,1,70.83,559.86
7993,1,6,0,1,70.1 ,570,1,178.8 ,1300,1,48.63,445.86
8713,1,6,0,1,46.8 ,230,1,151.7 ,1030,1,33.46,161.29
9063,1,6,0,1,36.1 ,190,1,118.0 ,770,1,23.53,109.42
21,1,5,0,1,34.8 ,230,1,83.7 ,600,1,33.02,155.88
1118,1,5,0,1,34.8 ,230,1,83.6 ,600,1,33.02,155.88
5669,1,5,0,1,21.8 ,180,1,96.1 ,470,1,14.06,58.56
7820,1,5,0,1,57.3 ,320,1,107.0 ,810,1,46.45,220.15
8488,1,5,0,1,21.8 ,180,1,96.0 ,470,1,14.06,58.56
8496,1,5,0,1,57.3 ,320,1,108.2 ,820,1,46.45,220.15
24,1,4,0,1,34.1 ,230,1,61.3 ,450,1,30.67,143.5
1476,1,4,0,1,34.1 ,230,1,91.3 ,430,1,30.67,143.5
3865,1,4,0,1,48.9 ,190,1,109.3 ,600,1,21.06,95.85
4051,1,4,0,1,51.5 ,190,1,117.0 ,690,1,23.24,107.78
5623,1,4,0,1,30.4 ,190,1,116.9 ,570,1,17.86,85.63
6154,1,4,0,1,30.4 ,190,1,116.1 ,570,1,17.86,85.63
7224,1,4,0,1,48.9 ,190,1,77.3 ,620,1,21.06,95.85
7276,1,4,0,1,51.5 ,190,1,82.7 ,690,1,23.24,107.78
5318,1,3,0,1,67.5 ,570,1,121.1 ,1140,1,52.76,463.29
8007,1,3,0,1,63.9 ,480,1,123.9 ,1130,1,52.76,463.29
4080,1,2,0,1,23.1 ,190,1,67.0 ,510,1,14.64,65.29
4713,1,2,0,1,24.0 ,190,1,83.9 ,400,1,17.66,77.63
4999,1,2,0,1,23.1 ,190,1,52.4 ,370,1,14.64,65.29
6346,1,2,0,1,55.6 ,230,1,67.8 ,520,1,24.32,112.61
6510,1,2,0,1,44.4 ,305,1,83.6 ,320,1,16.11,71.01
7459,1,2,0,1,44.4 ,305,1,135.6 ,1040,1,16.11,71.01
8480,1,2,0,1,24.0 ,190,1,56.3 ,400,1,17.66,77.63
3870,1,1,0,1,37.2 ,250,1,129.0 ,850,1,25.61,120.61
7448,1,1,0,1,37.2 ,250,1,121.3 ,1174.33,1,25.61,120.61
70,2,7,4,1,35.1 ,190,1,61.6 ,490,1,23.68,111.65
72,2,7,4,1,35.1 ,190,1,61.6 ,490,1,23.68,111.65
871,2,7,4,1,35.1 ,190,1,46.7 ,490,1,23.68,111.65
872,2,7,4,1,35.1 ,190,1,46.7 ,490,1,23.68,111.65
2607,2,7,4,1,53.5 ,230,1,84.9 ,710,1,27.52,125.73
4884,2,7,4,1,53.5 ,230,1,124.5 ,860,1,27.52,125.73
341,2,5,4,1,33.3 ,311,1,61.3 ,450,1,22.31,100.92
1484,2,5,4,1,33.3 ,311,1,91.3 ,430,1,22.31,100.92
8204,2,1,4,1,36.1 ,332,1,95.7 ,450,1,17.33,75.77
8803,2,1,4,1,36.1 ,332,1,74.7 ,410,1,17.33,75.77
969,2,7,3,1,33.3 ,180,1,71.8 ,140,1,7.32,21.5
1635,2,7,3,1,33.3 ,180,1,26.6 ,140,1,7.32,21.5
2600,2,7,3,1,28.2 ,190,1,50.5 ,340,1,17.41,71.83
3849,2,7,3,1,26.8 ,140,1,97.0 ,360,1,8.16,26.98
4128,2,7,3,1,28.2 ,190,1,80.4 ,340,1,17.41,71.83
4203,2,7,3,1,48.0 ,190,1,67.6 ,530,1,22.81,105.29
4303,2,7,3,1,35.1 ,180,1,90.0 ,430,1,16.87,78.13
4915,2,7,3,1,22.8 ,140,1,38.9 ,170,1,7.07,21.07
4922,2,7,3,1,27.2 ,140,1,70.7 ,210,1,8.38,28.12
5013,2,7,3,1,25.1 ,140,1,43.7 ,250,1,9.24,32.57
5459,2,7,3,1,23.6 ,140,1,37.5 ,150,1,6.66,18.87
5696,2,7,3,1,22.8 ,140,1,59.9 ,380,1,7.07,21.07
5701,2,7,3,1,23.6 ,140,1,37.3 ,150,1,6.66,18.87
5708,2,7,3,1,32.1 ,180,1,66.2 ,450,1,14.27,59.57
6582,2,7,3,1,26.8 ,140,1,62.7 ,360,1,8.16,26.98
6905,2,7,3,1,32.1 ,180,1,97.1 ,450,1,14.27,59.57
6980,2,7,3,1,35.1 ,180,1,56.4 ,430,1,16.87,78.13
6987,2,7,3,1,27.2 ,140,1,75.4 ,260,1,8.38,28.12
6988,2,7,3,1,25.1 ,140,1,42.0 ,220,1,9.24,32.57
7228,2,7,3,1,48.0 ,190,1,63.5 ,530,1,22.81,105.29
733,2,6,3,1,27.9 ,180,1,58.8 ,320,1,8.62,29.18
1649,2,6,3,1,27.9 ,180,1,74.5 ,230,1,8.62,29.18
2592,2,6,3,1,31.1 ,190,1,59.4 ,410,1,19.09,80.88
2626,2,6,3,1,27.1 ,190,1,46.4 ,260,1,12.42,46.92
2628,2,6,3,1,59.3 ,320,1,86.6 ,700,1,24.99,119.19
3926,2,6,3,1,31.1 ,190,1,89.4 ,410,1,19.09,80.88
4068,2,6,3,1,27.1 ,190,1,76.4 ,260,1,12.42,46.92
4777,2,6,3,1,108.2 ,640,1,89.3 ,550,1,21.69,99.47
5679,2,6,3,1,59.3 ,320,1,103.8 ,690,1,24.99,119.19
6026,2,6,3,1,112.9 ,640,1,90.3 ,550,1,22.5,103.61
7514,2,6,3,1,72.1 ,640,1,64.2 ,550,1,21.69,99.47
7516,2,6,3,1,71.7 ,640,1,110.2 ,690,1,22.5,103.61
4155,2,5,3,1,29.5 ,190,1,83.6 ,380,1,14.07,63.52
4502,2,5,3,1,29.5 ,190,1,42.2 ,350,1,14.07,63.52
244,2,4,3,1,34.0 ,190,1,90.4 ,470,1,19.3,87.76
701,2,4,3,1,37.1 ,230,1,88.4 ,470,1,19.3,87.76
4162,2,4,3,1,27.5 ,190,1,50.5 ,370,1,15.65,70.91
4898,2,4,3,1,27.5 ,190,1,60.0 ,520,1,15.65,70.91
4905,2,4,3,1,24.4 ,180,1,58.1 ,380,1,10.11,38.56
5160,2,4,3,1,24.4 ,180,1,43.3 ,240,1,10.11,38.56
2602,2,3,3,1,28.2 ,190,1,50.5 ,340,1,17.41,71.83
2603,2,3,3,1,28.2 ,190,1,50.5 ,340,1,17.41,71.83
3298,2,3,3,1,27.3 ,180,1,77.2 ,260,1,9.62,35.16
4130,2,3,3,1,28.2 ,190,1,80.4 ,340,1,17.41,71.83
4131,2,3,3,1,28.2 ,190,1,80.4 ,340,1,17.41,71.83
4523,2,3,3,1,27.3 ,180,1,77.2 ,260,1,9.62,35.16
2604,2,2,3,1,28.2 ,190,1,50.5 ,340,1,17.41,71.83
4132,2,2,3,1,28.2 ,190,1,80.4 ,340,1,17.41,71.83
225,2,7,2,1,35.7 ,285,1,89.5 ,350,1,17.78,80.42
1611,2,7,2,1,33.4 ,190,1,56.5 ,410,1,20.96,93.13
1630,2,7,2,1,35.7 ,285,1,43.1 ,350,1,17.78,80.42
1886,2,7,2,1,33.4 ,190,1,57.8 ,410,1,20.96,93.13
2154,2,7,2,1,31.2 ,190,1,52.8 ,490,1,21.73,98.86
2337,2,7,2,1,78.6 ,680,1,83.7 ,490,1,21.73,98.86
2512,2,7,2,1,37.1 ,314,1,57.8 ,450,1,19.05,84.83
2594,2,7,2,1,27.4 ,190,1,60.8 ,450,1,19.75,84.44
2595,2,7,2,1,27.4 ,190,1,60.8 ,450,1,19.75,84.44
2596,2,7,2,1,27.4 ,190,1,60.8 ,450,1,19.75,84.44
3993,2,7,2,1,27.4 ,190,1,90.8 ,450,1,19.75,84.44
3994,2,7,2,1,27.4 ,190,1,90.8 ,450,1,19.75,84.44
3995,2,7,2,1,27.4 ,190,1,90.8 ,450,1,19.75,84.44
4325,2,7,2,1,23.1 ,190,1,78.1 ,590,1,14.88,64.8
4346,2,7,2,1,57.2 ,230,1,114.0 ,690,1,26.1,122.79
4681,2,7,2,1,23.1 ,190,1,80.3 ,590,1,14.88,64.8
4956,2,7,2,1,22.4 ,140,1,40.0 ,170,1,6.68,19.48
5202,2,7,2,1,32.8 ,180,1,88.6 ,420,1,15.39,69.71
5216,2,7,2,1,30.3 ,140,1,75.9 ,260,1,10.61,40.15
5727,2,7,2,1,22.4 ,140,1,39.4 ,170,1,6.68,19.48
6993,2,7,2,1,32.8 ,180,1,55.3 ,420,1,15.39,69.71
6994,2,7,2,1,30.3 ,140,1,49.0 ,280,1,10.61,40.15
8877,2,7,2,1,42.2 ,230,1,67.1 ,460,1,19.05,84.83
342,2,6,2,1,33.3 ,311,1,61.3 ,450,1,22.31,100.92
1407,2,6,2,1,69.6 ,820,1,148.0 ,2035.28,1,83.02,429.33
1485,2,6,2,1,33.3 ,311,1,91.3 ,430,1,22.31,100.92
2106,2,6,2,1,29.6 ,190,1,76.9 ,350,1,16.06,67.13
2107,2,6,2,1,29.6 ,190,1,76.9 ,350,1,16.06,67.13
2144,2,6,2,1,33.9 ,190,1,77.6 ,300,1,14.09,56.85
2333,2,6,2,1,77.1 ,680,1,45.4 ,350,1,16.06,67.13
2334,2,6,2,1,77.1 ,680,1,45.4 ,350,1,16.06,67.13
2336,2,6,2,1,81.3 ,680,1,46.5 ,300,1,14.09,56.85
2385,2,6,2,1,102.6 ,1020,1,108.9 ,1340.94,1,56.92,287.35
2958,2,6,2,1,24.6 ,140,1,64.6 ,360,1,7.68,25.07
3832,2,6,2,1,28.7 ,190,1,55.5 ,400,1,14.31,63.43
3997,2,6,2,1,24.6 ,140,1,63.5 ,360,1,7.68,25.07
4345,2,6,2,1,53.5 ,230,1,112.8 ,640,1,23.6,109.47
4921,2,6,2,1,27.5 ,180,1,49.5 ,330,1,12.06,48.38
5039,2,6,2,1,69.6 ,820,1,177.7 ,2035.28,1,83.02,429.33
5043,2,6,2,1,28.7 ,190,1,57.4 ,400,1,14.31,63.43
5047,2,6,2,1,31.4 ,190,1,89.8 ,480,1,17.01,82.84
6078,2,6,2,1,29.2 ,140,1,48.7 ,190,1,8.18,27.16
6339,2,6,2,1,90.1 ,480,1,137.2 ,1350.94,1,56.92,287.35
6342,2,6,2,1,48.3 ,180,1,44.8 ,240,1,10.68,40.38
6354,2,6,2,1,48.3 ,180,1,43.6 ,240,1,10.68,40.38
6476,2,6,2,1,31.4 ,190,1,57.7 ,460,1,17.01,82.84
6842,2,6,2,1,29.2 ,140,1,48.6 ,190,1,8.18,27.16
6904,2,6,2,1,27.5 ,180,1,50.3 ,330,1,12.06,48.38
7139,2,6,2,1,53.5 ,230,1,80.3 ,660,1,23.6,109.47
340,2,5,2,1,33.3 ,311,1,61.3 ,450,1,22.31,100.92
1483,2,5,2,1,33.3 ,311,1,91.3 ,430,1,22.31,100.92
3370,2,5,2,1,25.5 ,140,1,104.8 ,520,1,13.01,58.69
3689,2,5,2,1,28.1 ,140,1,108.1 ,430,1,11.24,44.55
4164,2,5,2,1,21.7 ,140,1,39.1 ,200,1,8.92,32.91
4165,2,5,2,1,21.7 ,140,1,39.1 ,200,1,8.92,32.91
4953,2,5,2,1,20.9 ,180,1,46.2 ,250,1,10.03,39.04
4955,2,5,2,1,17.9 ,140,1,70.9 ,170,1,6.7,19.51
5077,2,5,2,1,21.7 ,140,1,39.2 ,200,1,8.92,32.91
5078,2,5,2,1,21.7 ,140,1,39.2 ,200,1,8.92,32.91
5092,2,5,2,1,20.9 ,180,1,44.6 ,250,1,10.03,39.04
