

потребляемой электродвигателем привода резания, замеренных со смещением во времени. Критерий заштыбовки шнека изменяется во времени случайным образом вокруг среднего значения в диапазоне с шириной $\pm 10\%$ от среднего значения, если объем циркулирующего угля меньше 33 % рабочего объема шнека, и выходит из данного диапазона, если объем циркулирующего угля становится больше 33 % рабочего объема шнека.

3. Как показали результаты моделирования работы САУ добычным комбайном, переход от существующего алгоритма автоматического управления скоростью подачи комбайна к предложенному алгоритму за счет значительного снижения объема циркулирующего угля в рабочем пространстве шнека позволяет уменьшить удельные энергозатраты на добычу угля на 58% (на 0,413 кВт·ч/т для комбайна УКД300). Таким образом, предлагаемый алгоритм автоматического управления скоростью подачи комбайна на тонких пластах является энергетически эффективнее.

Список литературы

1. Позин Е. З. Разрушение углей выемочными машинами / Е. З. Позин, В. З. Меламед, В. В. Тон. — М. : Недра, 1984. — 288 с.
2. Стариков Б. Я. Асинхронный электропривод очистных комбайнов / Б. Я. Стариков, В. Л. Азарх, З. М. Рабинович. — М. : Недра, 1981. — 288 с.
3. Докукин А. В. Статистическая динамика горных машин / А. В. Докукин, Ю. Д. Красников, З. Я. Хургин. — М. : Машиностроение, 1978. — 239 с.
4. Стадник Н. И. Алгоритм энергосберегающего управления добычным комбайном / В. В. Ткачев, Н. И. Стадник, А. В. Бубликов // Научный вестник НГУ. — Днепропетровск, 2009. — № 2. — С. 82—89.

*Рекомендовано до публікації д.т.н. Ткачовим В.В.
Надійшла до редакції 27.04.2013*

УДК 681.5.015: 62-52

© А.В. Герасина

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ПРОГНОЗИРУЮЩИЕ МОДЕЛИ ПРОЦЕССОВ КРУПНОГО ДРОБЛЕНИЯ И САМОИЗМЕЛЬЧЕНИЯ РУД

Проанализированы технологические процессы крупного дробления и самоизмельчения руд как объекты управления. Разработаны их интеллектуальные прогнозирующие модели, которые имеют оптимальную структуру и параметров для текущего режима работы, что позволяет снизить ошибки моделей и повысить качество управления данными процессами.

Проаналізовано технологічні процеси крупного дроблення і самоздрібнювання руд як об'єкти керування. Розроблено їх інтелектуальні прогнозуючі моделі, які мають оптимальну структуру та параметри для поточного режиму роботи, що дозволяє знизити похибки моделей та підвищити якість керування цими процесами.

Technological processes for coarse crushing and autogenous grinding as controlled objects are analyzed. It was developed its intelligent predictive models, which have optimal structure and pa-

rameters for current operating mode that allowed to lower models error and the improving in this process control.

Введение. Процессы крупнокускового дробления (ККД) и мокрого самоизмельчения (МСИ) руд имеют различные режимы работы. Создание эффективных систем управления данными процессами предусматривает их идентификацию как на стадии проектирования, так и в процессе функционирования.

Постановка задачи. На горно-обогатительных комбинатах (ГОК) процесс ККД осуществляется, обычно, в конусных дробилках (КД) ККД-1500, а процесс МСИ – в барабанных мельницах мокрого самоизмельчения (ММС) ММС 70x23 или ММС 90x30.

Процесс ККД находится в начале технологической линии дробления, а процесс МСИ – в начале технологической линии переработки и обогащения руды. При этом актуальным является повышение качества управления этими процессами, для уменьшения дисперсии технологических параметров, что приводит к улучшению качества продуктов обогащения.

Наиболее эффективными для управления данными процессами являются адаптивные системы, стратегия управления которых основана на включении математической модели в контур управления и прогнозе в режиме реального времени результатов процесса. Для реализации адаптивных систем управления необходимо наличие динамических моделей управляемых процессов, для получения которых используются процедуры их идентификации.

В качестве методов идентификации сложных процессов большое развитие получили методы систем искусственного интеллекта: нейронные сети (НС), системы с нечеткой логикой, которые являются универсальными эффективными аппроксиматорами.

