Journal of the KSQC
Vol. 17, No. 2, 1989

産業人力의 移動에 관한 推移確率 模型의 應用

The Application of Transition Probabilities Models on Estimating the Mobility of Industrial Manpower in Korea

康 廷 赫*

ABSTRACT

A class of standard optimization techniques to estimate the stationary transition probabilities among states is discussed. With the use of aggregate time series data on employed labor in industrial sectors, the alternative restricted estimates including minimum absolute deviation, unweighted, weighted, generalized inverse, minimum chi-square and maximum likelihood are evaluated and compared. Analytic and numerical results are shown favorably with the viewpoint of the validity and predictive potentiality of model.

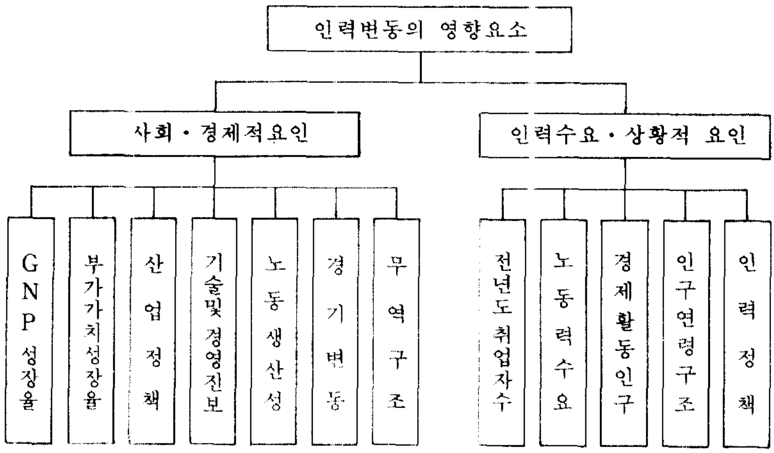
1. 序 論

그동안 産業間에서의 就業構造의 變化現狀에 관하여서는 많은 研究가 진행된 바 있다. 대부분 計量經濟模型을 設定하여 수행되었고, 특히 回歸分析模型에서 일반적으로 産業別 經濟成長計劃値의 변화율을 전망한 후 이에 대응하는 各産業別 人力需要를 추정하거나, 期間別 附加價値創出額 變化量에 대한 追加人力 需要의 豫測에 관한 것이였다[2,3]. 하지만 産業人力의 構造는 특정요인의 독립적인 영향보다는 各 産業間의 여러 영향요인의 複合的인 相互作用으로 인하여 끊임없이 유동적으로 變化한다고 볼 수 있다.

表 1 의 要因만을 고려하여 볼때 현실적으로 一部는 計量化할 수 없는 실정이며, 더우기 要因間의 因果關係및 방향이 不分明하므로 模型의

*韓國農村經濟研究院

表 1. 人力變動의 영향요인 계층도



構造設定과 先行豫測에 제약을 갖게되고, 이에 따라 미래에 관한 安定的인 豫測力의 확보는 실제적으로 매우 어려운문제가 된다. 한편 Markov Process의 推移確率模型은 各 要因의 구체적인 영향을 파악할 수 없을지라도 정형화되어 있지 않은 총합적이고 일관된 시스템에서의 各 狀態間의 경쟁구조를 파악하는데 효과적으로 이용될 수 있다. 따라서 產業人力構造의 變動要因을 단지 產業間의 人力移動으로 간주하고, 각 경쟁산업부문간 내부적인 人力移動의 유형(Mobility Pattern)의 파악과 취업자의 구성과 크기를 나타내는 人力의 分布만을 動態的으로 推計하고자 할 경우, 推移確率模型의 適用을 모색할 수 있다. 그동안 이 分野에 관한 理論研究로는 Lee and others[6], Kim and Glenn[5] 등에 의해 수행되었고 최근에 農業分野에 있어서 Mellor[7], Stavins and Stanton[8]등에 의해 應用研究가 진행된 바 있다. 本 研究에서는 시간의 변화에 따르는 產業間의 人力移動資料가 없을 때, 상호관련성이 규명되지 않은 總合된 資料만으로 分析할 수 있는 Stationary 推移確率模型들을 補完및 考察하여, 우리나라 各 產業間 취업구조및 農家·非農家間의 離農推移를 대상으로한 個別狀態間 推移確率推定値를 산출하였고, 이에따른 有效性의 分析평가 및 模型의 타당성을 검증하였다.