5654,2,5,2,1,17.9 ,140,1,85.0 ,280,1,6.7,19.51
6467,2,5,2,1,25.5 ,140,1,104.6 ,530,1,13.01,58.69
6830,2,5,2,1,28.1 ,140,1,108.2 ,430,1,11.24,44.55

832,2,4,2,1,22.1 ,180,1,43.3 ,250,1,10.2,38.83
 1802,2,4,2,1,22.1 ,180,1,43.2 ,250,1,10.2,38.83
 3852,2,4,2,1,37.3 ,190,1,117.2 ,640,1,18.39,87.19
 4694,2,4,2,1,22.9 ,180,1,53.9 ,380,1,12.75,51.49
 4776,2,4,2,1,108.2 ,640,1,89.3 ,550,1,21.69,99.47
 5034,2,4,2,1,27.6 ,180,1,50.6 ,310,1,14,58.2
 5263,2,4,2,1,32.0 ,190,1,50.3 ,310,1,14,58.2
 5919,2,4,2,1,23.3 ,180,1,54.1 ,300,1,8.44,28.49
 6018,2,4,2,1,23.3 ,180,1,85.3 ,300,1,8.44,28.49
 6025,2,4,2,1,112.9 ,640,1,90.3 ,550,1,22.5,103.61
 6835,2,4,2,1,22.9 ,180,1,55.1 ,380,1,12.75,51.49
 6977,2,4,2,1,37.3 ,190,1,84.6 ,640,1,18.39,87.19
 7515,2,4,2,1,72.1 ,640,1,64.2 ,550,1,21.69,99.47
 7517,2,4,2,1,71.7 ,640,1,110.2 ,690,1,22.5,103.61
 4259,2,3,2,1,27.6 ,140,1,59.0 ,290,1,10.52,40.64
 7096,2,3,2,1,27.6 ,140,1,59.1 ,290,1,10.52,40.64
 1178,2,7,1,1,26.6 ,180,1,52.7 ,370,1,15.22,62.11
 1364,2,7,1,1,26.6 ,180,1,52.7 ,370,1,15.22,62.11
 1372,2,7,1,1,22.7 ,180,1,43.1 ,380,1,12.66,53.03
 1379,2,7,1,1,28.6 ,298,1,55.8 ,460,1,20.54,91.6
 1494,2,7,1,1,106.9 ,640,1,74.7 ,740,1,28.25,136.42
 1721,2,7,1,1,22.7 ,180,1,43.1 ,320,1,12.66,53.03
 1915,2,7,1,1,28.6 ,298,1,55.8 ,460,1,20.54,91.6
 2121,2,7,1,1,39.7 ,320,1,122.3 ,1048.44,1,42.69,209.8
 2129,2,7,1,1,47.8 ,320,1,114.7 ,1139.22,1,45.74,227.58
 2273,2,7,1,1,34.2 ,230,1,120.3 ,890,1,28.25,136.42
 2566,2,7,1,1,27.6 ,190,1,50.0 ,280,1,11.25,42.24
 2583,2,7,1,1,51.2 ,459,1,79.3 ,794.89,1,50.1,246.74
 2627,2,7,1,1,29.4 ,190,1,44.3 ,250,1,11.99,44.72
 2651,2,7,1,1,32.1 ,190,1,65.7 ,450,1,12.56,50.19
 3241,2,7,1,1,30.7 ,190,1,96.5 ,520,1,17.74,77.15
 3292,2,7,1,1,26.1 ,140,1,74.8 ,260,1,9.95,36.76
 3398,2,7,1,1,22.3 ,180,1,76.8 ,630,1,12.8,51.76
 3738,2,7,1,1,40.9 ,190,1,111.9 ,620,1,20.27,96.76
 3836,2,7,1,1,24.4 ,140,1,46.0 ,240,1,8.24,27.59
 3919,2,7,1,1,33.5 ,190,1,63.7 ,380,1,16.32,77.19
 3988,2,7,1,1,39.7 ,320,1,119.7 ,1048.44,1,42.69,209.8
 4008,2,7,1,1,31.3 ,190,1,68.6 ,530,1,18.24,85.74
 4066,2,7,1,1,51.2 ,459,1,109.3 ,794.89,1,50.1,246.74
 4093,2,7,1,1,51.2 ,190,1,61.2 ,470,1,19.92,90.01
 4135,2,7,1,1,29.4 ,190,1,74.2 ,250,1,11.99,44.72
 4141,2,7,1,1,26.1 ,140,1,74.8 ,260,1,9.95,36.76
 4163,2,7,1,1,21.7 ,140,1,39.1 ,200,1,8.92,32.91
 4184,2,7,1,1,46.2 ,140,1,46.1 ,250,1,9.88,36.28
 4194,2,7,1,1,36.5 ,190,1,92.8 ,490,1,19.13,90.72
 4199,2,7,1,1,54.3 ,230,1,69.5 ,560,1,24.76,115.59
 4330,2,7,1,1,20.9 ,140,1,49.5 ,300,1,8.89,32.43
 4695,2,7,1,1,22.9 ,180,1,53.9 ,380,1,12.75,51.49
 4765,2,7,1,1,23.5 ,180,1,40.3 ,260,1,10.02,40.22
 4885,2,7,1,1,28.0 ,180,1,47.8 ,300,1,12.56,50.19
 4888,2,7,1,1,22.3 ,180,1,79.3 ,570,1,12.8,51.76
 5036,2,7,1,1,22.4 ,140,1,41.4 ,190,1,7.67,24.75
 5076,2,7,1,1,21.7 ,140,1,39.2 ,200,1,8.92,32.91
 5081,2,7,1,1,20.9 ,140,1,50.9 ,300,1,8.89,32.43
 5085,2,7,1,1,23.5 ,180,1,28.2 ,260,1,10.02,40.22
 5192,2,7,1,1,24.4 ,140,1,47.0 ,240,1,8.24,27.59
 5462,2,7,1,1,28.0 ,140,1,46.6 ,280,1,8.8,30.35
 5684,2,7,1,1,31.3 ,190,1,71.2 ,530,1,18.24,85.74
 5728,2,7,1,1,22.4 ,140,1,41.8 ,190,1,7.67,24.75
 6340,2,7,1,1,46.2 ,140,1,45.6 ,260,1,9.88,36.28
 6676,2,7,1,1,33.5 ,190,1,64.8 ,380,1,16.32,77.19
 6826,2,7,1,1,64.5 ,400,1,142.3 ,1139.22,1,45.74,227.58
 6836,2,7,1,1,22.9 ,180,1,55.1 ,380,1,12.75,51.49
 6976,2,7,1,1,40.9 ,190,1,119.0 ,670,1,20.27,96.76
 6979,2,7,1,1,36.5 ,190,1,71.3 ,590,1,19.13,90.73
 7000,2,7,1,1,28.0 ,140,1,76.5 ,280,1,8.8,30.35
 7005,2,7,1,1,122.6 ,660,1,105.9 ,610,1,17.94,78.56
 7138,2,7,1,1,54.3 ,230,1,65.0 ,560,1,24.76,115.59
 7154,2,7,1,1,51.2 ,190,1,57.9 ,470,1,19.92,90.01
 7570,2,7,1,1,72.3 ,620,1,76.2 ,550,1,17.94,78.56
 8127,2,7,1,1,30.7 ,190,1,96.6 ,520,1,17.74,77.15
 8773,2,7,1,1,27.6 ,190,1,71.9 ,270,1,11.25,42.24
 265,2,6,1,1,27.5 ,190,1,78.4 ,320,1,14.8,60.9
 266,2,6,1,1,27.5 ,190,1,78.4 ,320,1,14.8,60.9
 1394,2,6,1,1,27.5 ,190,1,93.3 ,460,1,14.8,60.9
 1395,2,6,1,1,27.5 ,190,1,93.3 ,460,1,14.8,60.9
 2108,2,6,1,1,29.6 ,190,1,76.9 ,350,1,16.06,67.13
 2335,2,6,1,1,77.1 ,680,1,45.4 ,350,1,16.06,67.13
 2597,2,6,1,1,25.9 ,190,1,52.7 ,360,1,17.84,74.03
 2652,2,6,1,1,26.9 ,180,1,49.6 ,310,1,12.94,52.46
 2653,2,6,1,1,26.9 ,180,1,49.6 ,310,1,12.94,52.46
 2847,2,6,1,1,25.3 ,140,1,52.9 ,310,1,7.94,26.75
 3014,2,6,1,1,28.4 ,190,1,65.8 ,550,1,15.54,68.7
 3246,2,6,1,1,26.1 ,140,1,71.8 ,200,1,7.22,22.22
 3394,2,6,1,1,21.2 ,140,1,92.5 ,470,1,8.32,28.67
 3439,2,6,1,1,23.9 ,140,1,65.6 ,360,1,8.46,29.38
 3482,2,6,1,1,23.2 ,140,1,90.3 ,440,1,9.28,33.98
 3851,2,6,1,1,50.3 ,140,1,94.7 ,420,1,11.82,46.66
 3884,2,6,1,1,28.4 ,190,1,76.9 ,550,1,15.54,68.7
 3996,2,6,1,1,25.3 ,140,1,82.9 ,310,1,7.94,26.75
 4067,2,6,1,1,25.9 ,190,1,82.7 ,360,1,17.84,74.03
 4077,2,6,1,1,25.5 ,190,1,71.5 ,510,1,14.72,67.32
 4079,2,6,1,1,25.2 ,190,1,52.6 ,380,1,15.35,69.23
 4084,2,6,1,1,24.1 ,190,1,50.1 ,360,1,13.72,60.74
 4085,2,6,1,1,19.4 ,140,1,41.2 ,220,1,8.62,31.23
 4140,2,6,1,1,26.1 ,140,1,70.9 ,200,1,7.22,22.22
 4178,2,6,1,1,36.6 ,190,1,51.0 ,360,1,14.83,62.65
 4181,2,6,1,1,47.0 ,140,1,48.2 ,300,1,12.03,47.85
 4315,2,6,1,1,21.2 ,140,1,62.5 ,470,1,8.32,28.67
 4316,2,6,1,1,23.9 ,140,1,64.5 ,360,1,8.46,29.38
 4317,2,6,1,1,23.2 ,140,1,60.3 ,440,1,9.28,33.98
 4341,2,6,1,1,48.6 ,140,1,96.3 ,420,1,12.4,49.99
 4806,2,6,1,1,25.5 ,190,1,59.4 ,500,1,14.72,67.32
 4895,2,6,1,1,25.2 ,190,1,61.5 ,530,1,15.35,69.23
 4916,2,6,1,1,23.8 ,180,1,45.2 ,240,1,10.25,38.29
 4934,2,6,1,1,26.9 ,180,1,49.6 ,310,1,12.94,52.46
 4935,2,6,1,1,26.9 ,180,1,49.6 ,310,1,12.94,52.46
 5031,2,6,1,1,24.1 ,190,1,51.0 ,360,1,13.72,60.74
 5037,2,6,1,1,92.1 ,520,1,98.2 ,610,1,23.33,117.92
 5074,2,6,1,1,19.4 ,140,1,41.3 ,220,1,8.62,31.23
 5964,2,6,1,1,23.8 ,180,1,63.2 ,400,1,10.25,38.29
 6033,2,6,1,1,36.6 ,190,1,49.1 ,370,1,14.83,62.65
 6035,2,6,1,1,62.8 ,230,1,65.4 ,600,1,23.33,117.92
 6177,2,6,1,1,47.0 ,140,1,47.0 ,310,1,12.03,47.85
 6179,2,6,1,1,56.0 ,180,1,78.2 ,470,1,13.27,59.6
 6180,2,6,1,1,56.0 ,180,1,78.2 ,470,1,13.27,59.6
 6345,2,6,1,1,44.5 ,190,1,59.1 ,390,1,17.32,75.86
 6637,2,6,1,1,38.3 ,190,1,64.9 ,440,1,11.82,46.66
 6638,2,6,1,1,36.7 ,190,1,66.5 ,440,1,12.4,49.99
 6843,2,6,1,1,56.0 ,180,1,76.9 ,450,1,13.27,59.6
 6844,2,6,1,1,56.0 ,180,1,76.9 ,450,1,13.27,59.6
 7256,2,6,1,1,44.5 ,190,1,55.5 ,380,1,17.32,75.86
 71,2,5,1,1,35.1 ,190,1,61.6 ,490,1,23.68,111.65
 262,2,5,1,1,25.4 ,190,1,95.5 ,470,1,14.52,59.57
 276,2,5,1,1,28.3 ,190,1,99.4 ,470,1,15.37,63.65
 317,2,5,1,1,37.9 ,311,1,61.5 ,410,1,21.08,94.28
 318,2,5,1,1,32.4 ,311,1,63.1 ,460,1,23.23,105.85
 730,2,5,1,1,27.2 ,180,1,27.1 ,240,1,7.84,25.28
 806,2,5,1,1,37.9 ,311,1,46.4 ,410,1,21.08,94.28
 825,2,5,1,1,32.4 ,311,1,47.9 ,460,1,23.23,105.85
 870,2,5,1,1,35.1 ,190,1,46.7 ,490,1,23.68,111.65
 1355,2,5,1,1,25.4 ,190,1,95.0 ,470,1,14.52,59.57
 1396,2,5,1,1,27.2 ,180,1,73.5 ,240,1,7.84,25.28
 1645,2,5,1,1,28.3 ,190,1,98.9 ,470,1,15.37,63.65
 1733,2,5,1,1,80.8 ,650,1,165.4 ,2097.17,1,73.93,380.42
 2671,2,5,1,1,25.9 ,180,1,49.2 ,300,1,12.47,49.66
 3373,2,5,1,1,31.2 ,180,1,88.4 ,380,1,15.01,66.24
 3574,2,5,1,1,28.1 ,190,1,67.3 ,500,1,13.6,60.16
 4154,2,5,1,1,27.0 ,190,1,48.8 ,350,1,14.22,63.42
 4167,2,5,1,1,23.7 ,140,1,81.6 ,330,1,10.32,40.3
 4168,2,5,1,1,23.7 ,140,1,81.6 ,330,1,10.32,40.3
 4375,2,5,1,1,27.0 ,190,1,49.6 ,350,1,14.22,63.42