Цель статьи. Разработка интеллектуальных прогнозирующих моделей процессов ККД и МСИ руд.

Процессы крупного дробления и самоизмельчения руд как объекты управления. Для процесса крупного дробления в КД выходными переменными являются гранулометрический состав дробленого продукта $\Gamma_{вых}$, производительность процесса $Q_{др}$ и потребляемая мощность $P_{др}$ (рис. 1, а). Управляющими воздействиями являются производительность рудного питания (подача) $Q_{вх}$ и размер разгрузочной щели дробилки g . К возмущениям относят гранулометрический состав входной руды $\Gamma_{вх}$ и ее крепость ρ , состояние футеровок ξ и т.п. [1-3].

Основными выходными переменными процесса самоизмельчения в ММС являются содержание готового класса крупности в выходном продукте Γ_m , производительность по готовому классу $Q_{гот}$, потребляемая мощность P_m и степень внутримельничного заполнения φ (рис. 1, б). Его управляющими воздействиями являются производительность по входной руде Q_p и расходы воды B_m . К возмущениям относят гранулометрический состав входной руды Γ_p ,

ее физико-механические и вещественные свойства q , пески Π , состояние футеровок и лифтеров ξ и др. [1–3].

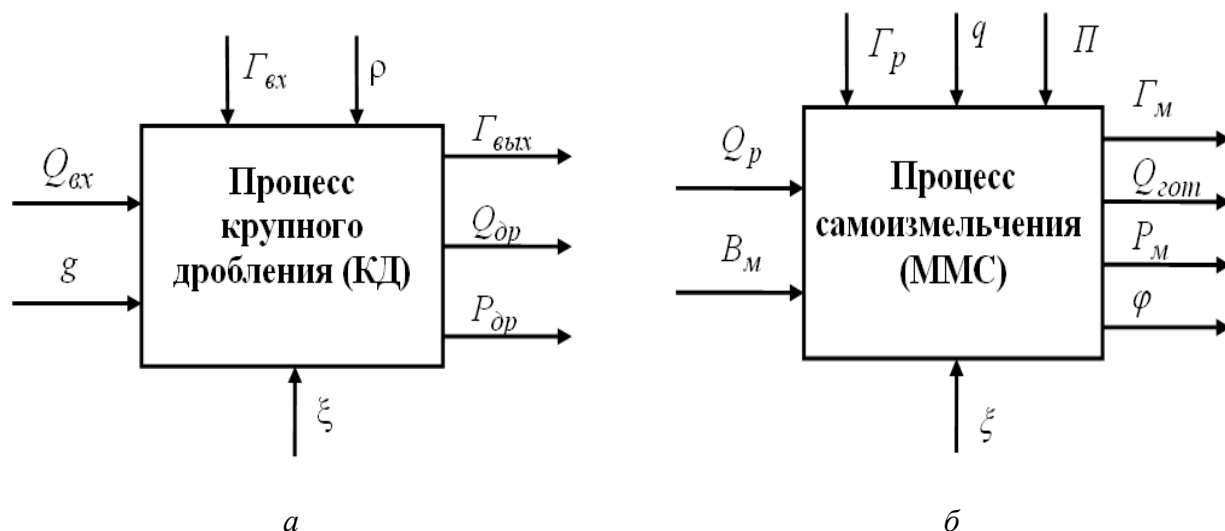


Рис. 1. Процессы крупного дробления в КД (а) и самоизмельчения в ММС (б) как объекты управления

Наиболее трудоемким и важным в оптимизации процессов ККД и МСИ является выбор критерия оптимальности (цели управления) и математической модели технологического процесса. Так как данные процессы относят к подготовительным, то для их управления используют технологические критерии.

Управление процессом ККД осуществляют по заданному $\Gamma_{вых}^{зад}$ гранулометрическому составу продукта дробления [3]:

$$\left\| \Gamma_{вых} - \Gamma_{вых}^{зад} \right\| \rightarrow \min \quad (1)$$

при ограничениях на допустимые мощность $P_{др} \leq P_{дрmax}$ и производительность $Q_{др} \geq Q_{дрmin}$. При этом, заданный гранулометрический состав $\Gamma_{вых}^{зад}$ отвечает максимальной производительности по входной руде следующего в технологической линии процесса измельчения.

