基于产品能谱模型的制造过程能耗基准建模与浪费识别方法

耿端阳
上海交通大学设计学院，上海，200240

摘要：针对当前制造过程能耗管理中海量能耗数据难以转化为节能价值以及系统性能源浪费难以识别的问题，提出了基于产品能谱（PEP）模型的能源浪费识别与量化方法。该方法首先将分析单元从生产设备转向产品价值创造过程，构建描述单位产品各工序能耗构成的PEP模型；然后通过对历史生产大数据的统计学习，生成代表企业最优实践的数据驱动型能耗基准；最后将实际生产能耗与该基准进行对标，实现工序级能源浪费的精准量化与诊断。石膏板生产案例表明，该方法能够有效量化系统性能源浪费，在9天内识别出电力和天然气分别有16.93%和17.69%的优化潜力；能谱波动分析揭示了高能耗工序不等同于高浪费潜力工序的关键洞见。

关键词：能耗基准；制造过程；能源浪费；数据驱动；产品能谱
中图分类号：TK01-8
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.10.011 **开放科学（资源服务）标识码（OSID）**：

Product Energy Profile Model-based Method for Energy Benchmark Modeling and Waste Identification for Manufacturing Processes

GENG Duanyang
School of Design, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, 200240

Abstract: Addressing the difficulty of translating massive energy consumption data into practical energy-saving value and identifying systemic energy waste in the current energy consumption management for manufacturing processes, an energy waste identification and quantification method was proposed based on the PEP model. In this method, the unit of analysis was shifted from production equipment to the product's value creation process, and the PEP model was constructed to describe the energy consumption composition of a unit product across different processes. Subsequently, through statistical learning of historical production big data, a data-driven energy consumption benchmark representing the enterprise's best practice was generated. Finally, by benchmarking actual production energy consumption against this benchmark, precise quantification and diagnosis of energy waste at the process level were achieved. A gypsum board production case study demonstrates that the method can effectively quantify systemic energy waste, identifying optimization potentials of 16.93% for electricity and 17.69% for natural gas within 9 days. Furthermore, energy profile volatility analysis reveals the key insight that high-energy-consumption processes do not equate to high-waste-potential processes.

Key words: energy benchmark; manufacturing process; energy waste; data-driven; product energy profile (PEP)

0 引言

作为全球最大的制造业国家，我国工业部门能耗及能效优化潜力巨大[1]。能效提升被国际能源署（IEA）等机构视为最具减碳潜力的技术路径，Nature子刊的评述文章也在近期强调制造业中能效提升的重要性及潜力[2]，而如何精准识别并量化生产过程中长期被忽视的隐形能源浪费，是实现能效提升的关键突破口[3]。

近年来，以数字化能源管理系统（DEMS）为代表的新一代信息技术在制造业快速普及，为数据驱动的精细化能效管理提供了前所未有的机遇[4-7]。然而，纵观现有研究，在面对离散制造系统复杂的耦合特性与动态时变环境时，当前主流的三类能耗建模与分析范式均显现出明显的局限性。

1）基于物理机理的能耗理论建模过于理想化。这一类研究主张从加工原理出发，建立热力

收稿日期：2025-11-27
基金项目：国家自然科学基金（52605812）；上海市白玉兰人才计划浦江项目（24PJC046）

学及运动学模型来计算理论能耗。类似思路在钢铁等流程工业中应用成熟，其核心是基于热力学定律计算物理化学反应的理论最小能耗[8-9]。部分学者将此经验引入机械加工领域，如文献[10-12]分别针对车削切削等工艺建立了精细的能耗或能效预测模型。然而，离散制造能耗不仅包含材料去除的有效功，更涉及液压、冷却等复杂辅助系统的非线性耦合。纯物理模型高度依赖摩擦因数等理想参数，在动态时变环境下极易导致理论基准失效，无法精准识别微小的能源浪费。