 4394,2,5,1,1,32.0 ,140,1,56.6 ,310,1,6.92,20.48
 4458,2,5,1,1,29.5 ,140,1,38.5 ,170,1,7.32,22.71
 4598,2,5,1,1,34.6 ,190,1,105.4 ,600,1,23.35,107.43
 4599,2,5,1,1,34.6 ,190,1,105.4 ,600,1,23.35,107.43
 4687,2,5,1,1,16.0 ,140,1,85.6 ,280,1,7.25,22.31
 4936,2,5,1,1,25.9 ,180,1,49.9 ,300,1,12.47,49.66
 4940,2,5,1,1,28.1 ,190,1,69.3 ,500,1,13.6,60.16
 5220,2,5,1,1,23.7 ,140,1,81.6 ,330,1,10.32,40.3
 5221,2,5,1,1,23.7 ,140,1,81.6 ,330,1,10.32,40.3
 5616,2,5,1,1,16.0 ,140,1,70.9 ,170,1,7.25,22.31
 6901,2,5,1,1,127.3 ,1082,1,193.9 ,2093.11,1,73.93,380.42
 6975,2,5,1,1,31.2 ,180,1,87.9 ,380,1,15.01,66.24

6981,2,5,1,1,32.0 ,140,1,90.2 ,350,1,6.92,20.48
6982,2,5,1,1,29.5 ,140,1,68.5 ,170,1,7.32,22.71
7016,2,5,1,1,36.8 ,190,1,98.1 ,600,1,18.48,82.25
8366,2,5,1,1,36.8 ,190,1,70.8 ,600,1,18.48,82.25
8719,2,5,1,1,77.5 ,320,1,106.2 ,600,1,23.35,107.43
8720,2,5,1,1,77.5 ,320,1,106.2 ,600,1,23.35,107.43
271,2,4,1,1,28.0 ,190,1,77.7 ,320,1,14.19,57.81
1481,2,4,1,1,28.0 ,190,1,77.7 ,320,1,14.19,57.81
2848,2,4,1,1,26.1 ,140,1,72.6 ,200,1,7.33,22.83
4136,2,4,1,1,26.1 ,140,1,71.7 ,200,1,7.33,22.83
2817,2,3,1,1,30.7 ,140,1,111.9 ,480,1,11.52,46
6827,2,3,1,1,30.7 ,140,1,111.5 ,490,1,11.52,46
1378,2,2,1,1,28.7 ,190,1,65.3 ,450,1,18.87,81.48
1876,2,2,1,1,28.7 ,190,1,65.0 ,450,1,18.87,81.48
4688,2,2,1,1,16.0 ,140,1,85.6 ,280,1,7.25,22.31
5617,2,2,1,1,16.0 ,140,1,70.9 ,170,1,7.25,22.31
104,2,7,0,1,35.5 ,190,1,55.9 ,420,1,20.04,90.14
245,2,7,0,1,34.0 ,190,1,90.4 ,470,1,19.3,87.76
247,2,7,0,1,32.7 ,190,1,78.0 ,290,1,12.97,51.17
334,2,7,0,1,30.6 ,311,1,78.6 ,600,1,22.64,102.69
702,2,7,0,1,37.1 ,230,1,88.4 ,470,1,19.3,87.76
713,2,7,0,1,30.4 ,180,1,22.6 ,190,1,5.85,14.69
740,2,7,0,1,46.4 ,320,1,99.5 ,980,1,32.09,154.17
805,2,7,0,1,32.7 ,190,1,78.0 ,290,1,12.97,51.17
880,2,7,0,1,30.4 ,180,1,67.5 ,170,1,5.85,14.69
1179,2,7,0,1,26.6 ,180,1,52.7 ,370,1,15.22,62.11
1356,2,7,0,1,30.6 ,311,1,78.5 ,600,1,22.64,102.69
1365,2,7,0,1,26.6 ,180,1,52.7 ,370,1,15.22,62.11
1374,2,7,0,1,20.4 ,180,1,43.6 ,260,1,10.78,41.92
1582,2,7,0,1,35.5 ,190,1,40.8 ,420,1,20.04,90.14
1688,2,7,0,1,59.1 ,680,1,62.4 ,660,1,30.3,145.6
1813,2,7,0,1,20.4 ,180,1,43.6 ,260,1,10.78,41.92
1963,2,7,0,1,32.8 ,190,1,79.3 ,320,1,16.58,71.77
2135,2,7,0,1,48.4 ,379,1,86.4 ,680,1,45.34,221.79
2316,2,7,0,1,80.3 ,680,1,48.1 ,320,1,16.58,71.77
2427,2,7,0,1,46.4 ,320,1,124.9 ,920,1,32.09,154.17
2450,2,7,0,1,48.4 ,379,1,115.4 ,680,1,45.34,221.79
2468,2,7,0,1,68.1 ,400,1,125.6 ,1260,1,48.46,243.86
2476,2,7,0,1,37.1 ,230,1,61.8 ,620,1,32.81,158.39
2567,2,7,0,1,30.5 ,190,1,45.7 ,240,1,10.5,38.2
2601,2,7,0,1,28.2 ,190,1,50.5 ,340,1,17.41,71.83
2617,2,7,0,1,32.2 ,190,1,54.7 ,440,1,21.72,98.2
2618,2,7,0,1,32.2 ,190,1,54.7 ,440,1,21.72,98.2
2806,2,7,0,1,30.9 ,190,1,89.5 ,390,1,15.87,72.04
2807,2,7,0,1,30.9 ,190,1,87.0 ,370,1,14.88,66.72
2810,2,7,0,1,32.8 ,190,1,104.3 ,550,1,16.93,74.88
3291,2,7,0,1,30.6 ,140,1,88.6 ,360,1,8.72,30.12
3372,2,7,0,1,31.2 ,180,1,88.4 ,380,1,15.01,66.24
3732,2,7,0,1,30.6 ,140,1,88.9 ,360,1,8.72,30.12
3858,2,7,0,1,54.4 ,190,1,103.2 ,560,1,18.3,81.31
4018,2,7,0,1,57.2 ,230,1,113.7 ,690,1,26.26,123.61
4019,2,7,0,1,28.8 ,190,1,98.9 ,490,1,16.56,72.21
4083,2,7,0,1,24.1 ,190,1,50.1 ,360,1,13.72,60.74
4126,2,7,0,1,37.1 ,230,1,91.7 ,620,1,32.81,158.39
4129,2,7,0,1,28.2 ,190,1,80.4 ,340,1,17.41,71.83
4133,2,7,0,1,32.2 ,190,1,84.7 ,440,1,21.72,98.2
4134,2,7,0,1,32.2 ,190,1,84.7 ,440,1,21.72,98.2
4161,2,7,0,1,27.5 ,190,1,50.5 ,370,1,15.65,70.91
4166,2,7,0,1,30.7 ,190,1,44.4 ,300,1,13.21,57.58
4169,2,7,0,1,33.0 ,190,1,85.9 ,430,1,16.36,76.25
4170,2,7,0,1,34.2 ,190,1,89.7 ,420,1,17.54,81.94
4171,2,7,0,1,34.2 ,190,1,89.7 ,420,1,17.54,81.94
4172,2,7,0,1,34.2 ,190,1,89.7 ,420,1,17.54,81.94
4193,2,7,0,1,36.5 ,190,1,92.8 ,490,1,19.13,90.72
4344,2,7,0,1,25.4 ,140,1,102.4 ,380,1,9.74,36.44
4897,2,7,0,1,27.5 ,190,1,60.0 ,520,1,15.65,70.91
4917,2,7,0,1,30.5 ,190,1,68.0 ,450,1,16.74,78.2
4938,2,7,0,1,25.5 ,180,1,89.4 ,390,1,15.87,72.04
5025,2,7,0,1,25.5 ,180,1,86.3 ,370,1,14.88,66.72
5030,2,7,0,1,24.1 ,190,1,51.0 ,360,1,13.72,60.74
5100,2,7,0,1,25.2 ,180,1,39.7 ,190,1,8.22,28.87
5210,2,7,0,1,30.7 ,190,1,44.5 ,300,1,13.21,57.58
5214,2,7,0,1,25.2 ,180,1,39.6 ,180,1,8.22,28.87
5251,2,7,0,1,21.0 ,140,1,38.8 ,160,1,6.45,17.96
5315,2,7,0,1,29.3 ,140,1,47.8 ,280,1,8.95,31.34
5453,2,7,0,1,31.3 ,180,1,105.5 ,500,1,16.93,74.88
5461,2,7,0,1,24.6 ,180,1,42.7 ,240,1,9.79,35.47
5468,2,7,0,1,33.0 ,190,1,43.4 ,400,1,16.36,76.25
5487,2,7,0,1,71.1 ,530,1,131.5 ,1140,1,37.72,185.17
5533,2,7,0,1,34.2 ,190,1,67.9 ,520,1,17.54,81.94
5534,2,7,0,1,34.2 ,190,1,67.9 ,520,1,17.54,81.94
5535,2,7,0,1,34.2 ,190,1,67.9 ,520,1,17.54,81.94
5559,2,7,0,1,143.9 ,750,1,115.2 ,840,1,14.41,144.82
5606,2,7,0,1,33.7 ,180,1,106.5 ,490,1,10.4,60.23
5677,2,7,0,1,68.1 ,400,1,97.8 ,1130,1,48.46,243.86
5764,2,7,0,1,21.0 ,140,1,60.3 ,370,1,6.45,17.96
5889,2,7,0,1,24.6 ,180,1,43.2 ,240,1,9.79,35.47
6021,2,7,0,1,28.2 ,140,1,69.1 ,180,1,7.96,25.95
6066,2,7,0,1,30.5 ,190,1,68.6 ,450,1,16.74,78.2
6334,2,7,0,1,56.6 ,180,1,77.1 ,430,1,12.81,55.65
6591,2,7,0,1,30.5 ,180,1,101.8 ,470,1,14.4,60.23
6833,2,7,0,1,25.4 ,140,1,72.1 ,380,1,9.74,36.44
6846,2,7,0,1,56.6 ,180,1,75.3 ,400,1,12.81,55.65
6857,2,7,0,1,59.6 ,190,1,91.8 ,640,1,21.35,102.77
6858,2,7,0,1,59.6 ,190,1,91.8 ,640,1,21.35,102.77
6974,2,7,0,1,31.2 ,180,1,87.9 ,380,1,15.01,66.24
6978,2,7,0,1,36.5 ,190,1,71.3 ,590,1,19.13,90.73
6997,2,7,0,1,29.3 ,140,1,77.6 ,280,1,8.95,31.34
7002,2,7,0,1,28.2 ,140,1,69.0 ,180,1,7.96,25.95
7012,2,7,0,1,36.5 ,190,1,116.8 ,800,1,22.54,103.66
7019,2,7,0,1,32.2 ,190,1,101.3 ,660,1,20.5,93.05
7021,2,7,0,1,36.3 ,190,1,113.3 ,730,1,20.38,92.19
7022,2,7,0,1,36.3 ,190,1,113.3 ,730,1,20.38,92.19
7151,2,7,0,1,54.4 ,190,1,71.6 ,580,1,18.3,81.31
7189,2,7,0,1,28.8 ,190,1,68.5 ,520,1,16.56,72.21
7212,2,7,0,1,61.3 ,230,1,90.6 ,660,1,21.35,102.77
7213,2,7,0,1,61.3 ,230,1,90.6 ,660,1,21.35,102.77
7580,2,7,0,1,105.1 ,750,1,120.2 ,830,1,30.41,144.82
7584,2,7,0,1,71.1 ,530,1,125.8 ,967.33,1,37.72,185.17
8050,2,7,0,1,36.5 ,190,1,93.3 ,790,1,22.54,103.66
8788,2,7,0,1,32.2 ,190,1,74.3 ,660,1,20.5,93.05
8857,2,7,0,1,36.3 ,190,1,112.1 ,710,1,20.38,92.19
8858,2,7,0,1,36.3 ,190,1,112.1 ,710,1,20.38,92.19
8878,2,7,0,1,30.5 ,190,1,72.4 ,240,1,10.5,38.2
188,2,6,0,1,34.9 ,285,1,84.7 ,360,1,14.95,65.23
272,2,6,0,1,28.0 ,190,1,77.7 ,320,1,14.19,57.81
698,2,6,0,1,34.9 ,285,1,38.2 ,360,1,14.95,65.23
1482,2,6,0,1,28.0 ,190,1,77.7 ,320,1,14.19,57.81
4197,2,6,0,1,26.3 ,140,1,56.9 ,380,1,10.16,38.84
4696,2,6,0,1,26.3 ,180,1,49.7 ,320,1,10.38,39.51
4698,2,6,0,1,23.5 ,140,1,41.6 ,240,1,9.72,35.29
5460,2,6,0,1,24.3 ,140,1,36.9 ,140,1,5.89,15
5732,2,6,0,1,24.3 ,140,1,36.7 ,140,1,5.89,15
5745,2,6,0,1,34.5 ,190,1,119.2 ,730,1,21.57,98.7
6647,2,6,0,1,47.8 ,190,1,51.6 ,290,1,13.42,54.66
6860,2,6,0,1,55.3 ,190,1,96.2 ,680,1,23.55,114.4
6866,2,6,0,1,26.3 ,180,1,51.6 ,320,1,10.38,39.51
6984,2,6,0,1,23.5 ,140,1,71.6 ,240,1,9.72,35.29
7020,2,6,0,1,32.2 ,190,1,101.3 ,660,1,20.5,93.05
7069,2,6,0,1,26.3 ,140,1,56.9 ,380,1,10.16,38.84
7259,2,6,0,1,44.8 ,140,1,49.3 ,280,1,13.42,54.66
7263,2,6,0,1,57.1 ,230,1,94.6 ,700,1,23.55,114.4
8509,2,6,0,1,17.5 ,140,1,43.2 ,280,1,9.55,34.44
8789,2,6,0,1,32.2 ,190,1,74.3 ,660,1,20.5,93.05
8810,2,6,0,1,17.5 ,140,1,41.4 ,260,1,9.55,34.44
