



都市・産業集積と生産性，マークアップ：中国とインドネシア

陳，光輝

橋口，善浩

(Citation)

国民経済雑誌, 228(2):23-31

(Issue Date)

2024-06-10

(Resource Type)

departmental bulletin paper

(Version)

Version of Record

(JaLCD0I)

<https://doi.org/10.24546/0100490292>

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/0100490292>



国民経済雑誌

THE
KOKUMIN-KEIZAI ZASSHI

(JOURNAL OF ECONOMICS & BUSINESS ADMINISTRATION)

都市・産業集積と生産性，マークアップ：
中国とインドネシア

陳 光 輝
橋 口 善 浩

国民経済雑誌 第228巻 第2号 抜刷

2024年6月

神戸大学経済経営学会

都市・産業集積と生産性，マークアップ： 中国とインドネシア

陳 光 輝^a
橋 口 善 浩^b

低生産性企業が厳しく淘汰され、あるいは高生産性企業ばかりが立地選択するために集計レベルの生産性が高くなるという都市集積や産業集積の生産性と競争淘汰・自己選択の問題、および都市集積と産業集積が重なる問題に、企業データと夜間光データを使って両集積を区別し、生産性とマークアップに対する各集積の平均処置効果をマッチング回帰で推定する方法でアプローチした。推定結果に従えば、インドネシアの産業集積を除いて、集積地企業のマークアップ率は有意に低く、集積地の競争が激しかったことが示唆された。しかし、生産性効果推定の自己選択バイアスにあたる競争淘汰・自己選択効果は、どの集積でも検出はされたが有意でなかった。

キーワード 自己選択，淘汰，夜間光，CEM マッチング

1 序

情報・知識が手に入る、さまざまなサプライヤーや労働力が利用可能になるといった集積の外部経済効果はよく知られており、“a doubling of employment density increases average labor productivity by around 6 percent” (Ciccone and Hall 1996, 54), “doubling city size seems to increase productivity by an amount that ranges from roughly 3-8%” (Rosenthal and Strange 2004, 2133) などと報告されてきた。

その一方で、集計レベルの高生産性が必ずしも個々の企業の生産性上昇ではなく、市場競争が激しいためである可能性が認識されるようになった。低生産性企業が厳しく淘汰され、あるいは高生産性企業ばかりが立地選択することによる「競争淘汰・自己選択バイアス」によって集積地の生産性が高くなる可能性である (Syverson 2004, Baldwin and Okubo 2006,

a ノートルダム清心女子大学情報デザイン学部, chen_k@m.ndsu.ac.jp

b アジア経済研究所開発研究センター, Yoshihiro_Hashiguchi@ide.go.jp

Melitz and Ottaviano 2008)。

集積地の高生産性が外部経済と競争淘汰のどちらで説明されるのか、Combes et al. (2012) は集積地と非集積地の企業生産性の分布を比較する方法を示し、フランス都市地域の企業生産性は高い（分布がシフトしている）が厳しい競争淘汰（分布の大きな切断）は認められないと結論し、同じ方法で Kondo (2017), Accetturo et al. (2018) はそれぞれ日本とイタリアについて、やはり集積経済効果が支配的であったと報告している。高生産性企業ばかりが立地する可能性についても、生産性がきわめて低い企業も集積地に立地することを示した研究 (Forslid and Okubo 2014) や、都市は低生産性企業を許容するために分布の左裾が長くなるとした研究 (Okubo and Tomiura 2014) がある。

都市集積の高生産性に関する競争淘汰・自己選択効果に否定的な上記の研究に対し、産業集積における競争淘汰を認めた研究もある。Arimoto, Nakajima, and Okazaki (2014) は、Combes et al. (2012) と同じ方法で戦前日本製糸業の集積地と非集積地を比較して競争淘汰効果を検出し、同業種企業の集積は競争を激しくしがちであるとして、産業集積における当該効果が一般的である可能性に言及している。