2）基于数据驱动的统计分析存在黑箱特征与静态局限。为规避复杂的物理建模，文献[13-16]分别利用深度学习、长短期记忆（LSTM）网络等算法挖掘数据价值并构建能耗预测模型，但此类方法面临数据黑箱的调整，缺乏物理可解释性。虽然有如ZHANG等[17]尝试构建物理引导的Transformer模型以进行能耗预测，但现有方法多基于概率统计拟合，难以动态适应时变工况，无法精准区分由刀具磨损等引起的合理漂移与管理不善引发的异常浪费，极易出现基准过宽掩盖浪费的现象。

3）基于物联网（IoT）的监测存在语义脱节。随着工业物联网技术的发展，高频能耗数据的采集日趋成熟[6]，如XU等[18]和REICHARDT等[19]探讨了基于IoT平台的能效提升路径，ZHANG等[20]则进一步构建了面向智能制造的数字孪生框架，然而，数据的获取并不等于价值的创造。现有系统多停留于对能耗数据的描述性展示（如功率曲线），缺乏将能耗数据回溯至生产行为（如工艺节拍、工步状态）的能力。这种能耗数据与生产数据的语义脱节，导致海量数据沦为数据孤岛，无法精准区分增值能源与非增值能源，从而难以支撑深层次的浪费诊断。

总体而言，上述三类研究范式未能有效建立物理机理与实测数据之间的深层映射。面对强耦合且动态时变的复杂制造系统，建立全能的正向物理预测模型并不现实。制造业中DEMS的广泛普及与海量能耗数据的积累，为解决这一难题提供了全新视角，即从传统的参数正向预测能耗，转向利用实测大数据逆向反演生产状态。

基于此逻辑，本文提出一种以产品为核心的产品能谱（product energy profile，PEP）分析模型与方法，旨在为企业在双碳目标下实现数据驱动的绿色低碳转型提供新工具。

1　面向能源浪费量化的产品能谱模型构建

为系统性解决上述问题，本文构建了以产品为中心的产品能谱分析模型。该模型旨在建立能源消耗与产品价值创造过程的直接映射关系，为能源浪费的科学量化与精准诊断提供理论基础。该模型的核心由以下三个基本定义构成。

定义1　产品能谱（PEP）。PEP描述一个单位产品在全制造流程中各道工序单位能耗构成的向量化表征。若某产品需经过m道工序，则它在特定生产批次i的产品能谱$\boldsymbol{P}_i$可表示为

$$\boldsymbol{P}_i=(e_{i,1},e_{i,2},\cdots,e_{i,m}) \tag{1}$$

其中，$e_{i,m}$为批次i产品在第j道工序上的单位产品能耗。该模型将系统总能耗解构为附着于产品的离散化能耗信息。产品能谱可视化示例如图1所示（图中流量条的宽度代表能耗数值的大小，线条越宽表示该环节消耗的能源越多；不同颜色代表不同的生产阶段，方便快速理解能耗分布），所有工序的单位能耗组合在一起，便构成了该批次产品的能谱向量$\boldsymbol{P}_i$。

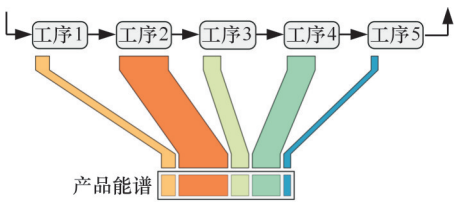


图1　产品能谱可视化示例

Fig. 1　Visualisation of product energy profile

定义2　代表最优能耗基准的精炼产品能谱（refined PEP，rPEP）。rPEP是基于历史生产大数据分析得出的、在现有工艺与设备条件下各工序可实现的最低单位产品能耗的集合，其数学形式为一个基准向量：

$$\boldsymbol{P}^*=(e_1^*,e_2^*,\cdots,e_m^*) \tag{2}$$

其中，e_j^*为第j道工序在历史所有批次中所达到的最优单位产品能耗。与依赖理论计算或行业定额的静态基准不同，rPEP是数据驱动的、从企业自身生产实践中涌现出的、可达成的最优实践标尺。