Для технологического процесса МСИ управление, например, могут осуществлять с целью максимизации производительности по готовому классу:

$$Q_{гом} \rightarrow \max \quad (2)$$

при ограничениях на допустимую мощность $P_m \leq P_{mmax}$. Эта цель управления отвечает минимизации эксплуатационных затрат технологической линии обогащения [3].

Целями управления процессом МСИ также могут быть:

- обеспечение требуемого качества (гранулометрического состава продукта измельчения) $\Gamma_M = \Gamma_M^{зад}$ при ограничениях на производительность цикла по входной руде $Q_p \geq Q_p^{дон}$;

- минимизация энергозатрат (отношения допустимой мощности к производительности по готовому классу) $P_M/Q_{гом} \rightarrow \min$ при ограничениях на гранулометрический состав продукта измельчения $\Gamma_M \leq \Gamma_M^{зад}$.

Интеллектуальные прогнозирующие модели процессов крупного дробления и самоизмельчения руд. Пусть прогнозирующая модель ОУ процесса ККД (рис. 1,а) имеет вид:

$$\hat{\Gamma}_{вых}[m+n] = \Phi_{\hat{\Gamma}}\{\Gamma_{вых}[m], g[m], \Gamma_{вх}[m], \rho[m], \xi[m], a_{\hat{\Gamma}}[m], m\}, \quad (3)$$

где m – текущий такт времени с соответствующими глубинами памяти; n – глубина прогноза.

В качестве критерия параметрической оптимизации использовался критерий регулярности вида, вычисляемый на проверочной выборке [4]:

$$C_{регККД} = \frac{\|\Gamma_{выхB}[m+n] - \hat{\Gamma}_{выхB}[m+n]\|}{\|\Gamma_{выхB}[m+n]\|}, \quad (4)$$

где $\Gamma_{выхB}[m+n]$ – гранулометрический состав продукта дробления, а $\hat{\Gamma}_{выхB}[m+n]$ – выходы моделей, которые обучены на выборке B .

В качестве критерия структурной оптимизации использовался комбинированный критерий вида [4]:

$$C_{комбККД} = \mu C_{регККД} + (1 - \mu) C_{смККД}, \quad (5)$$

где $C_{смККД}$ – критерий несмещенности, который для процесса ККД имеет вид:

$$C_{смККД} = \frac{\|\hat{\Gamma}_{выхA}[m+n] - \hat{\Gamma}_{выхB}[m+n]\|}{\|\Gamma_{вых}[m+n]\|}, \quad (6)$$

где $\hat{\Gamma}_{выхA}[m+n]$ – выходы моделей, которые обучены на выборке A . Вычисление критерия $C_{смККД}$ осуществляется на всей выборке N .

Для идентификации процессов ККД и МСИ руд предложен комплексный метод [5], который учитывает вариацию структур моделей в условиях изменения режимов работы управляемых процессов. Это обеспечивает выбор лучшей из них для текущего режима функционирования, и позволяет снизить ошибки интеллектуальных прогнозирующих моделей данных процессов.

В результате проведенных исследований [5] установлено, что в качестве структуры модели процесса ККД предпочтительной является структура Гаммерштейна-Винера.

Определение структурных характеристик и параметров модели данного процесса выполнялось в среде Matlab на основе экспериментальных реализаций значений технологических переменных процесса ККД, полученных в условиях Ингулецкого ГОКа.

Возмущениями процесса ККД являлась средневзвешенная крупность $d_{вх}$ и крепость входной руды ρ , управляющим воздействием g – ширина разгрузочной щели дробилки, а выходом процесса – содержание класса +100 мм в дробленой руде Γ_{+100}^1 . Размер реализаций составлял $N = 58$.

В результате получена интеллектуальная прогнозирующая модель процесса ККД оптимальных структуры и параметров в смысле критериев (4) и (5).

Результат параметрической оптимизации модели процесса ККД приведен на рис. 2,а. При этом значение критерия (4) составило 0,0311, что меньше ошибки модели процесса ККД, полученной с помощью известного метода идентификации [6].