2. 推移確率模型의 推定

2-1. 最小絕對偏差推定量(Minimum Absolute Deviations Estimator)

各 狀態에서의 總合値인 比率(proportion)의 時系列資料만을 利用하고, 제1단계 Markov過程(first order Markov process)을 가정하면 標本觀測値는

$$y_{jt} = \sum_i y_{i,t-1} \cdot P_{ij} + u_{jt}$$

단, y_{jt} : 시점 t에서 상태 j의 관측치

$y_{i,t-1}$: 시점 $t-1$에서 상태 i의 관측치

u_{jt} : $E(u_j)=0, E(u_j u'_j)=\sigma_j^2\,\omega_{jj}$ 인 random disturbance

와 같이 多變量線型統計模型(Multivariate Linear Statistical Model)으로 표현될 수 있다. 이때 行列形態로 나타내어 絕對偏差(absolute deviation)의 合을 最小化하는 추정절차에 推移確率에 대한 非陰 및 row sum 條件을 부가하면, 즉

$$\text{Min } (u_1+u_2)'\eta_{rT}$$

$$\text{s.t. } y=XP+u_1-u_2$$

$$GP=\eta_r$$

$$P,\ u_1,\ u_2\geq 0$$

단, G : r單位 submatrices I_r인 行列 $(r\times r^2)$

η_r : 모든要素(elements)가 1인 列 vector$(r\times 1)$

u_1, u_2 : 陽, 陰의 偏差

와같이 模型을 설정할 수 있다.

Simplex 알고리즘을 이용하여 最小絶對偏差推定量을 求하며 이에대한 Simplex Tableau는 表 2와 같다.

表 2. 最小絶對偏差推定에 대한 Linear Programming Simplex Tableau

C_j		0	η_{rT}	η_{rT}
	B_0	P	u_1	u_2
η_{rT}	y	X	I	$-I$
m	η_r	G	0	0

2-2. 制限最小自乘推定量(Restricted Least Squares Estimator)

推移確率에 대한 row sum 및 非陰條件$(0\leq P_{ij}\leq 1)$을 制約式에 첨가하여 標本誤差自乘合(Sum of Squared Error)을 最小로 하는 推定量을 求하는 기법으로, 즉

$$\text{Min } u'u=(y-XP)'(y-XP)$$

$$=y'y-2P'X'y+P'X'XP$$

$$\text{s.t. } GP=\eta_r$$

$$P\geq 0$$

는 二次計劃問題이므로 이때 非線型問題에 대한 Reducibility理論과 선형계획법의 雙對理論을 利用하면 다음과 같다.

$$\text{Max } (X'y-X'X\tilde{P}^C)'P$$

$$\text{s.t. } GP\leq\eta_r$$

$$-GP\leq-\eta_r$$

$$P\geq 0$$

단, $\tilde{P}^C$: 최적 제한최소자승추정치

原問題(primal problem)에 대한 雙對問題(dual problem)는

$$\text{Min } [\lambda'_1,\ \lambda'_2]\begin{bmatrix}\eta_r\\-\eta_r\end{bmatrix}$$

$$\text{s.t. } [G'\ \ -G']\begin{bmatrix}\lambda_1\\\lambda_2\end{bmatrix}\geq X'y-X'X\tilde{P}^C$$

$$\lambda_1,\ \lambda_2\geq 0$$

단, λ_1, λ_2는 쌍대변수 Vector$(r\times 1)$이므로 原·雙對問題는

$$\text{Max } (X'y-X'XP)'P-\lambda'_1\eta_r+\lambda'_2\eta_r$$

$$=-\lambda'_1\alpha_1-\lambda'_2\alpha_2-\beta'P\leq 0$$

$$\text{s.t. } GP=\eta_r$$

$$G'\lambda_1-G'\lambda_2+(X'X)P-\beta=X'y$$

$$P,\lambda_1,\lambda_2,\alpha_1,\ \alpha_2,\beta\geq 0$$

단, α_1, α_2와 β는 원문제와 쌍대문제의 각 여유변수

이다. 즉 表 3의 특성치와 같이 Wolfe에 의해 제안된 二次計劃解法의 표준 Simplex Version을 利用함으로써 解를 求할 수 있다.

表 3. 制限最小自乘推定에 대한 二次計劃解法 Simplex Tableau

B_0	λ_1	λ_2	P	α_1	α_2	β
η_r			G	I		
$-\eta_r$			$-G$		I	
$X'y$	G'	$-G'$	$X'X$			$-I$

2-2-1. 線型相補法(Linear Complementarity Problem)

制限最小自乘推定値는 相補餘裕定理(Complementary Slackness Theorem)에 근거한 相補單體法(Complementary Pivot Algorithm)에 의해서 二次計劃解法과 同一한 結果値를 求할 수 있다. 전술한 原問題와 變對問題의 제약식에서의 各 餘裕變數(slack variable)에 대하여 상보여유정리를 만족시키도록 정리하면 다음과 같다.

$$W - MZ = q$$

$$WiZi = 0 \quad \forall i$$

$$W \geq 0 \quad Z \geq 0$$

단, M은 positive semi-definite 형태인 正方行列(Square matrix)

$$W = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \hdashline \beta \end{pmatrix}^T, \qquad Z = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \hdashline P \end{pmatrix},$$

$$M = \left(\begin{array}{cc:cc} \multicolumn{2}{c:}{0} & -G & G \\ \hdashline G' & -G' & \multicolumn{2}{c}{X'X} \end{array}\right)$$

$$q = \begin{pmatrix} \eta_r \\ -\eta_r \\ \hdashline X'y \end{pmatrix} \quad WZ = 0, \quad W \geq 0, \quad Z \geq 0$$

를 만족하는 相補解(W, Z)는 상보단체법에 의해서 求해진다.