定义3　能源浪费（energy waste，EW）。在特定生产批次i中，其工序j上的能源浪费量$w_{i,j}$可被量化为该工序的实际总能耗$E_{i,j}$与其基于最优能耗基准和该批次合格品产量Q_i计算所得的理论最低总能耗的差值：

$$w_{i,j}=E_{i,j}-e_j^*Q_i \tag{3}$$

此定义将能源浪费从一个模糊的管理概念转变为一个可精确计算和分解的工程量，为后续的量化诊断奠定了模型基础。

基于上述核心定义，本文提出了一套完整的能源浪费识别与量化实施流程，如图2所示。该流程整合了从多源数据输入、预处理与对齐，到批次产

品能谱构建(包含直接构建法与能耗解耦分摊法两种路径),再到利用历史数据生成最优能耗基准,最终实现能源浪费量化计算与诊断分析的全过程。图2展示了各个工序之间的数据流与逻辑关系。

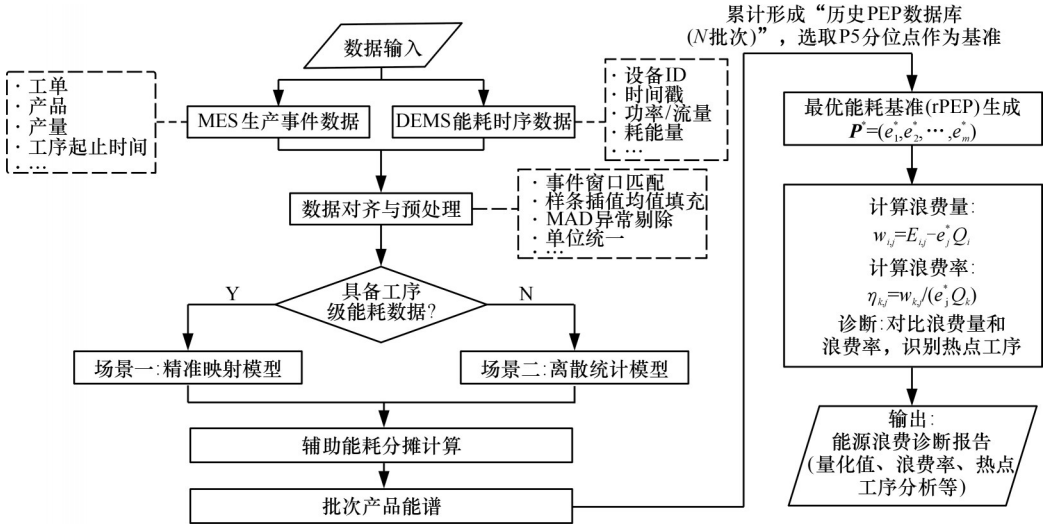


图2 基于产品能谱的能源浪费识别与量化流程

Fig.2 Process flowchart for energy waste identification and quantification using product energy profile

2 基于PEP的能源浪费识别与量化流程

如图2所示,该流程包含多源数据融合与PEP构建、rPEP基准生成及浪费量化诊断三个核心步骤。为了确保该流程方法在工程实践中的可重复性与准确性,本节对图2中各关键环节的计算模型与数学定义进行详细阐述。

2.1 方法实施的数据基础

数据基础来源于企业已广泛部署的数字化能源管理系统(DEMS)和制造执行系统(MES)。在理想情况下,实施本方法需要两类关键数据:①生产过程事件数据(源于MES),包括工单号、产品型号、批次合格品产量、各工序的计划与实际开始/结束时间戳等;②设备级能耗时序数据(源于DEMS),包括设备ID、时间戳和对应的实时功率、累计电量、天然气流量等能耗数据。