8866,2,6,0,1,34.5 ,190,1,104.2 ,600,1,21.57,98.7
3668,2,5,0,1,28.1 ,140,1,54.9 ,330,1,9.83,37.07
4771,2,5,0,1,32.8 ,190,1,90.0 ,520,1,17.07,80.78
4920,2,5,0,1,26.5 ,180,1,51.4 ,350,1,13.26,54.6
4977,2,5,0,1,28.8 ,190,1,61.7 ,550,1,21.71,99.74
6097,2,5,0,1,32.8 ,190,1,93.9 ,510,1,17.07,80.78
6838,2,5,0,1,26.5 ,180,1,51.9 ,350,1,13.26,54.6
7063,2,5,0,1,28.1 ,140,1,54.9 ,330,1,9.83,37.07
8782,2,5,0,1,28.8 ,190,1,59.1 ,530,1,21.71,99.74
4174,2,4,0,1,28.3 ,190,1,58.0 ,500,1,18.61,86.88
5645,2,4,0,1,28.3 ,190,1,104.6 ,550,1,18.61,86.88
4156,2,3,0,1,29.6 ,190,1,89.6 ,410,1,13.42,57.2
4176,2,3,0,1,28.5 ,190,1,86.0 ,410,1,16.02,74.36
4177,2,3,0,1,28.5 ,190,1,86.0 ,410,1,16.02,74.36
4331,2,3,0,1,31.3 ,190,1,69.0 ,530,1,18.34,86.28
4332,2,3,0,1,31.3 ,190,1,69.0 ,530,1,18.34,86.28
4532,2,3,0,1,29.6 ,190,1,89.6 ,410,1,13.42,57.2
5686,2,3,0,1,31.3 ,190,1,71.5 ,530,1,18.34,86.28
5687,2,3,0,1,31.3 ,190,1,71.5 ,530,1,18.34,86.28

5688,2,3,0,1,31.3 ,190,1,71.5 ,530,1,18.34,86.28
6007,2,3,0,1,28.5 ,190,1,43.3 ,380,1,16.02,74.36
6008,2,3,0,1,28.5 ,190,1,43.3 ,380,1,16.02,74.36
2532,3,7,5,1,46.3 ,335,1,83.1 ,530,1,25.19,115.91
2150,3,6,5,1,44.0 ,320,1,127.5 ,1105.22,1,46.5,230.47
2533,3,6,5,1,33.7 ,190,1,79.5 ,320,1,16.09,67.17
741,3,5,5,1,62.0 ,570,1,163.1 ,2092.33,1,75.29,387.45
2482,3,5,5,1,38.8 ,230,1,100.0 ,960,1,33.78,163.16
2490,3,5,5,1,36.2 ,190,1,109.5 ,640,1,16.98,73.34
2491,3,5,5,1,36.2 ,190,1,109.5 ,640,1,16.98,73.34
6395,3,5,5,1,46.8 ,190,1,116.2 ,640,1,19.46,89.56
6477,3,5,5,1,25.3 ,140,1,50.6 ,340,1,12.4,55.95
6552,3,5,5,1,65.5 ,190,1,84.0 ,610,1,13.61,58.07
6553,3,5,5,1,63.0 ,190,1,77.1 ,490,1,13.91,61.58
6711,3,5,5,1,36.1 ,180,1,104.5 ,480,1,13.93,57.36
8790,3,5,5,1,32.2 ,190,1,74.3 ,660,1,20.5,93.05
1316,3,4,5,1,32.4 ,190,1,79.0 ,270,1,12.91,50.64
3705,3,4,5,1,32.4 ,190,1,109.9 ,590,1,17.91,84.61
3941,3,4,5,1,27.4 ,140,1,81.0 ,270,1,8.96,31.54
5288,3,4,5,1,40.7 ,230,1,119.5 ,690,1,24.3,116.4
6775,3,4,5,1,51.9 ,508,1,75.7 ,520,1,14.65,62.45
8254,3,4,5,1,26.4 ,140,1,62.8 ,330,1,8.08,26.08
2745,3,3,5,1,28.3 ,180,1,130.5 ,750,1,14.6,61.83
3841,3,3,5,1,29.3 ,190,1,111.9 ,560,1,16.8,77.99
8081,3,3,5,1,36.6 ,190,1,78.3 ,230,1,17.63,75.25
8129,3,3,5,1,40.0 ,230,1,101.0 ,870,1,30.54,147.83
8744,3,3,5,1,36.6 ,190,1,89.3 ,400,1,17.63,75.25
9102,3,3,5,1,29.8 ,246,1,97.5 ,380,1,14.23,59.34
4646,3,2,5,1,30.2 ,180,1,107.8 ,540,1,10.63,39.86
6777,3,2,5,1,52.7 ,329,1,100.7 ,880,1,15.9,68.36
7216,3,2,5,1,70.4 ,230,1,127.9 ,1320,1,33.97,171.38
8203,3,2,5,1,44.5 ,332,1,88.2 ,610,1,21.62,98.3
8787,3,2,5,1,42.7 ,392,1,105.0 ,930,1,19.61,88.43
2619,3,1,5,1,59.5 ,320,1,122.4 ,820,1,30.42,149.43
4262,3,1,5,1,54.6 ,230,1,70.3 ,550,1,24.2,112.25
7605,3,1,5,1,29.5 ,282,1,53.4 ,230,1,14.85,62.09
8105,3,1,5,1,27.1 ,140,1,37.5 ,140,1,5.78,13.72
8346,3,1,5,1,25.6 ,140,1,38.4 ,140,1,5.87,14.72
8417,3,1,5,1,39.9 ,230,1,71.7 ,610,1,27.82,136.61
1323,3,7,4,1,32.0 ,180,1,80.5 ,400,1,10.96,41.82
1719,3,7,4,1,29.7 ,180,1,65.9 ,340,1,15.69,68.95
2434,3,7,4,1,73.6 ,605,1,162.7 ,1330,1,42.38,206.68
6600,3,7,4,1,35.2 ,180,1,69.7 ,470,1,14.1,58.67
2007,3,6,4,1,37.8 ,190,1,104.0 ,580,1,26.73,122.52
2612,3,6,4,1,32.1 ,190,1,89.8 ,640,1,21.4,94.92
8387,3,6,4,1,41.0 ,190,1,84.0 ,660,1,21.95,101.03
8406,3,6,4,1,38.3 ,190,1,73.2 ,600,1,18.49,82.23
176,3,5,4,1,38.6 ,295,1,70.5 ,140,1,6.23,15.24
310,3,5,4,1,45.1 ,459,1,114.6 ,530,1,27.99,129.37
355,3,5,4,1,38.6 ,295,1,70.5 ,140,1,6.23,15.24
453,3,5,4,1,39.9 ,338,1,98.9 ,420,1,19.88,86.26
2463,3,5,4,1,37.4 ,230,1,134.1 ,1020,1,37.81,181.99
2569,3,5,4,1,32.5 ,190,1,43.7 ,220,1,10.05,35.65
2575,3,5,4,1,34.1 ,190,1,39.6 ,160,1,7.25,21.72
2593,3,5,4,1,30.3 ,190,1,55.3 ,360,1,17.58,72.59
2688,3,5,4,1,36.3 ,273,1,85.4 ,630,1,19.28,92.63
2985,3,5,4,1,27.6 ,180,1,73.6 ,510,1,14.4,59.95
3992,3,5,4,1,37.4 ,230,1,89.1 ,910,1,14.7,37.81,181.99
5012,3,5,4,1,29.0 ,280,1,52.2 ,250,1,13.69,56.05
5436,3,5,4,1,34.1 ,180,1,108.1 ,490,1,13.31,54.44
5963,3,5,4,1,24.1 ,180,1,52.9 ,290,1,10.6,40.2
6359,3,5,4,1,68.1 ,333,1,100.5 ,890,1,23.63,118
6965,3,5,4,1,28.9 ,251,1,87.2 ,270,1,12.95,52.34
7422,3,5,4,1,35.1 ,323,1,87.5 ,710,1,21.4,107.18
7658,3,5,4,1,38.5 ,190,1,76.9 ,510,1,21.45,97.64
7709,3,5,4,1,52.6 ,150,1,68.5 ,190,1,28.29,129.1
8255,3,5,4,1,35.5 ,190,1,66.5 ,180,1,9.15,31.18
8423,3,5,4,1,24.6 ,140,1,37.5 ,140,1,6.88,19.81
8498,3,5,4,1,18.6 ,140,1,40.8 ,200,1,8.89,30.95
8508,3,5,4,1,22.2 ,140,1,102.4 ,530,1,11.24,43.54
8821,3,5,4,1,35.7 ,190,1,106.8 ,550,1,12.65,50.3
9195,3,5,4,1,123.4 ,876,1,162.8 ,1710,1,57.1,289.84
303,3,4,4,1,38.5 ,311,1,64.6 ,380,1,22.23,99.77
321,3,4,4,1,38.1 ,311,1,103.4 ,530,1,28.35,132.46
330,3,4,4,1,44.0 ,351,1,98.9 ,820,1,34.66,167.27
2492,3,4,4,1,33.7 ,190,1,59.8 ,480,1,15.99,68.12
2828,3,4,4,1,26.4 ,140,1,79.2 ,210,1,8.62,29.13
3176,3,4,4,1,25.4 ,180,1,113.9 ,610,1,15.47,65.75
3552,3,4,4,1,24.9 ,140,1,47.1 ,250,1,6.14,16.84
4240,3,4,4,1,29.1 ,190,1,89.6 ,410,1,15.49,71.28
4584,3,4,4,1,106.6 ,690,1,107.6 ,1130,1,43.92,228.64
5041,3,4,4,1,26.0 ,180,1,51.7 ,370,1,12.28,49.08
5138,3,4,4,1,38.4 ,230,1,122.2 ,790,1,29.41,143.35
5474,3,4,4,1,79.6 ,470,1,56.7 ,360,1,10.68,40.75
6047,3,4,4,1,62.7 ,190,1,79.9 ,520,1,15.62,71.85
6365,3,4,4,1,53.3 ,190,1,54.0 ,380,1,17.02,73.56
6585,3,4,4,1,25.1 ,140,1,64.3 ,360,1,8.34,29.15
7420,3,4,4,1,42.9 ,285,1,60.6 ,320,1,8.57,29.06
7481,3,4,4,1,57.6 ,323,1,52.5 ,260,1,13.66,56.36
7663,3,4,4,1,56.9 ,549,1,61.0 ,140,1,9.69,34.53
7664,3,4,4,1,56.9 ,549,1,61.0 ,140,1,9.69,34.53
7747,3,4,4,1,55.2 ,345,1,90.0 ,210,1,26.7,114.35
7752,3,4,4,1,39.9 ,340,1,63.8 ,440,1,19.2,85.34
7910,3,4,4,1,106.8 ,490,1,91.9 ,610,1,41.13,203.1
8084,3,4,4,1,35.9 ,190,1,108.3 ,490,1,16.86,71.22
8095,3,4,4,1,36.3 ,230,1,100.2 ,890,1,28.05,135.76
8344,3,4,4,1,33.6 ,190,1,47.5 ,320,1,14.33,59.94
8767,3,4,4,1,35.1 ,296,1,62.3 ,430,1,14.87,61.57
8872,3,4,4,1,28.3 ,140,1,92.9 ,400,1,11.94,46.92
9000,3,4,4,1,44.2 ,230,1,113.8 ,1030,1,32.13,155.08
9216,3,4,4,1,27.8 ,140,1,68.8 ,200,1,8.61,29.31
720,3,3,4,1,27.7 ,180,1,60.3 ,350,1,7.78,24.85
791,3,3,4,1,80.8 ,950,1,194.3 ,2475.28,1,87.26,882.43
2404,3,3,4,1,39.8 ,304,1,128.5 ,890,1,31.51,149.92
3569,3,3,4,1,27.4 ,140,1,54.1 ,280,1,4.64,8.12
3583,3,3,4,1,28.0 ,140,1,59.6 ,410,1,8.52,29.65
3592,3,3,4,1,51.2 ,650,1,177.1 ,1923.11,1,73.16,374.37
3802,3,3,4,1,26.9 ,140,1,81.6 ,290,1,8.84,31.4
5079,3,3,4,1,21.7 ,140,1,39.2 ,200,1,8.92,32.91
5225,3,3,4,1,57.7 ,772,1,182.3 ,2033.11,1,78.1,403.16
5248,3,3,4,1,34.8 ,262,1,78.7 ,550,1,8.17,27.46
5977,3,3,4,1,20.1 ,180,1,43.5 ,220,1,10.46,39.33
6392,3,3,4,1,34.2 ,140,1,104.9 ,400,1,10.21,37.99
6393,3,3,4,1,34.2 ,140,1,104.9 ,400,1,10.21,37.99
6630,3,3,4,1,52.1 ,180,1,78.3 ,450,1,12.37,53.71
6913,3,3,4,1,36.0 ,180,1,112.3 ,530,1,14.62,61.45
7092,3,3,4,1,45.4 ,230,1,90.7 ,780,1,27.86,131.6
7150,3,3,4,1,55.3 ,190,1,74.7 ,620,1,20.87,95.12
7261,3,3,4,1,67.4 ,425,1,139.1 ,960,1,30.02,143.59
7569,3,3,4,1,136.9 ,1240,1,69.1 ,220,1,9.46,33.56
8732,3,3,4,1,22.0 ,140,1,94.9 ,360,1,8.95,30.5
8765,3,3,4,1,39.4 ,296,1,115.2 ,560,1,14.3,57.84
8775,3,3,4,1,40.9 ,320,1,96.2 ,890.28,1,31.45,156.84
302,3,2,4,1,38.4 ,311,1,87.5 ,600,1,27.87,128.75
319,3,2,4,1,32.4 ,311,1,63.1 ,460,1,23.23,105.85
699,3,2,4,1,34.9 ,285,1,38.2 ,360,1,14.95,65.23
1917,3,2,4,1,48.4 ,420,1,50.4 ,420,1,18.1,81.87