2-3. 加重制限最小自乘推定量(Weighted Restricted Least Squares Estimator)

正則加重行列(Non-Singular Weight Matrix)을 利用하여 比率時系列資料의 적용에 따른 異分散(heteroscedasticity)의 문제점을 보완한 技法으로 관측치이나 방정식들에 각기 다른 加重値를 주는 여러형태의 加重行列 $H = A\odot I$, 단, A ; 요소 a_i인 대각行列이 適用될 수 있다. 加重値는 임의로 부여가 가능하나 일반적으로 各 比率値 y_i에 대한 平均의 逆$(a_i = T / \sum_t y_i(t))$, 하나의 列이 제거된 一般化된 加重値$(a_i = \Sigma^+)$ 및 대각要素등이 사용된다. 加重制限最小自乘模型은

$$\text{Min } \phi = (y - XP)'H(y - XP)$$

$$\text{s.t. } GP = \eta_r$$

$$P \geq 0$$

와 같이 나타낼 수 있으며 制限最小自乘模型과 同一한 二次計劃解法을 利用한다.

2-4. 一般化最小自乘推定量(Generalized Least Squares Estimator)

最良線型不偏推定値(Best Linear Unbiased Estimate ; BLUE)를 求하기 위해서 Disturbance의 分散—共分散行列을 正則(Non-Singular)行列로 변환시킨 逆行列을 利用하여 求한다. 전술한 多變量線型統計模型에서 比率値 y가 平均 $q_j(t)$, 分散 $q_j(t)[1-q_j(t)]/N(t)$, 共分散 $-q_i(t)q_j(t)/N(t)$인 多項分布(Multinomial distribution)에서 생성된 것으로 가정된다. 이때 Disturbance의 分散—共分散行列은 特異(singular)行列이다. 이것은 중복된 變數에서 기인하므로 이에 중복된 變數를 제거시킨 模型은

$$y_* = X_*P_* + u_*$$

단, y_* : Subvector의 列vector$(T(r-1)\times 1)$

X_* : $X_j, j=1,2,\cdots,r-1$인 $T(r-1)\times r(r-1)$ block 대각行列

P_*: $(r-1)$ Subvector의 母數 列vector

u_* : $E(u_*)=0$, $E(u_*u'_*)=\Sigma_*$, Σ_*는 Σ의 Submatrix인 non-singular 行列$((r-1)T\times(r-1)T)$

으로 표시된다. 이때 共分散逆行列(Σ_*^{-1})은 크기$(T\times T)$의 $((r-1)\times(r-1))$인 대각 Submatrices行列$(T(r-1)\times T(r-1))$으로 無制限一般化最小自乘推定値는 最大尤度法을 利用하여 求하면

$$\hat{P}_* = (X'_*\Sigma_*^{-1}X_*)^{-1}X'_*\Sigma_*^{-1}y_*$$

이다. 이때 推定量 P_*의 共分散行列은

$$V(P_*) = (X'_*\Sigma_*^{-1}X_*)^{-1}$$

이며, Disturbances의 共分散行列(Σ_*)에서 $q_j(t)'s$는 未知의 참比率値(true proportions)이므로 一致推定量인 $y_j(t)'s$로 대체하며, 나머지 추정모수는

$$\hat{P}_r = \eta_r - R\hat{P}_*$$

관계에서 求해진다. 制限一般化最小自乘推定値는 전술한 非線型問題의 Reducibility 理論과 선형계획법의 變對理論을 적용하며 이때 原一變對問題는

$$\text{Max } (X_*\Sigma_*^{-1}y_* - X_*'\Sigma_*^{-1}X_*P_*)'P_*$$

$$-\lambda'\eta_r = -\lambda'P_r - \beta'P_* \le 0$$

$$\text{s.t. } RP_* + P_r = \eta_r$$

$$R'\lambda + (X_*'\Sigma_*^{-1}X_*)P_* - \beta$$

$$= X_*'\Sigma_*^{-1}y_*$$

$$P_*,\ P_r,\ \lambda,\ \beta \ge 0$$

단, β, P_r은 여유변수 Vectors으로 이에대한 Simplex Tableau는 表 4와 같다.