以上のような都市および産業集積の生産性に関する競争淘汰・自己選択の問題に関し、本稿は企業生産性の分布でなく、生産性とマークアップに対する各集積の平均処置効果を推定する方法でアプローチした。具体的には集積型産業発展の顕著な例とされる2000年代中頃の中国と同時期インドネシアの製造業企業を、所在地の面積当たり同業企業数と夜間光レベルによって都市および産業集積の曝露群と非曝露群に分け、自己選択バイアスや両集積が重なる問題に *coarsened exact matching* (Iacus, King, and Porro 2012) で対処して、曝露群への処置効果を推定した。推定結果に従えば、インドネシアの産業集積を除いて、集積地企業のマークアップ率は有意に低く、集積地の競争が激しかったことが示唆された。しかし、生産性効果推定の自己選択バイアスにあたる競争淘汰・自己選択効果は、どの集積でも検出はされたが有意ではなかった。

以下、2節でデータの概要と生産性（全要素生産性）およびマークアップ率の推定方法を説明し、3節でマッチングおよび効果推定の方法と結果、4節で結論を示す。

2 データ

2.1 企業データと夜間光データ

データは2003～2007年の中国「規模以上工業企業統計」とインドネシア大中製造業事業所統計の個票データベース、そして DMSP F15 衛星の *cleaned up average visible, stable lights*¹⁾ を用いた。企業データはインドネシアが従業員20名以上の製造業のものであるため、中国については20名未満、および非製造業企業のレコードを削除した。各年企業数は表1の通りで

ある。

表 1 企業数

	中国	インドネシア
2003	165956	17326
2004	232921	17179
2005	234305	17211
2006	260345	22538
2007	290421	21841

企業データは表 2 に示した数の小分類産業と県レベル地域を区別し，各年各地域，産業別に面積当たりの企業数を求めて各年各企業の産業集積への曝露量とした。そして緯度経度各 30 秒刻みのメッシュデータになっている DMSP 夜間光は各年，各地域のメッシュ平均量を求め，その面積当たり平均を所在企業の都市集積への曝露量とした。²⁾

表 2 産業数と地域数

	中国	インドネシア
産業	167	108
地域	2746	399

2.2 全要素生産性とマークアップ

全要素生産性は y_{it} ， k_{it} ， l_{it} をそれぞれ各企業各年の実質付加価値，資本ストックと従業員数の対数， ω_{it} と ε_{it} をそれぞれ企業が予想できる生産性と予想できない生産性ショックとして，コブダグラス関数

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_k k_{it} + \beta_l l_{it} + \omega_{it} + \varepsilon_{it}$$

を中国は 30，インドネシアは 22 の中分類産業ごとに想定し，Akerberg, Caves, and Frazer (2015) の方法で，まず ω_{it} を資本ストックと中間投入の関数で置き換え可能と考えて各企業各年のショック ε_{it} を推定し，そして産業ごとのパラメータ推定値 $\hat{\beta}_k$ ， $\hat{\beta}_l$ を求めて

$$\widehat{\omega_{it} + \varepsilon_{it}} = y_{it} - \hat{\beta}_k k_{it} - \hat{\beta}_l l_{it}$$

とした。³⁾ すなわち，産業ごとの定数項を含めた生産性（対数）を用いた。

マークアップ率は，可變的要素の生産弾力性と（企業が予想した）分配率の比で求める De Loecker and Warzynski (2012) の方法に従い，

$$\hat{\mu} = \frac{\hat{\beta}_l}{\alpha_{l, it} \exp \hat{\varepsilon}_{it}}$$

とした。 $\alpha_{l, it}$ は各企業各年（名目）付加価値に占める労働費用， $\hat{\varepsilon}_{it}$ は生産関数のショック ε_{it}

の推定値である。

3 集 積 の 効 果

3.1 マッチング

表3は都市、産業各集積への曝露量が中央値より大きかったかどうかで分けた各国各集積曝露群、非曝露群ごとの生産性、マークアップ率とその他変数の平均値と観測数である。表4が示すように、生産性はインドネシアの産業集積が非有意であった他は曝露群が3.8～19.2パーセントポイント高く、マークアップはどの集積も曝露群が有意に低い。集積地の競争がマークアップ率を低く、生産性を高めているように見えるが、共変量に違いの大きいものがあり、さらに生産性は中分類産業ごとに異なる定数を含むので、単純比較は難しい⁴⁾。また、都市集積曝露群の70%以上は産業集積曝露群であるなど、両者の重なりは大きく、どちらの集積がどれだけ効果を持ったのかはわからない。