2011,3,2,4,1,41.0 ,230,1,85.6 ,660,1,33.77,161.84
2196,3,2,4,1,46.0 ,378,1,129.7 ,820,1,35.48,171.04
5943,3,2,4,1,28.8 ,180,1,90.8 ,840,1,17.97,83.35
5972,3,2,4,1,28.0 ,180,1,72.7 ,470,1,12.91,52.6
7013,3,2,4,1,32.5 ,180,1,98.3 ,560,1,17.62,77.24
7813,3,2,4,1,56.3 ,230,1,79.6 ,510,1,40.43,187.66
8573,3,2,4,1,32.3 ,190,1,58.9 ,420,1,17.43,77
8642,3,2,4,1,43.6 ,230,1,121.5 ,830,1,28.6,136.09
8701,3,2,4,1,35.5 ,190,1,147.4 ,1040,1,21.16,97.74
9020,3,2,4,1,34.0 ,190,1,86.7 ,380,1,18.45,79.45
5836,3,1,4,1,29.5 ,180,1,101.7 ,460,1,15.22,68.79
7647,3,1,4,1,32.0 ,246,1,44.6 ,140,1,11.6,45.08
8762,3,1,4,1,50.4 ,336,1,96.5 ,830,1,25.81,119.55
910,3,7,3,1,32.5 ,180,1,53.7 ,330,1,13.38,52.18
1171,3,7,3,1,42.1 ,337,1,109.4 ,440,1,14.81,57.62
1225,3,7,3,1,93.6 ,510,1,77.0 ,580,1,23.13,104.48
1744,3,7,3,1,54.4 ,510,1,61.5 ,520,1,23.28,105.13
8679,3,7,3,1,43.0 ,320,1,108.2 ,1007.89,1,34.57,173.18
2560,3,6,3,1,37.8 ,190,1,69.1 ,440,1,14.21,57.66
2669,3,6,3,1,29.6 ,180,1,87.2 ,310,1,9.78,35.27
2754,3,6,3,1,38.7 ,190,1,122.9 ,800,1,21.21,96.43
3480,3,6,3,1,24.0 ,140,1,40.1 ,240,1,8.77,30.55
5320,3,6,3,1,32.9 ,180,1,103.1 ,1050,1,16.22,69.89
6120,3,6,3,1,30.0 ,140,1,97.7 ,350,1,8.92,33.82
6665,3,6,3,1,43.3 ,338,1,73.8 ,480,1,11.89,45.95
7156,3,6,3,1,57.8 ,190,1,81.3 ,680,1,17.19,77.49
7930,3,6,3,1,106.8 ,490,1,82.5 ,610,1,34.76,169.05

8011,3,6,3,1,52.7 ,400,1,131.4 ,780,1,42.83,208
8874,3,6,3,1,45.3 ,230,1,126.9 ,890,1,28.02,132.86
315,3,5,3,1,42.4 ,351,1,104.1 ,570,1,27.42,130.87
542,3,5,3,1,100.3 ,1098,1,204.1 ,2445,28,1,95.13,922.24
769,3,5,3,1,27.0 ,180,1,73.5 ,230,1,8.57,29.19
926,3,5,3,1,110.6 ,640,1,87.7 ,820,1,26,122.03
1156,3,5,3,1,41.1 ,328,1,110.0 ,440,1,20.72,89.53
1166,3,5,3,1,28.4 ,180,1,52.2 ,360,1,14.76,59.61
1270,3,5,3,1,31.9 ,180,1,84.0 ,320,1,10.55,39.6
1709,3,5,3,1,24.4 ,180,1,42.6 ,300,1,12.08,49.93
1935,3,5,3,1,35.3 ,310,1,76.6 ,450,1,27.24,122.67
1965,3,5,3,1,42.3 ,327,1,95.7 ,440,1,28.44,127.97
2440,3,5,3,1,36.9 ,190,1,75.9 ,260,1,11.94,46.32
2501,3,5,3,1,53.5 ,328,1,84.7 ,140,1,24,100.26
2502,3,5,3,1,53.5 ,328,1,84.7 ,140,1,24,100.26
2552,3,5,3,1,45.4 ,190,1,108.6 ,750,1,33.88,151.68
2554,3,5,3,1,43.2 ,230,1,115.9 ,820,1,35.99,174.25
2689,3,5,3,1,36.3 ,273,1,85.4 ,630,1,19.28,92.63
3061,3,5,3,1,30.0 ,190,1,93.5 ,500,1,23.37,108.46
3062,3,5,3,1,30.0 ,190,1,93.5 ,500,1,23.37,108.46
3247,3,5,3,1,26.1 ,140,1,71.8 ,200,1,7.22,22.22
3748,3,5,3,1,28.7 ,140,1,35.9 ,140,1,5.41,12.42
5114,3,5,3,1,26.0 ,140,1,71.2 ,500,1,10.07,41.39
5707,3,5,3,1,76.2 ,450,1,57.7 ,360,1,11.6,45.38
5711,3,5,3,1,40.3 ,323,1,59.0 ,360,1,20.53,92.7
6017,3,5,3,1,20.0 ,140,1,90.1 ,310,1,6.34,17.42
6145,3,5,3,1,33.3 ,190,1,83.8 ,690,1,20.07,94.02
6215,3,5,3,1,31.2 ,140,1,112.8 ,490,1,6.39,17.44
6437,3,5,3,1,41.3 ,230,1,129.9 ,880,1,28.07,139.86
6464,3,5,3,1,35.0 ,190,1,109.9 ,460,1,13.93,65.22
6468,3,5,3,1,25.5 ,140,1,68.9 ,490,1,11.83,52.18
6644,3,5,3,1,63.3 ,190,1,78.4 ,490,1,13.03,57
6719,3,5,3,1,121.1 ,710,1,70.3 ,510,1,18.09,79.67
6907,3,5,3,1,37.3 ,180,1,65.8 ,420,1,11.9,46.93
6916,3,5,3,1,37.7 ,190,1,120.8 ,800,1,21.2,96.55
7149,3,5,3,1,49.5 ,190,1,54.3 ,330,1,14.91,62.11
7251,3,5,3,1,53.9 ,230,1,69.1 ,590,1,24.15,119.17
7264,3,5,3,1,57.1 ,230,1,94.6 ,700,1,23.55,114.4
7484,3,5,3,1,62.7 ,357,1,162.6 ,1710,1,16.54,71.13
7549,3,5,3,1,41.9 ,320,1,71.5 ,530,1,12.72,51.55
7565,3,5,3,1,123.8 ,1020,1,54.7 ,490,1,21.03,94.61
7655,3,5,3,1,32.5 ,273,1,49.1 ,140,1,14.06,57.92
7690,3,5,3,1,70.0 ,693,1,100.4 ,550,1,25.48,118.39
7764,3,5,3,1,53.5 ,328,1,58.3 ,140,1,24,100.26
7765,3,5,3,1,53.5 ,328,1,58.3 ,140,1,24,100.26
7827,3,5,3,1,49.7 ,190,1,132.2 ,680,1,39.07,180.02
7952,3,5,3,1,79.6 ,650,1,155.5 ,1600,1,63.14,524.87
7975,3,5,3,1,55.1 ,400,1,114.6 ,860,1,44.53,220.52
7984,3,5,3,1,75.8 ,570,1,155.5 ,1490,1,54.9,476.87
8131,3,5,3,1,22.1 ,140,1,39.0 ,150,1,8.11,26.3
8279,3,5,3,1,40.8 ,288,1,101.1 ,900,1,26.36,123.55
8325,3,5,3,1,25.0 ,140,1,38.7 ,140,1,6.88,19.05
8500,3,5,3,1,24.6 ,140,1,37.6 ,140,1,6.88,19.81
8576,3,5,3,1,21.0 ,140,1,41.8 ,220,1,10.75,40.91
8815,3,5,3,1,36.0 ,190,1,111.2 ,590,1,10.6,39.76
8999,3,5,3,1,44.1 ,230,1,111.3 ,990,1,30.26,145.1
9219,3,5,3,1,70.3 ,320,1,100.8 ,860,1,29.26,139.18
105,3,4,3,1,35.5 ,190,1,55.9 ,420,1,20.04,90.14
338,3,4,3,1,38.1 ,311,1,60.1 ,400,1,20.54,91.5
387,3,4,3,1,40.4 ,0,1,70.4 ,370,1,27.37,126.44
705,3,4,3,1,32.8 ,180,1,63.8 ,320,1,11.44,42.81
721,3,4,3,1,27.7 ,180,1,60.3 ,350,1,7.78,24.85
1427,3,4,3,1,38.1 ,311,1,45.0 ,400,1,20.54,91.5
1639,3,4,3,1,32.1 ,180,1,26.3 ,160,1,7.91,25.25
1870,3,4,3,1,29.9 ,190,1,66.8 ,450,1,19.73,86.07
1878,3,4,3,1,30.1 ,180,1,57.6 ,280,1,11.22,38.82
2050,3,4,3,1,40.4 ,320,1,140.1 ,1240,1,41.09,202.46
2148,3,4,3,1,33.9 ,190,1,77.6 ,300,1,14.09,56.85
2223,3,4,3,1,38.9 ,230,1,125.7 ,910,1,32.11,157.93
2407,3,4,3,1,43.6 ,344,1,132.7 ,920,1,34.32,164.44
2442,3,4,3,1,55.1 ,320,1,120.8 ,1240,61,1,53.79,271.8
2537,3,4,3,1,31.9 ,190,1,51.1 ,370,1,15.13,62.59
2549,3,4,3,1,48.1 ,230,1,104.6 ,910,1,28.43,133.89
2561,3,4,3,1,33.4 ,190,1,71.8 ,500,1,17.48,75.28
2658,3,4,3,1,30.4 ,180,1,63.0 ,410,1,8.1,25.87
2952,3,4,3,1,28.4 ,180,1,134.0 ,800,1,12.29,49.02
3355,3,4,3,1,22.6 ,180,1,97.2 ,400,1,10.91,44.52
3531,3,4,3,1,25.0 ,180,1,101.7 ,510,1,9.42,33.55
3532,3,4,3,1,25.0 ,180,1,101.7 ,510,1,9.42,33.55
3541,3,4,3,1,43.7 ,352,1,100.5 ,480,1,14.56,60.66
4050,3,4,3,1,46.2 ,190,1,116.9 ,670,1,22.67,104.51
4374,3,4,3,1,34.4 ,190,1,120.2 ,730,1,21.35,97.38
4642,3,4,3,1,38.1 ,190,1,119.0 ,660,1,14.8,68.29
5134,3,4,3,1,67.0 ,649,1,106.2 ,710,1,36.27,181.84
5268,3,4,3,1,30.6 ,180,1,111.9 ,1100,1,15.2,63
5776,3,4,3,1,60.0 ,320,1,79.9 ,840,1,29.17,147.4
5981,3,4,3,1,25.9 ,180,1,57.2 ,330,1,11.04,42.39
6257,3,4,3,1,52.8 ,273,1,44.9 ,140,1,6.59,17.95
6353,3,4,3,1,34.9 ,190,1,51.6 ,410,1,16.16,69.82
6371,3,4,3,1,32.5 ,140,1,104.7 ,530,1,14.63,66.33
6520,3,4,3,1,26.9 ,140,1,101.6 ,520,1,10.25,43.2
6624,3,4,3,1,59.2 ,230,1,113.6 ,640,1,21.02,102.07
6642,3,4,3,1,41.8 ,190,1,74.6 ,540,1,10.63,41.94
6820,3,4,3,1,36.0 ,339,1,103.6 ,530,1,15.69,67.2
6921,3,4,3,1,34.4 ,302,1,91.0 ,270,1,16.34,70.23
6963,3,4,3,1,72.8 ,415,1,112.6 ,1040,1,17.64,79.53
7088,3,4,3,1,35.6 ,180,1,66.3 ,460,1,13.38,54.45
7272,3,4,3,1,52.6 ,190,1,61.7 ,390,1,21.02,95.16
7425,3,4,3,1,52.8 ,273,1,44.5 ,140,1,6.59,17.95
7441,3,4,3,1,50.5 ,261,1,102.0 ,360,1,6.97,20.04
7505,3,4,3,1,49.6 ,406,1,110.0 ,650,1,18.35,81.14
7561,3,4,3,1,71.9 ,406,1,112.8 ,630,1,20.14,90.51
7665,3,4,3,1,66.6 ,549,1,96.9 ,500,1,26.42,121.96
7686,3,4,3,1,77.8 ,659,1,125.1 ,970,1,37.7,184.5
8060,3,4,3,1,60.5 ,515,1,66.2 ,190,1,29.02,133.16
8304,3,4,3,1,26.2 ,238,1,68.3 ,490,1,15.41,64.93
8318,3,4,3,1,38.6 ,190,1,78.9 ,240,1,10.94,41.12
8432,3,4,3,1,30.6 ,180,1,76.9 ,510,1,14.62,61.17
8459,3,4,3,1,27.7 ,140,1,108.4 ,490,1,9.82,36.03
8653,3,4,3,1,57.1 ,230,1,106.2 ,740,1,42.52,199.33
8779,3,4,3,1,28.9 ,190,1,60.0 ,530,1,22.59,104.1
8822,3,4,3,1,30.9 ,190,1,66.5 ,470,1,11.18,43.02
8823,3,4,3,1,30.9 ,190,1,66.5 ,470,1,11.18,43.02
8825,3,4,3,1,38.8 ,190,1,112.6 ,560,1,8.99,31.16
8826,3,4,3,1,37.8 ,190,1,112.6 ,560,1,9.18,31.46
84,3,3,3,1,36.4 ,190,1,96.6 ,510,1,25.84,120.74
106,3,3,3,1,35.5 ,190,1,55.9 ,420,1,20.04,90.14
167,3,3,3,1,35.2 ,295,1,75.6 ,200,1,9.92,33.83
550,3,3,3,1,32.2 ,180,1,66.5 ,140,1,5.5,12.75