表 4. 制限一般化最小自乘技法에 대한 Simplex Tableau

b_0	$\lambda\ge 0$	$P_*\ge 0$	$P_r\ge 0$	$\beta\ge 0$
η_r	0	R	I	0
$X_*'\Sigma_*^{-1}y_*$	R'	$X_*'\Sigma_*^{-1}X_*$	0	$-I$

2-5. 最小카이自乘推定量(Minimum Chi-square Estimator)

觀測値와 理論値의 차이인 標本誤差에 대한 카이자승통계량을 最小化하는 推定量을 求한다. 時間 t에서 試行 $N(t)$가 생성되며, 狀態 j에서의 micro單位數를 $n_j(t)$라 하면 比率觀測値 $y_j(t)=n_j(t)/N(t)$, $j=1,2,\cdots,r$, 實確率値 $q_j(t)$는 $\sum_j q_j(t)=1$이고, 제1단계 Markov 過程

을 따른다고 가정하면 $q_j(t)=\sum_{i=1}^{r} y_i(t-1)P_{ij}$이다. 여기서 상기의 관련식을 카이자승 통계량

$$\chi^2=\sum_{t=1}^{T}\sum_{j=1}^{r}[N(t)y_j(t)-N(t)$$

$$q_j(t)]^2/[N(t)q_j(t)]$$

단, 자유도 : $T(r-1)$

에 대입하고 정리하면

$$\chi^2=(y_*-X_*P_*)'\Sigma_*^{-1}(y_*-X_*P_*)$$

로써 나타낼 수 있다. 한편 수정된(Modified) 最小카이自乘推定値는 實測値 $q_j(t)$를 一致推定量 $y_j(t)$로 대체하여 加重行列 $\hat{\Sigma}_*^{-1}$을 推定함으로써 求해진다. 결국 一般化最小自乘推定과 같은 조건을 충족하여야하므로 同一한 推定値가 얻어진다.

2-6. Macro 最大尤度推定量(Macro Maximum Likelihood Estimator)

통합관측비율치는 전술한 바와 같이 多項分布에서 생성된 것으로 가정하고, 最大尤度原理를 利用하여 標本分布에서 未知의 母數에 대한 推定量을 산출한다. 實確率値 $q_j(t)$, 각 상태에서의 統計量 $n_i(t)$에 대한 관련식을 대입하면 觀測比率値 $y_j(t)$가 주어질때 母數 P_{ij}에 대한 尤度函數는

$$L(P/y)=$$

$$\prod_{t=1}^{T}\frac{N(t)!}{\prod_m (N(t)y_m(t))!\,(N(t)-\sum_k N(t)y_k(t-1))!}$$

$$\times\prod_j(\sum_i y_i(t-1)P_{ij})^{N(t)y_j(t)}$$

$$\times(1-\sum_k\sum_i y_i(t-1)P_{ik})^{N(t)-\sum_k N(t)y_k(t)}$$

단, m, j, k ˋ ˆ $, r-1$ $i=1,2,\cdots,r$

$P : P_{ij}($ $,\cdots r)$인 母數 列Vector

$y : y_i(t)$, $y_i(t-1)$ $(t=1,2,\cdots T)$要素의 Vector

으로 표현된다. 最大尤度法에 의해서 log函數를 미분하고 정리하면 無制限最大尤度推定値는

$$\hat{P}_*=(X_*'\Sigma_*^{-1}X_*)^{-1}X_*'\Sigma_*^{-1}y_*$$

와 같다. 제약조건이 부가된 制限最大尤度推定値도 二次計劃解法을 利用한 表 3의 制限一般化最小自乘推定値와 같다. 따라서 推定値 P_{ij}의 개선된 解를 求하기 위해서 共分散逆行列(Σ_*^{-1})의 未知의 母數는 다음과 같은 반복적인 feed back절차에 의해 求한다. 즉, $\hat{P}_{ij}^{c}(1)$를 얻기위해 Σ_*^{-1}에서의 未知의 要素 $q_j(t)$는 $y_j(t)$에 의해 대체되고, 다음요소는 $\hat{q}_j^{c}(t)=\sum_{i=1}^{r} y_i(t-1)$ $\hat{P}_{ij}^{c}(1)$에서의 $\hat{q}_j^{c}(t)$를 利用하여 $\hat{P}_{ij}^{c}(2)$가 산출되어, $\hat{P}_{ij}^{c}(n+1)=\hat{P}_{ij}^{c}(n)$까지 반복함으로써 recursive 制限最大尤度推定値를 求할 수 있다.

3. 産業人力構造의 推移豫測

3-1. 分析對象및 假定

전술한 推移確率模型의 分析對象으로 우리나라 산업구조형태인 농수산업, 광공업, 그리고 사회간접자본및 기타서어비스업의 産業別 就業人力과 농수산업부문에서의 農家・非農家人力의 時系列資料(1972~87년)를 利用하여, 향후 就業人力의 動的變動推移를 展望하고자 한다. 分析은 資料의 한계점으로 新規雇傭및 퇴직인력의 各 産業間과의 관련성이 고려되지 않고 노동시장에 참여한 産業就業人力만을 대상으로 하며, 人力移動의 변화추세 그 자체는 얼마간 반복될 것이라는 것을 전제로 한다. 産業別 및 農・非農家 人力構成比率推移는 表 5와 같다.