本稿は各国各集積について、観測年、産業、外資、国有、操業年数と他方の集積曝露変数（都市集積なら産業、産業集積なら都市）の値を曝露・非曝露群で完全一致、そして標準化変量になっている資本ストックと従業員数については $[-0.25, 0.25)$ から上下方向に0.5刻

表3 平均値および観測数

	都市集積				産業集積			
	中国		インドネシア		中国		インドネシア	
	曝露群	非曝露群	曝露群	非曝露群	曝露群	非曝露群	曝露群	非曝露群
全要素生産性 ¹⁾	3.93	3.89	6.71	6.52	3.95	3.88	6.61	6.61
マークアップ率 ²⁾	2.71	2.97	3.15	3.39	2.74	2.94	3.19	3.36
外資企業 ³⁾	0.273	0.175	0.075	0.091	0.250	0.197	0.065	0.099
国有企業 ⁴⁾	0.045	0.033	0.011	0.015	0.035	0.042	0.011	0.014
操業年数	9.1	7.8	18.6	15.9	8.5	8.3	18.0	16.4
資本ストック ⁵⁾	0.038	-0.035	0.098	-0.063	-0.010	0.011	-0.017	0.038
従業員数 ⁵⁾	0.036	-0.035	0.038	-0.008	0.007	-0.006	-0.043	0.063
都市集積 ⁶⁾	1.000	0.000	1.000	0.000	0.734	0.255	0.710	0.256
産業集積 ⁷⁾	0.739	0.260	0.708	0.254	1.000	0.000	1.000	0.000
観測数 ⁸⁾	583064	600884	44948	51147	587623	596325	44825	51270

1) 産業ごとの定数を含む対数。

2) 労働分配率に極端に小さいあるいは大きい異常値が少なからずあったため、上下各5パーセンタイルの外側を外れ値とした。

3) 中国は合弁、合作を含む香港・台湾・マカオおよび外資企業、インドネシアは外資比率25%以上企業を1とするダミー変数。

4) 中国は国有企業、国有連営企業と国有独資企業、インドネシアは100%国有企業を1とするダミー変数。

5) 対数をとったものを各年各産業ごとに標準化した（観測数10未満のものは破棄した）。

6) 都市集積曝露群を1とするダミー変数。

7) 産業集積曝露群を1とするダミー変数。

8) マークアップ率の観測数は外れ値処理のため小さくなる。

表4 平均差

		都市集積		産業集積	
		中国	インドネシア	中国	インドネシア
全要素生産性	推定値	0.038**	0.192*	0.070**	-0.006
	標準誤差	0.014	0.077	0.012	0.044
	観測数	1183948	96095	1183948	96095
マークアップ率	推定値	-0.263**	-0.240**	-0.205**	-0.167*
	標準誤差	0.031	0.082	0.028	0.064
	観測数	1065593	86507	1065593	86507

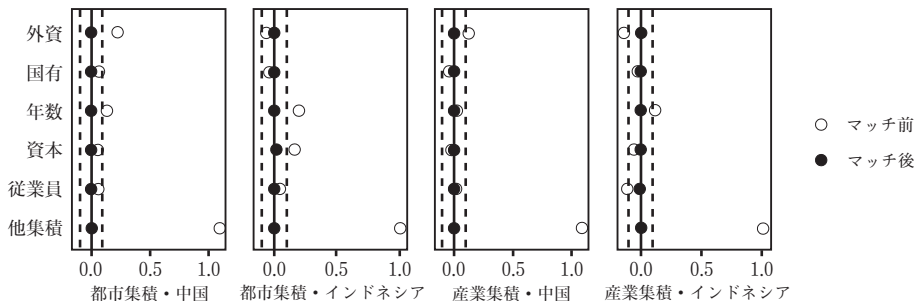
注) 各集積の曝露ダミー変数へ単回帰して求めたもの。標準誤差は産業をクラスターとしたクラスターロバスト標準誤差。**は1%有意，*は5%有意。

みの階級を作ってグループ分けする coarsened exact matching を行った。表5はマッチング前後の観測数，図1は標準化平均差を示す。観測数はかなりの数に残り，標準化平均差は資本ストックと従業員数もほとんどゼロになった。

表5 観測数

	都市集積		産業集積	
	中国	インドネシア	中国	インドネシア
マッチング前	1183948	96095	1183948	96095
マッチング後	407549	10303	412754	11697