564,3,3,3,1,37.2 ,190,1,77.6 ,620,1,25.43,122.01
719,3,3,3,1,32.4 ,180,1,20.8 ,140,1,5.41,12.1
1115,3,3,3,1,66.2 ,740,1,161.0 ,2067,17,1,75.35,386.13
1584,3,3,3,1,31.8 ,190,1,76.3 ,290,1,12.72,49.97
1803,3,3,3,1,22.1 ,180,1,43.2 ,250,1,10.2,38.83
1814,3,3,3,1,23.1 ,180,1,61.1 ,410,1,11.05,43.78
2288,3,3,3,1,36.0 ,190,1,123.8 ,840,1,25.86,120.94
2295,3,3,3,1,34.4 ,230,1,121.0 ,860,1,28.73,136.46
2394,3,3,3,1,125.9 ,1210,1,118.7 ,1510,94,1,64.61,328.57
2465,3,3,3,1,37.4 ,230,1,134.5 ,1020,1,37.65,181.16
2509,3,3,3,1,44.9 ,190,1,110.8 ,630,1,19.99,89.67
2558,3,3,3,1,32.2 ,190,1,67.2 ,400,1,13.44,53.89
3495,3,3,3,1,33.2 ,180,1,103.3 ,530,1,17.2,77.88
3666,3,3,3,1,27.7 ,140,1,72.5 ,420,1,8.93,32.64
3675,3,3,3,1,28.0 ,140,1,70.6 ,170,1,6.65,18.89
4459,3,3,3,1,29.5 ,140,1,38.5 ,170,1,7.32,22.71
5183,3,3,3,1,27.4 ,140,1,66.9 ,460,1,8.48,32.12
5217,3,3,3,1,40.3 ,323,1,100.6 ,540,1,19.67,97.78
5226,3,3,3,1,61.0 ,772,1,190.6 ,2053,11,1,77.97,402.2
5284,3,3,3,1,34.7 ,180,1,74.0 ,500,1,19.48,88.32
6306,3,3,3,1,35.5 ,190,1,106.5 ,580,1,13.14,58.15
6527,3,3,3,1,115.5 ,610,1,128.4 ,860,1,10.06,37.5
6567,3,3,3,1,36.7 ,190,1,112.0 ,590,1,14.04,59.12
6594,3,3,3,1,30.2 ,140,1,72.4 ,460,1,6.77,20.37
6985,3,3,3,1,28.6 ,140,1,39.8 ,190,1,8.2,27.23
7004,3,3,3,1,36.5 ,180,1,101.9 ,520,1,13.25,54.13
7161,3,3,3,1,137.1 ,710,1,123.6 ,890,1,18.22,80.37
7258,3,3,3,1,56.8 ,230,1,90.8 ,670,1,22.35,107.08
7646,3,3,3,1,32.0 ,246,1,44.6 ,140,1,11.6,45.08
7748,3,3,3,1,55.2 ,345,1,90.0 ,210,1,26.7,114.35
8271,3,3,3,1,43.7 ,328,1,100.8 ,930,1,35.22,175.04
8278,3,3,3,1,57.2 ,400,1,121.8 ,1130,1,35.67,173.1
8579,3,3,3,1,26.1 ,140,1,40.2 ,150,1,8.42,28.33
8772,3,3,3,1,81.3 ,950,1,227.0 ,2573,39,1,87.87,885.43
9187,3,3,3,1,92.9 ,510,1,109.3 ,640,1,22.88,104.81

117,3,2,3,1,36.2,230,1,71.1,590,1,29.16,141.09
 4208,3,2,3,1,38.7,230,1,75.0,620,1,27.7,136.63
 4615,3,2,3,1,26.2,140,1,126.4,840,1,11.8,46.11
 4648,3,2,3,1,72.2,400,1,156.1,1201.11,1,43.73,227.4
 5295,3,2,3,1,46.1,230,1,99.1,960,1,24.7,119.35
 6712,3,2,3,1,51.7,420,1,117.0,560,1,14.38,59.74
 7066,3,2,3,1,24.5,140,1,76.3,520,1,9.19,33.19
 8270,3,2,3,1,47.8,320,1,86.0,770,1,27.81,131.5
 8805,3,2,3,1,17.9,140,1,42.6,240,1,9.34,32.6
 8845,3,2,3,1,19.8,140,1,40.2,220,1,9.23,32.64
 9128,3,2,3,1,49.0,320,1,151.7,1220,1,35.5,178.86
 3112,3,1,3,1,24.6,140,1,120.2,570,1,10.42,39.21
 3621,3,1,3,1,28.2,140,1,63.3,360,1,9.2,33.96
 5376,3,1,3,1,32.8,180,1,73.8,450,1,15.66,66.44
 5539,3,1,3,1,42.8,312,1,48.7,250,1,10.74,42.57
 5541,3,1,3,1,24.0,140,1,66.7,380,1,9.01,30.74
 6129,3,1,3,1,37.1,190,1,68.8,470,1,15.51,65.7
 192,3,7,2,1,34.9,285,1,84.7,360,1,14.95,65.23
 1151,3,7,2,1,34.5,180,1,81.1,540,1,18.94,81.23
 2762,3,7,2,1,83.8,820,1,236.5,2535.28,1,83.56,433.5
 3434,3,7,2,1,23.9,140,1,65.2,360,1,8.36,28.84
 5917,3,7,2,1,28.0,190,1,101.8,460,1,14.96,65.7
 7560,3,7,2,1,58.0,562,1,105.9,940,1,30.65,147.09
 8684,3,7,2,1,42.0,328,1,86.8,630,1,17.2,75.45
 8700,3,7,2,1,33.9,264,1,101.4,410,1,14.49,58.36
 9184,3,7,2,1,32.9,264,1,102.3,380,1,16.62,69.55
 1190,3,6,2,1,29.5,180,1,56.6,370,1,15.39,62.55
 2553,3,6,2,1,45.4,190,1,108.6,750,1,33.88,151.68
 2774,3,6,2,1,33.2,190,1,111.2,610,1,21.72,100.25
 4258,3,6,2,1,27.5,140,1,61.2,330,1,12.08,47.75
 4665,3,6,2,1,26.2,140,1,71.7,210,1,8.88,30.9
 6421,3,6,2,1,30.3,140,1,106.4,460,1,6.26,17.61
 6906,3,6,2,1,32.8,180,1,96.6,430,1,13.5,55.71
 7982,3,6,2,1,42.2,230,1,130.2,820,1,30.11,140.24
 8390,3,6,2,1,52.3,400,1,101.3,810,1,42.39,205.75
 370,3,5,2,1,44.9,148,1,117.9,320,1,15.79,65.58
 478,3,5,2,1,39.5,328,1,78.3,140,1,15.61,77
 712,3,5,2,1,26.7,180,1,25.5,230,1,7.35,22.85
 726,3,5,2,1,32.0,180,1,33.8,300,1,10.96,41.82
 732,3,5,2,1,31.3,180,1,21.5,170,1,5.02,10.24
 1090,3,5,2,1,36.1,190,1,63.6,410,1,16.88,68.82
 1321,3,5,2,1,32.0,180,1,80.5,300,1,10.96,41.82
 1661,3,5,2,1,29.5,180,1,56.6,370,1,15.39,62.55
 1679,3,5,2,1,68.4,740,1,174.7,2117.17,1,79.88,411.84
 1897,3,5,2,1,31.1,180,1,108.6,750,1,33.88,151.68
 2481,3,5,2,1,41.2,230,1,131.1,930,1,32.52,156.43
 2494,3,5,2,1,33.7,190,1,59.8,480,1,15.99,68.12
 2550,3,5,2,1,48.1,230,1,104.6,910,1,28.43,133.89
 2551,3,5,2,1,45.4,190,1,108.6,750,1,33.88,151.68
 2744,3,5,2,1,29.2,180,1,127.2,720,1,14.04,58.97
 2785,3,5,2,1,26.9,180,1,101.5,600,1,13.94,55.9
 2886,3,5,2,1,24.8,140,1,93.6,370,1,8.43,28.94
 2913,3,5,2,1,26.2,180,1,106.2,550,1,19.94,85.78
 3395,3,5,2,1,21.8,180,1,100.8,460,1,11.37,44.29
 3443,3,5,2,1,27.3,180,1,79.3,570,1,13.66,59.8
 3536,3,5,2,1,29.5,180,1,125.1,670,1,6.57,18.32
 3722,3,5,2,1,27.0,140,1,85.3,280,1,8.04,26.52
 4234,3,5,2,1,22.2,140,1,89.2,360,1,8.75,30
 4566,3,5,2,1,34.7,285,1,92.6,350,1,13.03,54.72
 4843,3,5,2,1,28.4,140,1,72.6,220,1,9.01,31.53
 5023,3,5,2,1,68.9,820,1,195.9,2175.28,1,84.38,434.23
 5427,3,5,2,1,40.9,312,1,50.0,280,1,9.6,36.73
 5446,3,5,2,1,31.6,180,1,84.2,560,1,16.48,74.08
 6237,3,5,2,1,43.4,140,1,47.9,270,1,10.7,39.82
 6254,3,5,2,1,46.8,190,1,56.5,380,1,16.57,71.55
 6330,3,5,2,1,33.6,190,1,81.2,600,1,15.29,66.07
 6360,3,5,2,1,42.2,190,1,82.7,570,1,17.32,81.14
 6364,3,5,2,1,42.2,140,1,45.3,240,1,10.02,36.8
 6369,3,5,2,1,33.1,140,1,102.5,460,1,10.51,44.49
 6475,3,5,2,1,32.8,190,1,55.8,450,1,16.28,78.85
 6648,3,5,2,1,47.8,190,1,51.6,290,1,13.42,54.66
 6662,3,5,2,1,43.4,443,1,78.6,480,1,10.68,39.4
 6667,3,5,2,1,30.4,180,1,107.0,450,1,11.85,48.4
 6800,3,5,2,1,33.0,332,1,86.0,240,1,18.22,80.64
 6903,3,5,2,1,27.2,140,1,57.8,410,1,11.71,47.54
 7017,3,5,2,1,37.6,190,1,112.0,710,1,19.3,86.54
 7018,3,5,2,1,36.9,190,1,132.3,940,1,22.2,102.15
 7059,3,5,2,1,51.8,650,1,183.5,2053.11,1,78.66,405.32
 7087,3,5,2,1,36.4,180,1,68.6,460,1,13.9,57.23
 7130,3,5,2,1,46.1,180,1,46.5,230,1,10.19,38.22
 7160,3,5,2,1,52.8,190,1,57.4,480,1,21.06,98.47
 7201,3,5,2,1,46.1,180,1,48.5,240,1,10.19,38.22
 7460,3,5,2,1,45.4,305,1,83.1,690,1,19.66,87.95
 7489,3,5,2,1,73.1,468,1,170.3,1936.5,1,23.04,106.05
 7534,3,5,2,1,88.7,750,1,83.1,440,1,19.99,89.94
 7542,3,5,2,1,45.8,370,1,104.5,550,1,18.35,81.27
 7808,3,5,2,1,59.8,320,1,107.0,770,1,44.33,208.59
 7958,3,5,2,1,50.7,190,1,74.5,170,1,19.08,73.99
 7981,3,5,2,1,51.0,400,1,89.5,640,1,38.74,190.39
 8068,3,5,2,1,59.2,230,1,87.8,490,1,42.63,197.34
 8090,3,5,2,1,47.2,230,1,92.9,770,1,27.7,131
 8306,3,5,2,1,36.2,190,1,91.8,390,1,11.84,46
 8319,3,5,2,1,26.9,180,1,101.8,600,1,13.94,55.9
 9019,3,5,2,1,51.0,400,1,100.7,780,1,38.74,190.39
 9053,3,5,2,1,48.3,382,1,119.2,610,1,20.97,89.73
 9095,3,5,2,1,35.1,190,1,115.1,700,1,23.02,106.43
 33,3,4,2,1,40.5,230,1,113.5,570,1,36.29,175.66
 56,3,4,2,1,43.5,338,1,110.7,530,1,27.2,126.43
 67,3,4,2,1,40.8,230,1,100.1,570,1,26.62,127.93
 190,3,4,2,1,34.9,285,1,84.7,360,1,14.95,65.23
 301,3,4,2,1,59.5,311,1,80.1,340,1,34.62,166.17
 351,3,4,2,1,76.1,941,1,175.7,2311.06,1,97.92,511.71
 433,3,4,2,1,69.8,0,1,118.2,600,1,29.59,135.39
 476,3,4,2,1,39.5,328,1,78.3,140,1,15.61,77
 526,3,4,2,1,37.2,328,1,70.6,380,1,20.16,89.5
 540,3,4,2,1,60.6,798,1,170.4,2062.33,1,86.24,446.06
 561,3,4,2,1,49.7,650,1,136.6,1807.17,1,74.33,380.71
 613,3,4,2,1,35.2,311,1,83.7,600,1,23.07,104.41
 700,3,4,2,1,34.9,285,1,38.2,360,1,14.95,65.23
 743,3,4,2,1,26.5,190,1,96.7,470,1,14.58,59.81
 1174,3,4,2,1,30.0,180,1,57.9,390,1,13.92,54.93
 1322,3,4,2,1,32.0,180,1,80.5,300,1,10.96,41.82
 1581,3,4,2,1,83.7,820,1,202.7,2235.28,1,91.87,481.99