Прогнозирующая модель ОУ процесса МСИ (рис. 1,б) имеет вид:

$$\hat{Q}_{zom}[m+n] = \Phi_{\hat{Q}}\{Q_{zom}[m], \rho_k[m], \varphi[m], \Delta_m[m], \Gamma_p[m], q[m], \xi[m], a_Q[m], m\}, \quad (7)$$

где $\rho_k[m]$ – плотность слива классификатора; $\Delta_m[m]$ – отношение твердое/жидкое в мельнице; m – текущий такт времени с соответствующими глубинами памяти; n – глубина прогноза.

В качестве критерия параметрической оптимизации использовался критерий регулярности, вычисляемый на проверочной выборке [4]:

$$C_{регМСИ} = \frac{\|Q_{zomB}[m+n] - \hat{Q}_{zomB}[m+n]\|}{\|Q_{zomB}[m+n]\|}, \quad (8)$$

где $Q_{zomB}[m+n]$ – производительность по готовому классу, $\hat{Q}_{zomB}[m+n]$ – выходы моделей, которые обучены на выборке B .

В качестве критерия структурной оптимизации для процесса МСИ использовался комбинированный критерий вида [4]:

$$C_{комбМСИ} = \mu C_{регМСИ} + (1 - \mu) C_{смМСИ}, \quad (9)$$

где $C_{смМСИ}$ – критерий несмещенности, который имеет вид:

$$C_{смМСИ} = \frac{\|\hat{Q}_{zomA}[m+n] - \hat{Q}_{zomB}[m+n]\|}{\|Q_{zom}[m+n]\|}, \quad (10)$$

где $\hat{Q}_{zomA}[m+n]$ – выходы моделей, которые обучены на выборке A . Вычисление критерия $C_{смМСИ}$ осуществляется на всей выборке N .

В результате проведенных исследований [7] установлено, что в качестве структуры модели процесса МСИ предпочтительной является структура Гаммерштейна-Винера.

Для моделирования процесса МСИ в качестве входного сигнала использовался полигармонический корреляционный нормированный сигнал с гауссовским шумом амплитудой 10 % от уровня сигнала, а сам процесс МСИ моделировался ПИТ2 звеном. Размер реализаций составлял $N = 1024$.

В результате получена интеллектуальная прогнозирующая модель процесса МСИ оптимальной структуры и параметров в смысле критериев (8) и (9).

Результат параметрической оптимизации модели процесса МСИ приведен на рис. 2, б. При этом значение критерия (8) составило 0,0311, что меньше ошибки моделей процесса МСИ, полученной с помощью известного метода идентификации [6].