図1 標準化平均差



注) 観測年と産業は省略した。破線は±0.1。

3.2 平均処置効果

各集積の（曝露群への平均）効果は，マッチ後サンプルの各観測値にATTウェイトを与え，アウトカム変数を曝露変数と年，産業，外資，国有，操業年数の各値に対応するダミー変数，そして資本ストック，従業員数と両者の自乗に回帰させて求めた。表6が結果であり，

図2は生産性効果の点推定値と信頼区間を平均差（表4）のものと併せて示したものである。インドネシアの産業集積を除いて、集積はマークアップ率を有意に低下させ、集積地の競争が激しかったことを示唆している⁵⁾。しかし、生産性の平均差と処置効果の差となる競争淘汰・自己選択効果は、信頼区間の重なりが大きい。競争淘汰・自己選択効果は点推定値では

表6 平均処置効果

		都市集積		産業集積	
		中国	インドネシア	中国	インドネシア
全要素生産性	推定値	-0.005	0.142**	0.048**	-0.038
	標準誤差	0.023	0.051	0.012	0.032
	観測数	407549	10303	412754	11697
マークアップ率	推定値	-0.107**	-0.466**	-0.091**	-0.009
	標準誤差	0.037	0.169	0.023	0.090
	観測数	372778	9565	376691	10829

注) 標準誤差は産業をクラスターとしたクラスターロバスト標準誤差。**は1%有意。

図2 平均差と処置効果の点推定値と95%信頼区間：全要素生産性

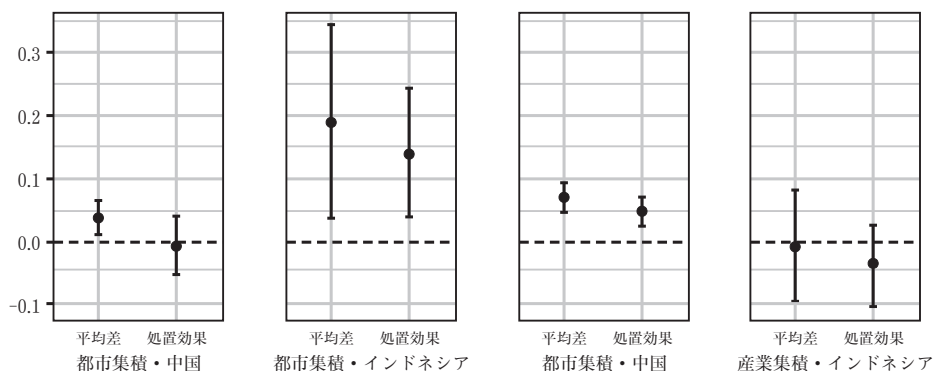
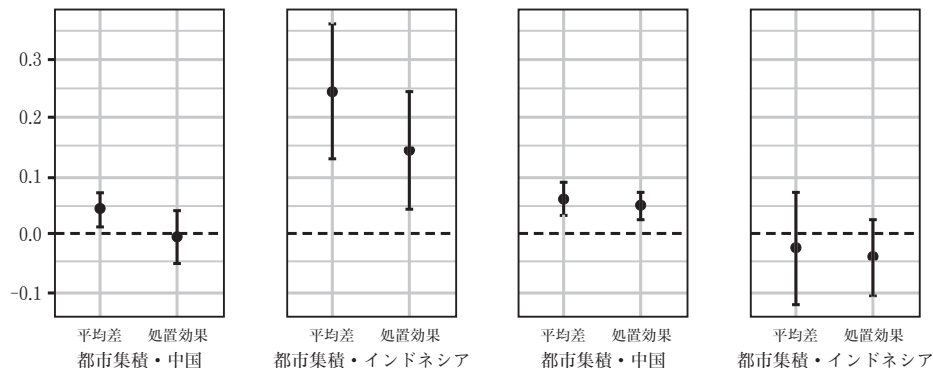


図3 平均差と処置効果の点推定値と95%信頼区間：労働生産性



2.2～4.9パーセントポイント，どの集積でも検出はされたが有意でなかった。

図3は，頑健性確認として，生産性を労働生産性（対数）で測り，同じ方法で平均差と処置効果の点推定値と信頼区間を求めて比較したものである。結果はほとんど変わらなかった。