 1662,3,4,2,1,29.5,180,1,56.6,370,1,15.39,62.55
 1743,3,4,2,1,58.5,510,1,102.4,580,1,21.37,94.38
 1818,3,4,2,1,23.3,180,1,47.5,260,1,11.54,43.81
 1829,3,4,2,1,77.8,650,1,177.3,1866.61,1,75.54,385.98
 2113,3,4,2,1,29.6,190,1,76.9,350,1,16.06,67.13
 2252,3,4,2,1,39.0,230,1,118.4,820,1,26.77,125.69
 2289,3,4,2,1,36.0,190,1,123.8,840,1,25.86,120.94
 2365,3,4,2,1,103.0,1020,1,103.4,1289.06,1,54.86,277.11
 2493,3,4,2,1,33.7,190,1,59.8,480,1,15.99,68.12
 2564,3,4,2,1,32.3,190,1,88.8,360,1,9.87,34.87
 2565,3,4,2,1,32.3,190,1,88.8,360,1,9.87,34.87
 2736,3,4,2,1,65.5,230,1,147.1,1000,1,25.35,127.01
 2765,3,4,2,1,27.5,140,1,125.9,670,1,9.21,33.46
 2795,3,4,2,1,30.6,140,1,65.6,140,1,5.56,13.06
 3230,3,4,2,1,36.8,230,1,110.6,770,1,27.65,132.41
 3243,3,4,2,1,28.1,140,1,49.5,270,1,9.25,33.54
 3433,3,4,2,1,23.9,140,1,65.2,360,1,8.36,28.84
 3478,3,4,2,1,25.9,140,1,87.6,280,1,8.1,26.71
 3530,3,4,2,1,27.3,140,1,151.9,1000,1,10.37,38.86
 3555,3,4,2,1,30.0,140,1,68.0,450,1,7.32,25.8
 3674,3,4,2,1,33.7,190,1,103.9,600,1,19.64,89.25
 3774,3,4,2,1,32.7,190,1,101.5,510,1,11.72,49.14
 3807,3,4,2,1,26.5,140,1,44.5,230,1,6.94,20.95
 4233,3,4,2,1,24.7,140,1,92.3,420,1,10.47,39.25
 4244,3,4,2,1,22.0,140,1,42.3,220,1,9.43,35.38
 4460,3,4,2,1,29.0,180,1,47.8,290,1,11.84,46.5
 4716,3,4,2,1,19.6,140,1,68.2,140,1,6.05,15.78
 4742,3,4,2,1,59.6,190,1,93.3,550,1,16.58,78.61
 4973,3,4,2,1,35.9,190,1,55.5,440,1,19.28,86.37
 5131,3,4,2,1,30.7,281,1,100.6,450,1,14.01,60.87
 5173,3,4,2,1,23.4,140,1,40.0,180,1,7.93,26.46
 5203,3,4,2,1,32.6,281,1,91.8,420,1,15.26,68.56
 5215,3,4,2,1,35.0,190,1,74.7,590,1,14.27,65.71
 5536,3,4,2,1,26.6,140,1,43.5,180,1,8.98,31.01
 5546,3,4,2,1,38.6,190,1,90.4,680,1,17.58,81.47
 5618,3,4,2,1,21.1,140,1,86.6,280,1,6.29,17.22
 5658,3,4,2,1,26.7,180,1,94.3,430,1,12.03,47.17
 5660,3,4,2,1,54.2,230,1,120.5,740,1,23.98,120.9
 5671,3,4,2,1,40.1,230,1,120.6,870,1,26.25,122.69
 5690,3,4,2,1,24.8,140,1,38.8,180,1,8.19,27.42
 5721,3,4,2,1,34.5,190,1,63.2,560,1,16.18,75.31

5755,3,4,2,1,23.4 ,140,1,38.1 ,170,1,7.35,23
 5920,3,4,2,1,75.7 ,490,1,70.3 ,490,1,13.84,57.33
 5934,3,4,2,1,20.6 ,140,1,83.6 ,300,1,6.01,15.46
 5948,3,4,2,1,25.8 ,140,1,45.2 ,140,1,8.27,27.67
 5980,3,4,2,1,26.2 ,180,1,53.2 ,320,1,10.99,42.03
 5983,3,4,2,1,18.7 ,140,1,86.3 ,320,1,7.62,23.96
 6011,3,4,2,1,31.4 ,180,1,42.6 ,260,1,11.7,48.49
 6038,3,4,2,1,70.6 ,320,1,116.8 ,740,1,25.83,128.91
 6116,3,4,2,1,29.8 ,140,1,93.8 ,310,1,7.72,26.5
 6144,3,4,2,1,30.3 ,140,1,104.7 ,430,1,11.17,46.47
 6244,3,4,2,1,57.4 ,230,1,67.3 ,570,1,22.12,110.74
 6251,3,4,2,1,59.6 ,190,1,119.8 ,720,1,18.88,91.82
 6252,3,4,2,1,41.5 ,190,1,56.4 ,360,1,16.68,29
 6281,3,4,2,1,47.6 ,140,1,99.9 ,460,1,6.78,22.46
 6362,3,4,2,1,47.7 ,140,1,39.1 ,180,1,7.25,22.27
 6407,3,4,2,1,59.1 ,190,1,130.4 ,800,1,18.98,85.02
 6426,3,4,2,1,43.0 ,230,1,137.9 ,900,1,26.58,129.85
 6481,3,4,2,1,37.8 ,190,1,110.4 ,610,1,20.96,43
 6491,3,4,2,1,60.8 ,230,1,64.4 ,560,1,20.85,94.85
 6613,3,4,2,1,65.7 ,566,1,144.0 ,1470,1,39.49,193.25
 6633,3,4,2,1,59.4 ,190,1,120.1 ,720,1,18.7,90.38
 6741,3,4,2,1,35.1 ,280,1,99.4 ,450,1,17.18,78.56
 6848,3,4,2,1,35.5 ,180,1,65.1 ,440,1,12.66,50.82
 6887,3,4,2,1,30.8 ,180,1,84.8 ,180,1,8.26,04
 6909,3,4,2,1,37.3 ,230,1,88.2 ,720,1,24.07,111.19
 6940,3,4,2,1,30.4 ,265,1,69.7 ,420,1,11.53,45.11
 7028,3,4,2,1,54.2 ,307,1,94.5 ,710,1,16.13,75.49
 7060,3,4,2,1,30.0 ,180,1,84.8 ,610,1,11.77,45.88
 7086,3,4,2,1,35.7 ,285,1,71.0 ,460,1,12.56,50
 7254,3,4,2,1,41.5 ,190,1,53.2 ,350,1,16.68,29
 7717,3,4,2,1,61.2 ,400,1,138.8 ,1421.11,1,47.15,233.73
 7828,3,4,2,1,96.6 ,590,1,110.2 ,560,1,38.84,179.75
 7912,3,4,2,1,57.2 ,400,1,129.4 ,640,1,40.18,198.56
 7913,3,4,2,1,54.6 ,400,1,125.4 ,640,1,41.87,207.27
 7951,3,4,2,1,80.2 ,650,1,202.6 ,1700,1,62.33,524.41
 8033,3,4,2,1,31.9 ,190,1,86.8 ,350,1,10.05,35.55
 8069,3,4,2,1,38.5 ,190,1,68.9 ,140,1,11.26,40.38
 8101,3,4,2,1,31.6 ,190,1,66.7 ,490,1,18.6,82.52
 8168,3,4,2,1,20.6 ,140,1,60.8 ,360,1,10.23,37.37
 8184,3,4,2,1,54.0 ,501,1,116.5 ,510,1,32.34,150.67
 8305,3,4,2,1,26.2 ,238,1,68.3 ,490,1,15.41,64.93
 8326,3,4,2,1,25.0 ,140,1,38.7 ,140,1,6.88,19.05
 8367,3,4,2,1,36.8 ,190,1,70.8 ,600,1,18.48,82.25
 8493,3,4,2,1,36.1 ,230,1,89.0 ,750,1,24.98,116.39
 8501,3,4,2,1,24.6 ,140,1,37.6 ,140,1,6.88,19.81
 8506,3,4,2,1,22.9 ,140,1,88.7 ,380,1,8.34,27.92
 8529,3,4,2,1,38.9 ,230,1,75.8 ,740,1,28.22,139.1
 8543,3,4,2,1,24.5 ,140,1,107.8 ,530,1,11.34,43.57
 8568,3,4,2,1,27.1 ,180,1,60.2 ,420,1,14.44,60.31
 8589,3,4,2,1,36.4 ,230,1,74.6 ,660,1,28.2,136.52
 8621,3,4,2,1,49.5 ,320,1,155.7 ,1070,1,32.153.2
 8742,3,4,2,1,56.2 ,230,1,101.4 ,720,1,38.84,179.75
 8804,3,4,2,1,30.7 ,190,1,63.9 ,260,1,10.01,36.32
 8846,3,4,2,1,19.8 ,140,1,40.2 ,220,1,9.23,32.64
 8958,3,4,2,1,35.1 ,190,1,91.0 ,790,1,21.52,98.46
 9130,3,4,2,1,40.1 ,190,1,141.8 ,940,1,26.95,127.57
 9131,3,4,2,1,45.2 ,230,1,144.1 ,1000,1,30.28,145.26
 131,3,3,2,1,105.6 ,950,1,176.8 ,2365.89,1,99.72,519.25
 296,3,3,2,1,40.5 ,416,1,58.8 ,340,1,18.04,76.94
 373,3,3,2,1,76.7 ,0,1,147.7 ,570,1,71.86,357.92
 448,3,3,2,1,43.5 ,338,1,64.3 ,540,1,27.2,126.43
 527,3,3,2,1,34.9 ,328,1,70.9 ,330,1,17.84,76.06
 528,3,3,2,1,34.9 ,328,1,70.9 ,330,1,17.84,76.06
 724,3,3,2,1,32.4 ,180,1,38.6 ,320,1,14.57,56
 1079,3,3,2,1,32.4 ,180,1,66.1 ,140,1,5.41,12.1
 1116,3,3,2,1,78.8 ,925,1,218.1 ,2315.28,1,87.99,458.02
 1120,3,3,2,1,34.0 ,311,1,83.7 ,600,1,24.66,113.3
 1446,3,3,2,1,33.0 ,190,1,75.0 ,240,1,11.51,43.29
 1710,3,3,2,1,25.1 ,180,1,45.3 ,330,1,11.83,46.87
 1881,3,3,2,1,32.4 ,180,1,68.6 ,520,1,19.48,82.63
 2103,3,3,2,1,25.9 ,190,1,48.0 ,380,1,17.61,75.72
 2470,3,3,2,1,41.4 ,230,1,106.4 ,1010,1,38.74,186.9
 2643,3,3,2,1,28.1 ,180,1,154.3 ,970,1,6.93,20.25
 2644,3,3,2,1,27.6 ,180,1,154.3 ,920,1,8.37,28.1
 2725,3,3,2,1,34.2 ,190,1,118.2 ,630,1,16.3,69.83
 3047,3,3,2,1,25.7 ,180,1,58.5 ,390,1,12.68,51
 3086,3,3,2,1,25.9 ,140,1,151.4 ,950,1,10.63,41.03
 3210,3,3,2,1,40.9 ,230,1,97.9 ,710,1,25.39,118.4
 3384,3,3,2,1,36.7 ,230,1,120.4 ,780,1,28.62,137.99
 3407,3,3,2,1,78.2 ,510,1,114.6 ,630,1,15.61,70.11
 3474,3,3,2,1,28.6 ,180,1,73.2 ,590,1,15.42,67.06
 4015,3,3,2,1,80.1 ,500,1,86.4 ,710,1,15.53,72.79
 4046,3,3,2,1,25.4 ,140,1,105.5 ,520,1,9.04,32.53
 4260,3,3,2,1,27.6 ,140,1,59.0 ,290,1,10.52,40.64
 4562,3,3,2,1,29.2 ,140,1,72.8 ,500,1,10.42,42.26
 4565,3,3,2,1,41.6 ,230,1,123.9 ,790,1,30.07,146.2
 4637,3,3,2,1,34.1 ,190,1,114.2 ,590,1,13.16,57.31
 4766,3,3,2,1,24.9 ,180,1,41.0 ,290,1,11.51,49.06
 4774,3,3,2,1,29.4 ,140,1,72.1 ,190,1,8.93,31.1
 4834,3,3,2,1,23.8 ,140,1,81.6 ,810,1,9.92,36.23
 4848,3,3,2,1,28.3 ,180,1,101.4 ,550,1,13.29,56.17
 4925,3,3,2,1,73.2 ,400,1,124.4 ,1330,1,47.31,248.29
 5051,3,3,2,1,25.4 ,180,1,73.1 ,530,1,7.65,24
 5054,3,3,2,1,23.8 ,180,1,70.7 ,530,1,8.75,30.27
 5104,3,3,2,1,27.3 ,180,1,52.8 ,330,1,12.61,54.18
 5112,3,3,2,1,23.0 ,180,1,29.1 ,260,1,11.03,45.65
 5113,3,3,2,1,23.0 ,180,1,29.1 ,260,1,11.03,45.65
 5165,3,3,2,1,79.1 ,500,1,92.3 ,430,1,12.81,53.83
 5186,3,3,2,1,33.2 ,180,1,90.2 ,420,1,16.16,73.24
 5188,3,3,2,1,45.6 ,346,1,129.9 ,870,1,45.41,226.46
 5204,3,3,2,1,32.6 ,281,1,91.8 ,420,1,15.26,68.56
 5359,3,3,2,1,25.8 ,140,1,40.9 ,140,1,7.4,22.76
 5466,3,3,2,1,36.1 ,190,1,83.9 ,470,1,19.59,88.1
 5682,3,3,2,1,26.9 ,180,1,100.8 ,440,1,14.25,62.27