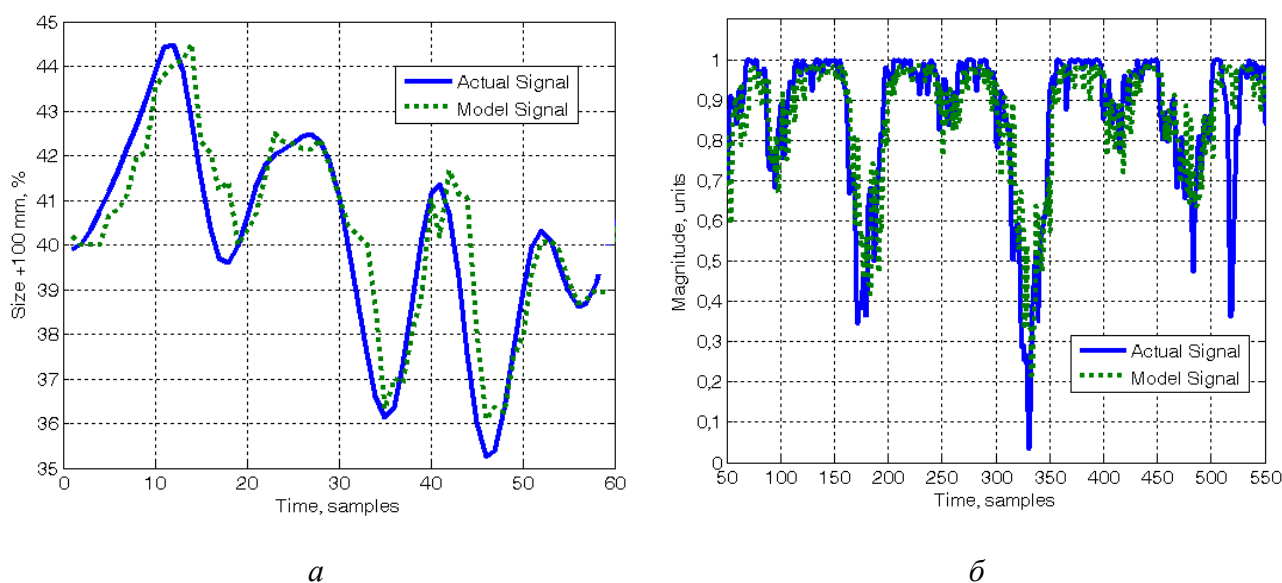


Рис. 2. Результаты параметрической оптимизации моделей процессов ККД (а) и МСИ (б)

Значения структурных характеристик полученных моделей приведены в таблице.

Развернутая информация о структуре НС моделей процессов ККД и МСИ представлена на рис. 3–5. При этом, на рис. 5 показаны структуры слоев Layer 1 и Layer 2 (слой Layer 1 – скрытый слой).

На рис. 3 использовались следующие обозначения: $x\{1\}$ – вход сети, $y\{1\}$ – выход сети, Neural Network – НС прямого распространения [8]. Блок Neural Network представляет собой НС, структура которой показана на рис. Ж.2.

На рис. 4 и 5 использовались следующие обозначения: $p\{1\}$ – вход 1 на слой 1 и 2; $a\{1\}$ и $a\{2\}$ – выход слоя 1 и 2; Delays 1, 2 – линии задержки для входов 1 и 2 соответственно; IW – матрица весов входов; LW – матрица весов связей слоев 1 и 2; b – вектор смещения для слоев 1 и 2; netsum – сумматор; logsig и purelin – функции активации слоев 1 и 2 [8].

Структурные характеристики моделей процессов ККД и МСИ

Мо- дель	Струк- тура модели	Глу- бина памя- ти по раз- ным входам	Глу- бина точно- го про- гноза	Базисная функция	Функция актива- ции вы- ходного слоя	Функция актива- ции скрытого слоя	Коли- чество нейро- нов в скры- том слое	Метод пара- метри- ческой оптими- зации
ККД	Гаммер- штейна- Винера	1–4	3	Каскадная НС пря- мого рас- простра- нения	Линейная	Логисти- ческая сигмои- дальная	28	Метод Флетче- ра-Ривса
МСИ	Гаммер- штейна- Винера	1–4	3	Каскадная НС пря- мого рас- простра- нения	Линейная	Логисти- ческая сигмои- дальная	58	Метод Биеле- Пауэлла

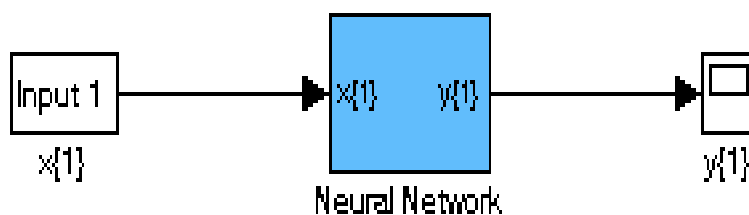


Рис. 3. Структура моделей процессов ККД и МСИ

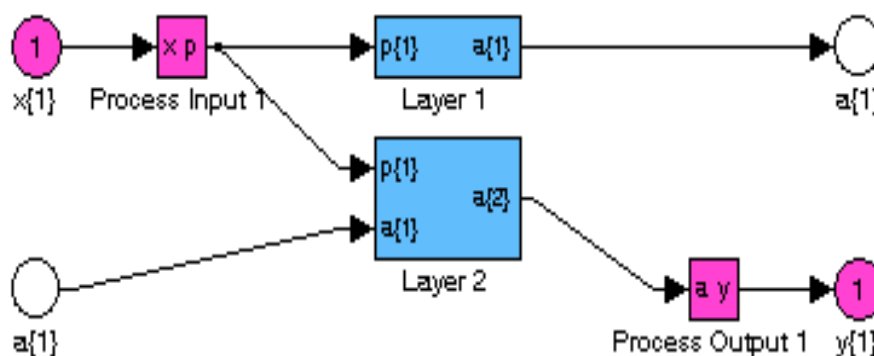


Рис. 4. Структуры НС моделей процессов ККД и МСИ

Параметрами НС моделей процессов ККД и МСИ являются матрицы весов IW и LW , вектор смещений b , а также задержки $Delays$.