4 結

本稿は，低生産性企業が厳しく淘汰され，あるいは高生産性企業ばかりが立地選択するために集計レベルの生産性が高くなるという都市・産業集積の生産性と競争淘汰・自己選択の問題，および都市集積と産業集積が重なる問題に，企業データと夜間光データを使って両集積を区別し，生産性とマークアップに対する各集積の平均処置効果をマッチング回帰で推定する方法でアプローチした。可変的生産要素の生産弾力性と分配率を用いたマークアップ率の推定については近年，識別可能性の問題や，どの生産要素のものをを使うかによって値が変わるという問題も指摘されているが（Bond et al. 2021, Raval 2023），中国とインドネシアについて coarsened exact matching によって共変量をほぼ完全にマッチさせた推定結果に従えば，インドネシアの産業集積を除いて，集積地企業のマークアップ率は有意に低く，集積地の競争が激しかったことが示唆された。しかし，競争淘汰・自己選択効果は，どの集積でも検出はされたが有意でなかった。

付録：企業データの詳細

各国企業データは以下のようにして作成した。

中国

規模以上工業企業統計の企業を最初に ID，次に企業名で名寄せし，パネル化した。所在地域名称とコードは2004年経済センサスシェープファイルのものに統一し，同じ企業で所在地，産業コードと操業開始年に欠損や齟齬があった場合は最近年のものに統一した。

付加価値，資本ストック（固定資産額），中間投入額と従業員数は，ゼロ以下であった観測値を欠損とした。付加価値，資本ストックと従業員数は，従業員一人当たりの付加価値または同資本ストックの対前年比が1000倍以上あるいは1/1000以下になる観測値も欠損とした。

付加価値と中間投入の実質化は Brandt, Van Biesebroek, and Zhang (2012) の産出および投入ベンチマークデフレーター (<https://feb.kuleuven.be/public/N07057/CHINA/appendix/>。2024年2月14日確認)を用いた。基準は2003年とした。資本ストックは以下の手順で省レベル地域別のデフレーターを求めて実質化した。

- i) 企業のストック（固定資産）額を省別に各年集計し，省レベル名目ストック K_{pt} とする。
- ii) 年々の投資額を $I_{pt} = K_{pt} - (1 - \delta)K_{p,t-1}$ として求める。減耗率 δ は Brandt, Van Biesebroek, and Zhang (2012) に従い0.09とする。
- iii) I_{pt} を中国統計年鑑の省別投資デフレーターで実質化する。
- iv) 各省，初年のストックから減耗率 δ で実質投資を積み上げて各年実質ストックとし，これと名目ストックからデフレーターを求める。

労働費用は賃金、失業保険費、福利厚生費、年金保険費と住宅公積金。ただし、2003年は賃金、失業保険費と福利厚生費のみ計上されている。

インドネシア

大中製造業事業所統計の事業所を企業とし、IDで名寄せ・パネル化した。所在地名称とコードは統計庁 *The 2012 Peta Digital* のものに統一し、中国同様、所在地、産業コードと操業開始年に欠損・齟齬があった場合は最近年のものに統一した。付加価値、資本ストック、中間投入額と従業員数の異常値も同様に処理した。

付加価値と中間投入はそれぞれ（全経済の）GDPデフレーターと卸売物価指数で実質化した。資本ストックは、固定資産額と投資額が収録されているので、投資額を総固定資本形成のデフレーターで実質化し、各企業、最近年の固定資産額をベンチマークにして各年実質資本ストックを求めた。減耗率は0.05とした。

労働費用は賃金と「その他のインセンティブ」を合計した。

注

* この研究はJSPS科研費19K01628の助成を受けたものです。

- 1) DMSPデータは<https://www.ngdc.noaa.gov/eog/dmsp/downloadV4composites.html>（2024年2月14日確認）。
- 2) メッシュ平均のさらに面積当たり平均をとったのは、メッシュの面積が緯度経度によって変わるためである。地域別メッシュ平均と面積の計算は中国はChina Data Center（現在はChina Data Institute）の2004 *China Economic Census Data With GIS Map*、インドネシアは統計庁 *The 2012 Peta Digital* のシェープファイルを利用した。
- 3) インドネシアの中分類産業は23あったが、事務用電気機械・計算機（コード30）は企業数が多くなかったため、その他電気機械器具（コード31）と併せてパラメータを推定した。
- 4) マークアップ率は全体に大きい。直接的には労働分配率に小さい観測値が多かったことが理由であるが（中央値は0.3であった）、従業員数20名以上の大中企業サンプルだったからかもしれない。
- 5) インドネシアは産業の集積度が大きくなかった可能性がある。産業集積曝露群の面積当たり同業企業数は平均して中国が非曝露群の32.7倍であったのに対し、インドネシアは10.2倍であった。