 5909,3,3,2,1,14.3 ,140,1,88.6 ,320,1,7.49,23.37
 5999,3,3,2,1,32.6 ,180,1,90.9 ,390,1,15.03,67.57
 6213,3,3,2,1,31.1 ,140,1,115.1 ,510,1,7.93,25.7
 6278,3,3,2,1,66.4 ,230,1,131.2 ,820,1,23.2,113.3
 6284,3,3,2,1,43.1 ,180,1,110.6 ,660,1,12.29,49.89
 6322,3,3,2,1,31.6 ,140,1,111.5 ,510,1,8.92,33.12
 6323,3,3,2,1,30.6 ,140,1,110.0 ,470,1,7.37,24.41
 6378,3,3,2,1,30.9 ,190,1,115.4 ,760,1,17.64,83.54
 6388,3,3,2,1,32.9 ,140,1,99.8 ,340,1,8.34,30.11
 6389,3,3,2,1,32.9 ,140,1,99.8 ,340,1,8.34,30.11
 6469,3,3,2,1,27.5 ,140,1,66.8 ,470,1,12.79,57.49
 6629,3,3,2,1,45.4 ,140,1,37.5 ,140,1,6.78,19.77
 6634,3,3,2,1,47.1 ,190,1,61.5 ,460,1,19.99,89.82
 6736,3,3,2,1,28.8 ,245,1,44.5 ,190,1,8.57,29.1
 6804,3,3,2,1,45.2 ,393,1,74.6 ,520,1,12.5,50.02
 6908,3,3,2,1,66.5 ,305,1,121.0 ,580,1,19.73,88.73
 7081,3,3,2,1,30.6 ,140,1,78.1 ,470,1,7.37,24.42
 7204,3,3,2,1,41.2 ,140,1,39.1 ,160,1,6.23,16.82
 7265,3,3,2,1,113.0 ,640,1,107.4 ,1014.33,1,27.22,128.74
 7423,3,3,2,1,31.4 ,273,1,62.7 ,440,1,15.38,73.11
 7603,3,3,2,1,39.2 ,406,1,73.0 ,440,1,11.76,45.83
 7793,3,3,2,1,157.3 ,900,1,160.5 ,1450,1,59.46,492.48
 7859,3,3,2,1,76.9 ,650,1,161.2 ,1473.56,1,64.68,531.28
 8031,3,3,2,1,43.1 ,230,1,70.7 ,500,1,24.43,111.79
 8061,3,3,2,1,52.1 ,353,1,91.8 ,780,1,28.59,135.59
 8160,3,3,2,1,26.5 ,256,1,71.5 ,420,1,24.91,112.79
 8368,3,3,2,1,36.8 ,190,1,70.8 ,600,1,18.48,82.25
 8441,3,3,2,1,28.0 ,180,1,52.1 ,390,1,18.08,80.2
 9127,3,3,2,1,35.9 ,190,1,100.5 ,540,1,17.48,76.54
 90,3,2,2,1,42.4 ,230,1,95.0 ,820,1,33.86,164.32
 278,3,2,2,1,43.6 ,320,1,136.3 ,1060,1,39.04,193.57
 363,3,2,2,1,32.6 ,190,1,75.9 ,240,1,11.15,42.53
 583,3,2,2,1,31.4 ,180,1,69.6 ,140,1,6.54,18.37
 718,3,2,2,1,32.4 ,180,1,20.8 ,140,1,5.41,12.1
 722,3,2,2,1,28.4 ,180,1,60.1 ,350,1,7.15,21.57
 762,3,2,2,1,27.4 ,190,1,97.9 ,470,1,15.07,62.37
 1762,3,2,2,1,43.0 ,230,1,91.5 ,850,1,35.19,174.12
 1824,3,2,2,1,103.4 ,630,1,68.1 ,590,1,22.07,100.13
 2391,3,2,2,1,103.4 ,1020,1,121.9 ,1410.94,1,56.36,286.01
 2559,3,2,2,1,37.8 ,190,1,69.1 ,440,1,14.21,57.66
 2646,3,2,2,1,34.3 ,190,1,148.9 ,850,1,12.95,53.03
 2950,3,2,2,1,29.3 ,180,1,130.8 ,770,1,11.91,47.38
 3087,3,2,2,1,25.9 ,140,1,151.4 ,950,1,10.63,41.03
 3234,3,2,2,1,32.5 ,180,1,59.2 ,360,1,10.68,39.47
 3406,3,2,2,1,25.2 ,140,1,65.4 ,460,1,11.25,44.22
 3550,3,2,2,1,32.5 ,180,1,65.6 ,440,1,10.68,39.47
 4048,3,2,2,1,34.4 ,291,1,113.9 ,620,1,18.63,89.09
 4627,3,2,2,1,27.0 ,180,1,94.2 ,400,1,8.57,30.14
 4628,3,2,2,1,28.4 ,180,1,66.2 ,140,1,5.58,13.09
 4630,3,2,2,1,27.3 ,140,1,93.4 ,330,1,9.97,38.41

5055,3,2,2,1,23.0 ,180,1,49.7 ,270,1,10.85,41.39
5084,3,2,2,1,25.6 ,180,1,92.3 ,360,1,7.09,21.31
5537,3,2,2,1,21.3 ,140,1,57.0 ,280,1,7.9,25.12
5921,3,2,2,1,75.7 ,490,1,70.3 ,490,1,13.84,57.33
6270,3,2,2,1,48.0 ,140,1,78.1 ,310,1,7.43,23.13
6418,3,2,2,1,35.5 ,190,1,106.5 ,580,1,12.72,55.75
6683,3,2,2,1,30.7 ,190,1,87.9 ,570,1,15.16,65.76
6935,3,2,2,1,34.3 ,305,1,71.5 ,510,1,17.74,82.67
7273,3,2,2,1,161.5 ,910,1,127.8 ,1274.33,1,25.46,119.52
7792,3,2,2,1,72.2 ,505,1,144.6 ,1220,1,58.76,285.93
8102,3,2,2,1,22.1 ,140,1,39.1 ,150,1,8.11,26.3
8263,3,2,2,1,38.4 ,288,1,87.6 ,750,1,28.2,133.2
8416,3,2,2,1,30.9 ,180,1,97.8 ,560,1,16.37,69.45
175,3,1,2,1,40.5 ,416,1,43.8 ,340,1,18.04,76.94
539,3,1,2,1,79.5 ,968,1,192.8 ,2285.28,1,92.03,473.3
2387,3,1,2,1,99.3 ,1020,1,101.8 ,1290.94,1,54.24,273.13
3306,3,1,2,1,36.2 ,180,1,94.3 ,420,1,16.77,75.07
3764,3,1,2,1,30.4 ,190,1,113.4 ,610,1,13.57,61.31
4261,3,1,2,1,54.6 ,230,1,70.3 ,550,1,24.2,112.25
4408,3,1,2,1,28.1 ,180,1,111.3 ,550,1,15.13,66.26
4466,3,1,2,1,136.3 ,720,1,61.3 ,680,1,30.24,144.96
5382,3,1,2,1,78.1 ,427,1,112.1 ,1090,1,44.03,218.5
5508,3,1,2,1,28.3 ,140,1,85.9 ,660,1,11.39,44.87
5915,3,1,2,1,21.2 ,180,1,43.9 ,240,1,9.69,35.29
7634,3,1,2,1,34.8 ,286,1,51.1 ,260,1,15.16,64.26
7693,3,1,2,1,63.5 ,598,1,103.9 ,670,1,28.77,137.08
7911,3,1,2,1,106.8 ,490,1,91.9 ,610,1,41.13,203.1
8690,3,1,2,1,45.6 ,230,1,131.4 ,1110,1,34.84,171.34
8983,3,1,2,1,20.4 ,140,1,42.4 ,280,1,10.56,39.84
34,3,6,1,1,38.9 ,230,1,71.9 ,400,1,29.9,138.55
727,3,6,1,1,32.0 ,180,1,33.8 ,300,1,10.96,41.82
3703,3,6,1,1,25.2 ,140,1,58.6 ,340,1,9.13,34.11
3704,3,6,1,1,25.2 ,140,1,58.6 ,340,1,9.13,34.11
4069,3,6,1,1,24.4 ,140,1,95.2 ,480,1,12.17,47.89
6508,3,6,1,1,37.2 ,190,1,102.5 ,660,1,15.38,70.47
6767,3,6,1,1,35.6 ,180,1,100.5 ,480,1,12.66,50.75
6768,3,6,1,1,35.6 ,180,1,100.5 ,480,1,12.66,50.75
44,3,5,1,1,38.9 ,295,1,54.9 ,340,1,17.25,74
331,3,5,1,1,37.5 ,311,1,62.5 ,380,1,23.09,104.72
715,3,5,1,1,31.1 ,180,1,20.8 ,150,1,5.38,11.88
1352,3,5,1,1,29.0 ,190,1,74.6 ,600,1,21.85,99.74
4804,3,5,1,1,28.7 ,190,1,78.0 ,690,1,15.8,72.63
5978,3,5,1,1,25.2 ,190,1,52.1 ,380,1,15.84,68.28
6379,3,5,1,1,35.9 ,190,1,99.8 ,550,1,17.69,84.38
6405,3,5,1,1,48.5 ,140,1,76.9 ,280,1,11.04,42.06
6461,3,5,1,1,31.6 ,140,1,76.0 ,470,1,9.43,38.37
6936,3,5,1,1,35.0 ,315,1,100.0 ,730,1,18.74,90.1
7268,3,5,1,1,47.3 ,190,1,56.6 ,430,1,19.79,91.44
8611,3,5,1,1,52.2 ,230,1,98.8 ,720,1,40.52,188.48
165,3,4,1,1,35.2 ,295,1,75.6 ,200,1,9.92,33.83
264,3,4,1,1,25.4 ,190,1,95.5 ,470,1,14.52,59.57
2776,3,4,1,1,24.9 ,140,1,105.9 ,480,1,11.15,41.89
4578,3,4,1,1,27.9 ,180,1,67.4 ,560,1,11.71,47.76
4846,3,4,1,1,51.5 ,320,1,141.3 ,970,1,36.65,179.22
5469,3,4,1,1,25.2 ,140,1,33.8 ,140,1,4.98,10.16
5968,3,4,1,1,24.6 ,180,1,44.2 ,230,1,9.84,36.08
6075,3,4,1,1,28.9 ,140,1,44.8 ,160,1,6.78,19.86
6167,3,4,1,1,33.8 ,190,1,118.1 ,670,1,14.65,66.24
6595,3,4,1,1,30.2 ,140,1,72.4 ,460,1,6.77,20.37
6606,3,4,1,1,73.4 ,570,1,161.8 ,1530,1,67.72,342.38
6616,3,4,1,1,50.5 ,180,1,72.9 ,530,1,16.4,76.74
8010,3,4,1,1,77.7 ,650,1,178.0 ,1610,1,70.09,359.28
8116,3,4,1,1,40.4 ,306,1,73.8 ,430,1,17.71,77.3
8313,3,4,1,1,33.7 ,190,1,42.5 ,230,1,9.74,34.88
25,3,3,1,1,49.6 ,400,1,105.9 ,1068.72,1,55.51,279.26
255,3,3,1,1,28.8 ,190,1,100.7 ,470,1,16.55,70.19
267,3,3,1,1,29.2 ,190,1,80.9 ,320,1,14.5,59.29
802,3,3,1,1,83.4 ,820,1,201.3 ,2255.28,1,93.03,488.66
952,3,3,1,1,32.5 ,180,1,67.0 ,140,1,6.29,16.43
2393,3,3,1,1,102.0 ,1020,1,119.6 ,1470.94,1,55.86,283.14
3388,3,3,1,1,24.0 ,180,1,67.6 ,490,1,9.04,31.86
3855,3,3,1,1,27.1 ,140,1,100.5 ,370,1,9.06,31.41
4699,3,3,1,1,23.5 ,140,1,41.6 ,240,1,9.72,35.29
4728,3,3,1,1,50.7 ,417,1,123.6 ,1050,1,36.99,180.4
5913,3,3,1,1,34.2 ,190,1,65.8 ,600,1,21.12,101.17
6128,3,3,1,1,32.3 ,190,1,72.7 ,550,1,18.21,82.18
6268,3,3,1,1,63.0 ,190,1,113.0 ,700,1,16.22,75.32
6283,3,3,1,1,54.9 ,180,1,109.9 ,530,1,8.5,32.18
6394,3,3,1,1,34.3 ,140,1,102.6 ,360,1,9.05,35
6425,3,3,1,1,43.0 ,230,1,137.9 ,900,1,26.58,129.85
6593,3,3,1,1,29.8 ,140,1,88.8 ,310,1,7.72,26.5
6986,3,3,1,1,27.5 ,140,1,70.9 ,220,1,8.64,29.55
7099,3,3,1,1,31.6 ,140,1,97.8 ,330,1,8.33,31.78
7181,3,3,1,1,39.0 ,140,1,41.6 ,170,1,8.12,26.7
7267,3,3,1,1,39.0 ,140,1,41.8 ,170,1,8.12,26.69
8530,3,3,1,1,38.8 ,230,1,103.5 ,800,1,26.16,124.71
8691,3,3,1,1,55.7 ,400,1,108.2 ,750,1,39.38,193.91
9094,3,3,1,1,38.9 ,230,1,153.8 ,1150.28,1,30.09,145.44
2459,3,2,1,1,45.1 ,230,1,107.4 ,1050,1,35.76,171.09
3403,3,2,1,1,23.0 ,180,1,78.2 ,660,1,15.67,68.53
6746,3,2,1,1,33.3 ,140,1,67.5 ,140,1,5.03,10.33
3093,3,1,1,1,25.2 ,140,1,150.6 ,960,1,9.47,34.39
5979,3,1,1,1,25.2 ,190,1,52.1 ,380,1,15.84,68.28
8970,3,1,1,1,52.2 ,400,1,90.5 ,630,1,41.58,205.65
8312,3,7,0,1,36.7 ,190,1,76.3 ,240,1,9.97,35.84