2.2 多源数据融合与PEP模型构建

如图2所示,PEP构建的核心是将物理世界的设备能耗(DEMS数据)映射至数字世界的生产活动(MES数据)。考虑到制造现场信息化水平的差异,本文建立针对两种典型场景的计算模型,并最终聚合生成产品能谱。

2.2.1 场景一:具备高频实时采集能耗数据的精准映射模型

当企业具备高频(秒级)功率采集条件时,设工序集合$M=\{1,2,\cdots,m\}$,通过MES系统获取第x个产品在第j道工序的加工时间段$T_{x,j}=[t_{\mathrm{sta}},t_{\mathrm{end}}]$。同时,从DEMS获取对应设备的实时功率序列$P(t)$。此时,批次$i$中某产品的单工序的直接加工能耗$E_{i,j}^{\mathrm{dir}}$通过定积分精确计算:

$$E_{i,j}^{\mathrm{dir}}=\int_{t_{\mathrm{sta}}}^{t_{\mathrm{end}}}P(t)\mathrm{d}t \tag{4}$$

该方法利用高频数据优势,能够精准捕捉设备瞬时功率波动及待机能耗对特定产品的影响,适用于精细化的单件能效追溯。

2.2.2 场景二:基于批量能耗数据的离散统计模型

针对缺乏高频监控、仅具备周期性(如班次级)计量读数的离散制造场景,采用基于统计周期的均值化计算方法。设在第d个统计周期内,工序j的总能耗实测值为$E_{d,j}$,该周期内的合格品产量为Q_d。该周期单位产品的平均工序能耗

$$e_{d,j}=E_{d,j}/Q_d \tag{5}$$

通过连续采集D个周期的数据即可构建反映该工序历史能耗水平的样本集合$S_j=\{e_{1,j},e_{2,j},\cdots,e_{D,j}\}$。该方法通过对长周期能耗的均值化处理来反映该周期内的综合能效水平。后续计算中,将$e_{D,j}$的值作为场景一中的$E_{i,j}^{\mathrm{dir}}$代入替换。

2.2.3 辅助能耗分摊与PEP聚合

对于空压、除尘等服务于多台设备的公用辅助系统,其能耗需根据主设备的额定功率权重进行分摊。设时刻t辅助系统总功率为$P_{\mathrm{aux}}(t)$,当前正在运行的n个主工序集合为$N_{\mathrm{act}}(t)$,则批次i的第j道工序分摊的辅助能耗

$$E_{i,j}^{\mathrm{aux}}=\int_{t_{\mathrm{sta}}}^{t_{\mathrm{end}}}\left(P_{\mathrm{aux}}(t)\frac{P_{\mathrm{rat}}^{(j)}}{\sum\limits_{i\in N_{\mathrm{act}}(t)}P_{\mathrm{rat}}^{(i)}}\right)\mathrm{d}t \tag{6}$$

其中,$P_{\mathrm{rat}}^{(j)}$为工序j对应主设备的额定功率;

$\sum_{i\in N_{act}(t)} P_{rat}^{(i)}$为时刻$t$所有正在运行的主设备额定功率之和。该公式依据动态变化的在运主工序组合$N_{act}(t)$,实现了辅助能耗的动态权重分摊,客观反映了不同工序对公用资源的实际占用强度。

最终,将批次i中单位产品在所有m道工序上的单位总能耗按工艺流程顺序进行聚合,构建形成PEP。最终,批次i的单位产品PEP被定义为一个结构化的向量:

$$P_i=((E_{i,1}^{dir}+E_{i,1}^{aux}),(E_{i,2}^{dir}+E_{i,2}^{aux}),\cdots,(E_{i,m}^{dir}+E_{i,m}^{aux})) \quad (7)$$

向量中的每一个元素代表该产品在对应工序环节的能耗成本。该结构完整保留了能耗在生产全流程中的时空分布特征,为后续波动性分析提供了数据基础。

2.3 最优能耗基准生成

无论场景一还是场景二,在获得了各批次的PEP后,后续的基准生成与浪费诊断流程是统一的。最优能耗基准代表了在现有工艺与设备条件下企业自身可达到的最优实践水平,它是通过对历史数据的统计学习生成的。