表 5. 산업별 및 농·비농가 人力推移(1972－87)

단위 : 천명

년도	전 산 업 취업자수	산업별 구성비율			농·비농가 구성비율	
		농림어업	광공업	사회간접·기타	농가	비농가
1972	10,559	0.506	0.142	0.352	0.505	0.495
73	11,139	.500	.163	.337	.505	.495
74	11,586	.482	.178	.340	.492	.508
75	11,830	.459	.191	.350	.474	.526
76	12,556	.446	.218	.336	.466	.534
77	12,929	.418	.224	.358	.437	.563
78	12,490	.384	.232	.384	.410	.590
79	13,664	.358	.237	.405	.392	.608
80	13,706	.340	.226	.434	.373	.627
81	14,023	.342	.213	.445	.367	.633
82	14,379	.321	.218	.461	.334	.666
83	14,505	.297	.233	.470	.310	.690
84	14,429	.271	.242	.487	.275	.725
85	14,970	.249	.245	.506	.254	.746
86	15,505	.236	.259	.505	.241	.759
87	16,354	.219	.281	.500	.228	.772

자료 : 경제활동인구연보, 경제기획원 조사통계국, 매년자료

3-2. 推定値의 豫測結果및 展望

最小絶對偏差와 制限最小自乘技法, 그리고 加重制限最小自乘推定은 3가지 형태의 加重行列 즉, 多重共線性(multicolinearity)의 문제점을 보완하기위해 하나의 列이 제거된 一般化된 加重値($a_i = \Sigma^+$)와 대각요소($a_i = N/(W_j(T) * (1 - W_j(T)))$, ($a_i = N / W_j(T)$)가 이용되었으며, 또한 最小카이自乘, 一般化最小自乘, Macro 最大尤度法등의 推定技法에 적용되어 얻어진 結果値가 表 6에 요약·정리되었다.

推移確率推定値들은 대체로 類似한 趨勢를 나타내고 있다. 農水産部門에서는 他産業으로 약간의 人力流出이 있을 뿐 他産業으로부터의 人力流入은 전혀 없는 것으로 나타났다. 그리고 農家·非農家間의 離農趨勢는 상기의 轉業趨勢보다는 다소 완만하게 진행되어 왔음을 보이고 있다. 또한 광공업부문과 사회간접자본 및 기타 서어비스부문은 비교적 상호인력의 이동이 있으며 특히 광공업부문으로부터의 人力供給이 增加하고 있음을 볼 수 있다. 이것은 우리나라 노동력이동 및 취업구조의 변화에 영향을 주는 要因分析의 研究에서도 제시된 바와 같이 農水産部門에서 非農水産部門으로의 人力移動은 部門간 상대적인 소득격차, 非農業部門의 취업기회, 農家人口比率등이 中要한 要因이 되어 왔으며 또한 農家에서 非農業就業者 數의 增加는 농촌공업화의 수행도에 따른 외생적인 政策的 吸收要因에 의해 전개되어온 것이였다. 그리고 광공업부문의 취업인력은 제조업부문의 노동생산성 향상에 따라서 성장율보다 낮은수준에서 증가가 둔화될 것으로 보이며, 한편 서어비스부문은 經濟構造가 고도화되고 사회가 多岐化되면서, 유통경제의 비중이 높아져 판매·서어비스직의 人

表 6. 各 推定技法에 의한 推移確率推定值

추정기법	산업구조	농·비농가
최소절대편차	$\begin{bmatrix} 0.94779116 & 0.02987652 & 0.02233231 \\ 0 & 0.84205043 & 0.15794957 \\ 0 & 0.07857217 & 0.92142783 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.95153061 & 0.04846939 \\ 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$
제한 최소자승	$\begin{bmatrix} 0.95149402 & 0.03118062 & 0.01732536 \\ 0 & 0.81223235 & 0.18776765 \\ 0 & 0.09220543 & 0.90779457 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.95609282 & 0.04390718 \\ 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$
가중제한 최소자승 1)	$\begin{bmatrix} 0.95068259 & 0.03340683 & 0.01591057 \\ 0 & 0.80076893 & 0.19923107 \\ 0 & 0.09671523 & 0.90328477 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.95450068 & 0.04549932 \\ 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$
2)	$\begin{bmatrix} 0.95020783 & 0.03296639 & 0.01682578 \\ 0 & 0.81286601 & 0.18713399 \\ 0 & 0.08961092 & 0.91038908 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.95450068 & 0.04549932 \\ 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$
3)	$\begin{bmatrix} 0.94813860 & 0.03384787 & 0.01801353 \\ 0 & 0.81316490 & 0.18683510 \\ 0 & 0.08824276 & 0.91165724 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.95164142 & 0.04835858 \\ 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$
최소카이자승 (일반화최소자승)	$\begin{bmatrix} 0.95073371 & 0.04608644 & 0.00317985 \\ 0 & 0.74024388 & 0.25975612 \\ 0 & 0.11512974 & 0.88487026 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.95450068 & 0.04549932 \\ 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$
Macro 최대우도	$\begin{bmatrix} 0.95051724 & 0.04549588 & 0.00398688 \\ 0 & 0.74195218 & 0.25804782 \\ 0 & 0.11526070 & 0.88473930 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.95480063 & 0.04519937 \\ 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$