参考文献

- Accetturo, Antonio, Valter Di Giacinto, Giacinto Micucci, and Marcello Pagnini. 2018. "Geography, Productivity, and Trade: Does Selection Explain Why Some Locations are More Productive than Others?" *Journal of Regional Science* 58(5): 949-979.
- Ackerberg, Daniel A., Kevin Caves, and Garth Frazer. 2015. "Identification Properties of Recent Production Function Estimators." *Econometrica* 83(6): 2411-2451.
- Arimoto, Yutaka, Kentaro Nakajima, and Tetsuji Okazaki. 2014. "Sources of Productivity Improvement in Industrial Clusters: The Case of the Prewar Japanese Silk-Reeling Industry." *Regional Science and Urban Economics* 46: 27-41.
- Baldwin, Richard E., and Toshihiro Okubo. 2006. "Heterogeneous Firms, Agglomeration and Eco-

- conomic Geography: Spatial Selection and Sorting.” *Journal of Economic Geography* 6(3): 323–346.
- Bond, Steve, Arshia Hashemi, Greg Kaplan, and Piotr Zoch. 2021. “Some Unpleasant Markup Arithmetic: Production Function Elasticities and Their Estimation from Production Data.” *Journal of Monetary Economics* 121: 1–14.
- Brandt, Loren, Johannes Van Biesebroeck, and Yifan Zhang. 2012. “Creative Accounting or Creative Destruction? Firm-Level Productivity Growth in Chinese Manufacturing.” *Journal of Development Economics* 97(2): 339–351.
- Ciccone, Antonio, and Robert E. Hall. 1996. “Productivity and the Density of Economic Activity.” *American Economic Review* 86(1): 54–70.
- Combes, Pierre-Philippe, Gilles Duranton, Laurent Gobillon, Diego Puga, and Sébastien Roux. 2012. “The Productivity Advantages of Large Cities: Distinguishing Agglomeration from Firm Selection.” *Econometrica* 80(6): 2543–2594.
- De Loecker, Jan, and Frederic Warzynski. 2012. “Markups and Firm-Level Export Status.” *American Economic Review* 102(6): 2437–2471.
- Forslid, Rikard, and Toshihiro Okubo. 2014. “Spatial Sorting with Heterogeneous Firms and Heterogeneous Sectors.” *Regional Science and Urban Economics* 46: 42–56.
- Iacus, Stefano M., Gary King, and Giuseppe Porro. 2012. “Causal Inference without Balance Checking: Coarsened Exact Matching.” *Political Analysis* 20(1): 1–24.
- Kondo, Keisuke. 2017. “Testing for Agglomeration Economies and Firm Selection in Spatial Productivity Differences: The Case of Japan.” Research Institute of Economy, Trade and Industry Working Paper 16-E-098.
- Melitz, Marc J., and Gianmarco I. P. Ottaviano. 2008. “Market Size, Trade, and Productivity.” *Review of Economic Studies* 75(1): 295–316.
- Okubo, Toshihiro, and Eiichi Tomiura. 2014. “Skew Productivity Distributions and Agglomeration: Evidence from Plant-Level Data.” *Regional Studies* 48(9): 1514–1528.
- Raval, Devesh. 2023. “Testing the Production Approach to Markup Estimation.” *Review of Economic Studies* 90(5): 2592–2611.
- Rosenthal, Stuart S., and William C. Strange. 2004. “Evidence on the Nature and Sources of Agglomeration Economies.” In Vol. 4, *Handbook of Regional and Urban Economics*, edited by J. V. Henderson and J.-F. Thisse, 2119–2171. Amsterdam: Elsevier B. V.
- Syverson, Chad. 2004. “Market Structure and Productivity: A Concrete Example.” *Journal of Political Economy* 112(6): 1181–1222.