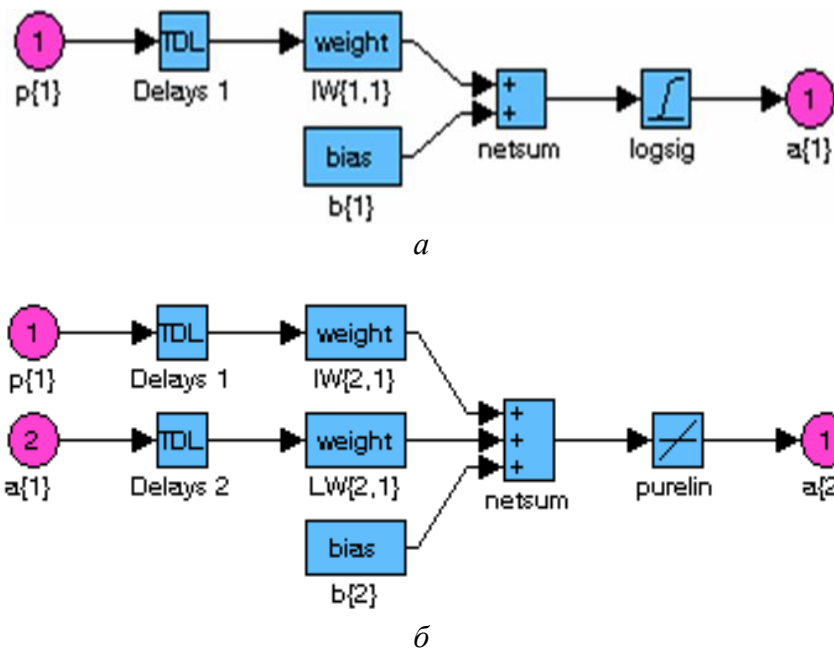


Рис. 5. Структура слоев Layer 1 (а) и Layer 2 (б) НС моделей процессов ККД и МСИ

Выводы. Впервые получены интеллектуальные прогнозирующие модели процессов ККД и МСИ руд, которые, имеют меньшую ошибку по сравнению с моделями, полученными с помощью известного метода идентификации.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на оценку эффективности управления процессами ККД и МСИ руд по разработанным моделям.

Список литературы

1. Марюта А.Н. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик / А.Н. Марюта, Ю.Г. Качан, В.А. Бунько. – М.: Недра, 1983. – 277 с.
2. Линч А. Дж. Циклы дробления и измельчения. Моделирование, оптимизация, проектирование и управление / Алан Джеймс Линч. – М.: Недра, 1981. – 343 с.
3. Справочник по обогащению руд. Специальные и вспомогательные процессы, испытания обогатимости, контроль и автоматика / Под ред. О.С. Богданова, В.И. Ревнивцева. – М.: Недра, 1983. – 376 с.
4. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А.Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.
5. Герасина А.В. Комплексный метод идентификации нелинейных процессов крупного дробления и самоизмельчения руд / А.В. Герасина // Збірник наукових праць НГУ – 2011. – № 36, т. 1 – С. 150-157.
6. Кузнецов Г.В. Композиційна структурно-параметрична ідентифікація нелінійних динамічних об'єктів керування / Г.В. Кузнецов, В.І. Корнієнко, О.В. Герасіна // Наукові вісті НТУУ КПІ. – 2009. - № 5. – С.69-75. – ISSN 1810-0546.
7. Герасина А.В. Идентификация объектов управления в АСУТП рудоподготовки / А.В. Герасина, В.И. Корниенко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2010. – № 10. – С. 102-106. – ISSN 2071-2227.
8. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.

*Рекомендовано до публікації д.т.н. Самусею В.І.
Надійшла до редакції 18.05.2013*