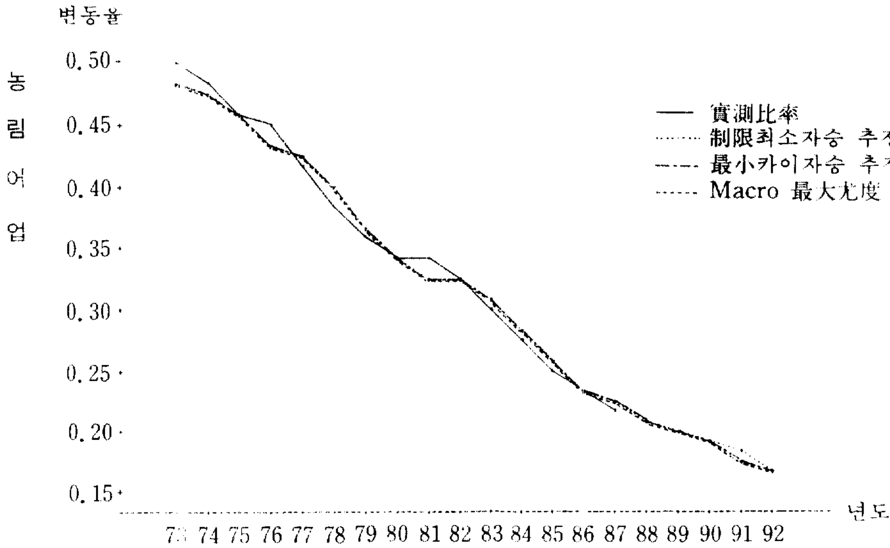
註) : 1) $(a_i = \Sigma^{+})$
2) $(a_i = N / (wj(t) * (1 - wj(t))))$
3) $(a_i = N / wj(t))$

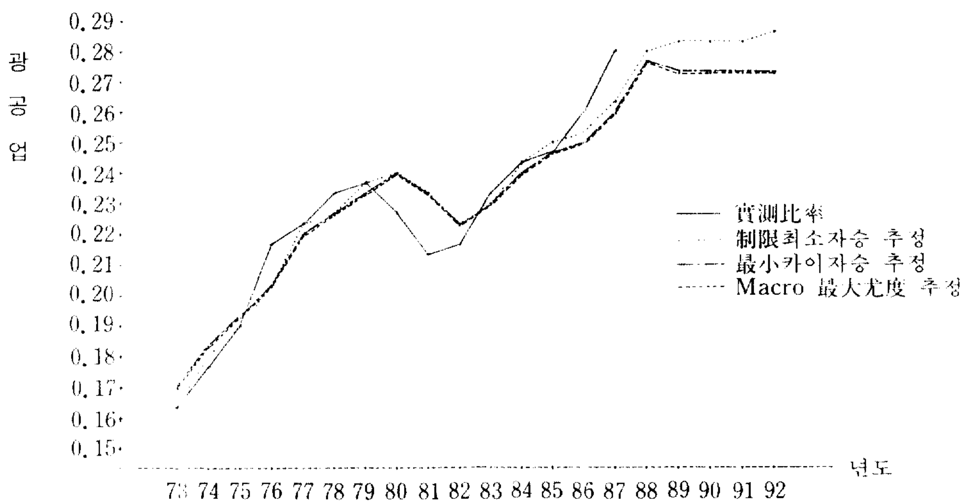
表 7. 各 推定技法에서 예측된 취업구조 구성비 結果

추정기법	구분	1988	1989	1990	1991	1992
제한 최소자승	농림어업	0.2083772	0.19827	0.188652	0.179502	0.170795
	광공업	0.2811686	0.281938	0.283109	0.284539	0.286127
	사회간접자본및기타	0.5104542	0.519792	0.528238	0.535959	0.543078
	농가	0.2179892	0.208418	0.199267	0.190518	0.182153
	비농가	0.7820108	0.791582	0.800733	0.809482	0.817847
가중제한 최소자승 (Σ^{+})	농림어업	0.2081995	0.197932	0.18817	0.17889	0.170068
	광공업	0.2806898	0.281155	0.282133	0.283439	0.284946
	산업간접자본및기타	0.5111107	0.520913	0.529697	0.537671	0.544986
	농가	0.2176262	0.207724	0.198273	0.189252	0.180641
	비농가	0.7823738	0.792276	0.801727	0.810748	0.819359

力需要와 소위 4차산업이라 일컫는 지식산업의 등장과 함께 이 部門에 대한 수요확대도 豫想된다.

1987年을 基準으로 한 향후 5年間의 就業構造 構成比 豫測結果는 表 7과 같으며 1973~92年에서의 實測値와의 變化推移를 制限最小自乘, 最小카이自乘(一般化最小自乘), 및 Macro最尤推定値를 例로 하여 그림 1에 나타내었다.





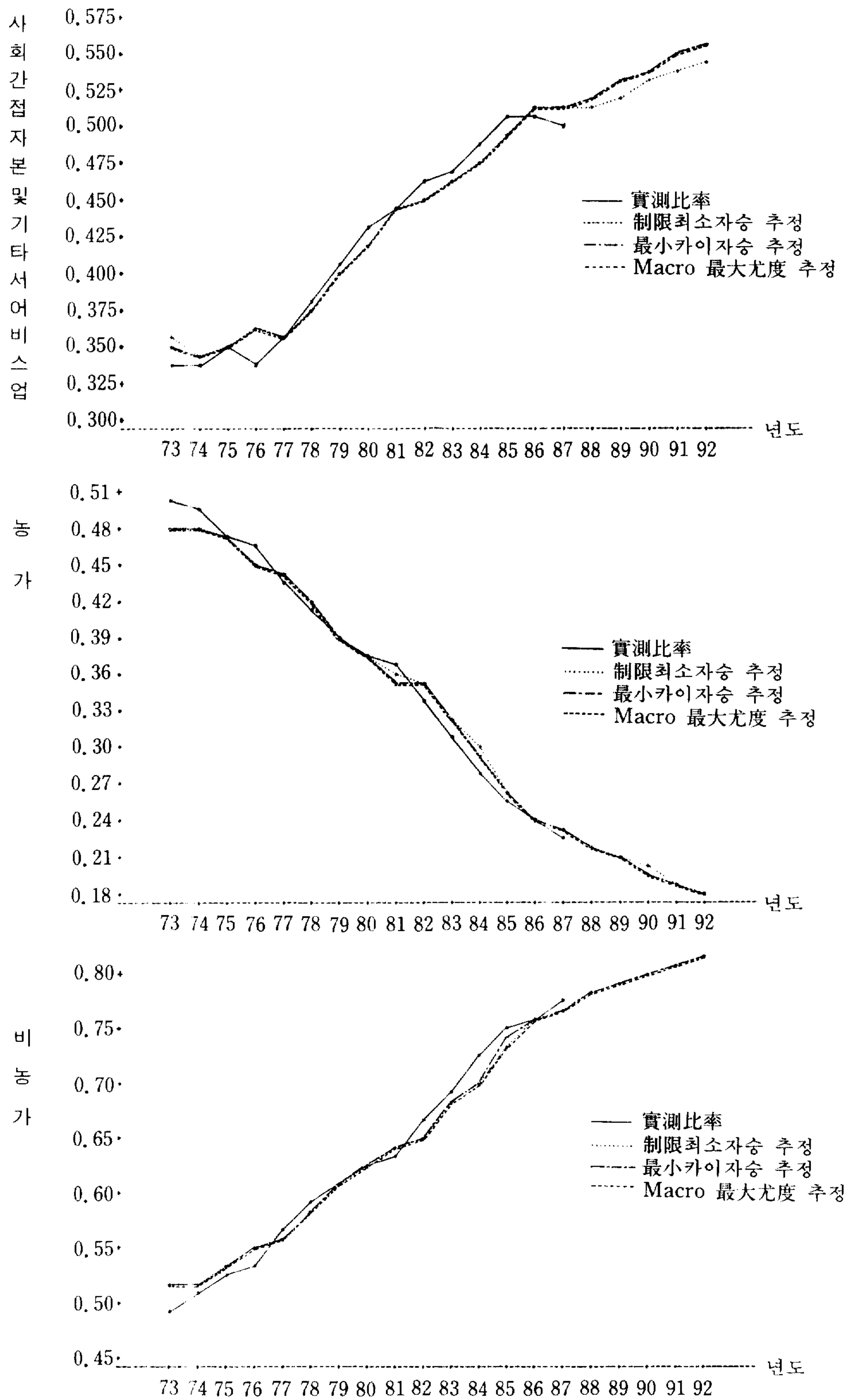


그림 1. 產業別 및 農家・非農家別 인력구성비율 變化推移

3-3. 性能分析

各 推定技法에 의해서 산출된 豫測値(1973-87)와 實測値에 대한 性能分析의 評價尺度로써 平均自乘誤差(M.S.E.)를 利用하였다. 추정치가 적은 偏倚(bias)를 갖는다 하더라도 분산은 큰 경우가 있으므로 개개의 sample의 분석은 완전한 참값(true value)에 가까운 推定値를 얻을 수 없다. 따라서 推定値들이 다소 偏倚를 갖더라도 평균자승오차는 적어야 바람직하다. 한편 χ^2 goodness of fit test를 통하여 時系列資料에 대한 Stationary推移確率模型의 適合性을 검토하였다. 豫測된 比率이 $\hat{y}_i(t)$일때 Chi-square값

$$\chi^2_{(r-1)T} = \sum_t^T \sum_i^r N(t)\,(y_i(t) - \hat{y}_i(t))^2/\hat{y}_i(t)$$

단, 자유도 $(r-1)T$
에서 求해진 χ^2와 有意水準 $\alpha=0.05$, 자유도에서의 임계치 χ^2_α 와의 비교에서 $\chi^2 > \chi^2_\alpha$ 이면 Stationary 推移確率模型을 따른다는 歸無假說을 기각한다.

表 8. 各 推定量에 대한 M.S.E.와 Chi-square値

추 정 량	산업구조		농·비농가	
	M.S.E.	χ^2	M.S.E.	χ^2
최소절대편차	0.000110633	2.196676349	0.000131075	0.541691964
제한최소자승	0.000106753	2.138048681	0.000127763	0.534951826
가중제한최소자승 1)	0.000105648	2.115067419	0.000128167	0.534239514
2)	0.000106214	2.126777118	0.000128167	0.534239514
3)	0.000107039	2.136401475	0.000130916	0.541208282
최소카이자승	0.000100933	2.056310522	0.000128167	0.534239514
Macro 최대우도	0.000101026	2.055017191	0.000128029	0.534122798

註 : 1) $(a_i = \Sigma^+)$
2) $(a_i = N/(wj(t) * (1-wj(t))))$
3) $(a_i = N/wj(t))$

表 8의 技法別分析結果에서 볼 때 M.S.E.관점에서 二次計劃解法을 利用한 各 推定量은 전반적으로 1~1.15%이내의 오차로써 선형계획법에 의한 最小絶對偏差推定量보다 좋은 性能値를 보이고 있다. 여기에서 Macro 最大尤度推定量이 반복절차를 利用함에따라 가장 좋은 性能値를 나타내고 있다. 또한 Chi-square値에서도 Stationary 推移確率模型의 實際的 適用에 충분히 적합한 것으로 제시되었다. 다른 영향인자에서의 변화가 없다면 일반적으로 시계열관측수가 증가함에 따라서 推定値의 偏倚는 적어지고 참값에 接近할 것임으로 有效性의 優劣은 확정된 試行(trial)에서의 이에따른 分析이 補完되어야 할 것으로 본다. 表 9는 現在의 實際資料를 利用한 豫測力의 評價로써 制限最小自乘推定値를 例로한 1988年 예측치와 실측치의 性能比較値이다. 이는 變動要因을 고려치않은 Stationary 推移確率 模型의 제한점에도 불구하고, 정확한 豫測性能을 나타내고 있다고 볼 수 있다.

表 9. 豫測및 實際値의 비교

(1988년)

	豫測値	實際値	Deviation	M. S. E.
농 림 어 업	0.2083772	0.207	+0.0013772	
광 공 업	0.2811686	0.285	−0.0038314	0.000007533
사 회 간 접 및 기 타	0.5104542	0.508	+0.0024542	
농 가	0.2179892	0.2165	+0.0014892	0.0000022177
비 농 가	0.7820108	0.7835	−0.0014892	

4. 結 論

궁극적으로 人力變動의 要因들이 갖고 있는 가변성에도 불구하고, 本 研究에서 제시된 것과 같은 統計的推定模型은 計量經濟模型에서의 模型構造(specification)상의 큰 문제가 없이, 巨視的次元에서 有用한 分析値를 제시함으로써 人力需給計劃에 있어서의 중요한 기초자료를 제공할 수 있다. 또한 分析目標에 따라서는 직종, 기능, 규모별등 다양한 상태로 발전시킬 수 있다. 추후 變動決定要因의 微視的分析을 보완하기 위해서 推移確率과 時間에 따른 外生變數사이의 因果關係를 포괄하는 Non-stationary 推移確率模型에의 확장, 또한 설문추계법등에 의하여 창출된 事前情報를 利用한 Macro Bayesian 推定技法, 그리고 政策目標와 현실적 제약의 갈등을 정책수준 변화및 우선순위등의 調整을 통하여 해결하는 目標計劃技法(goal programming)의 適用模型들도 추후 계속 연구되어야 할 것이다.

參 考 文 獻

1. 經濟企劃院(1972-87), 經濟活動人口年報.
2. 科學技術處(1980), 長期人力需給展望과 對策(1979-91).
3. 全仲秀, 朴恒求(1986), "産業構造變化와 人力政策", 韓國開發研究.
4. 韓國科學技術院(1989), 21세기를 向한 科學技術人力의 長期需要展望.
5. Kim, C. S., and Glenn Schaible(1988), "*Estimation of Transition Probabilities Using Median Absolute Deviations*", Journal of Agricultural Economics Research, 40, 12-19.
6. Lee, T. C., Judge, G. G., and Zellner, A. (1977), "*Estimating the Parameters of the Markov Probability Model from Aggregate Time-Series Data*", North-Holland Publishing Company Amsterdam.
7. Mellor, C. J. (1984), "*An Application and Extension of the Markov Chain Model to Cereal Production*", Journal of Agricultural Economics 35, 203-215.
8. Stavins, R. N., and Stanton B. F. (1980), "*Using Markov Models to Predict the Size Distribution of Dairy Farms, New York State*", Research Paper, Cornell University.