假设已采集h个历史批次的PEP数据,对于任意工序j,提取其在所有历史批次中的单位能耗观测值集合$\{e_{1,j},e_{2,j},\cdots,e_{h,j}\}$。为确定工序$j$的最优能耗基准值$e_j^*$,采用基于历史数据分布的统计方法,计算该观测值集合的较低百分位数(如P5或P10分位点)。采用百分位点估计法可有效剔除测量噪声及极端低值干扰,确保基准的统计鲁棒性。

另外,最优能耗基准采用滚动时间窗口机制,利用最新生产数据持续更新统计样本。该机制使基准值能随工艺优化或环境变化自适应调整,确保评价标准与当前技术水平保持动态同步。最终,所有m道工序的基准值e_j^*按工艺顺序聚合,形成最优能耗基准向量$\boldsymbol{P}^*$。

基于产品能谱的最优能耗基准生成可视化流程,如图3所示。图中流量条长度代表每一批次生产单位产品在各个生产工序的能耗情况,通过多批次比对,识别各生产阶段最优生产能耗,图中显示为蓝色。组合各生产阶段最优能耗,形成最优能耗基准,根据最优能耗基准,比对其他批次能耗情况,识别各阶段能源浪费情况,图中显示为红色。

2.4 能源浪费的量化与诊断

最优能耗基准建立后,即可将其作为标尺,对任意新的生产批次进行能源浪费诊断,过程如图4所示。使用最优能耗基准乘以该批次生产的合格品数量,得到该批次在各个生产工序可达成的最优能耗值,图中右侧坐标系中显示为蓝色;比对该批次各生产阶段的实际能耗,得出该批次在各个生产阶段的能源浪费量,图中显示为红色。

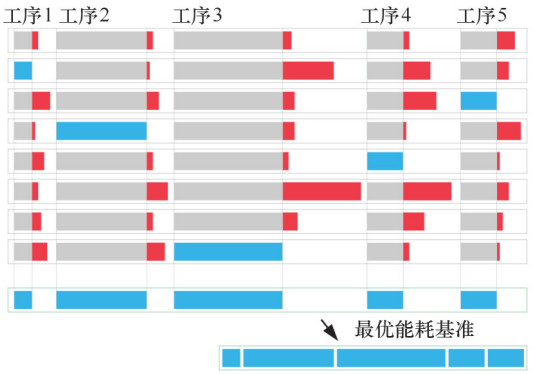


图3 基于产品能谱的最优能耗基准生成

Fig.3 Generating the optimal energy consumption benchmark from product energy profile

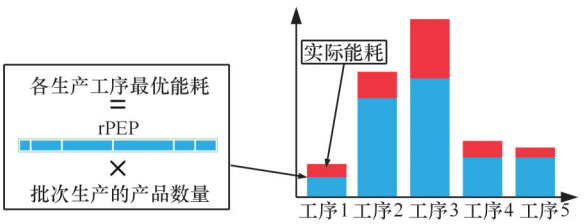


图4 基于最优能耗基准的浪费量与浪费率分析

Fig.4 Analysis of waste amount and waste rate based on the optimal energy consumption benchmark

1)能源浪费量化。对于一个新的生产批次k,它在工序j上的能源浪费量$w_{k,j}$可根据式(3)精确计算。

2)能源浪费率计算。为便于跨工序比较,可进一步计算能源浪费率:

$$\eta_{k,j}=w_{k,j}/(e_j^*Q_k) \quad (8)$$

式中:Q_k为新批次k的合格品数量。

3)能源浪费诊断。通过可视化对比(图4)各工序的能源浪费量$w_{k,j}$,识别出造成浪费的主要工序(即热点工序)。同时,为量化各工序能耗在不同批次间的稳定性,引入波动率(coefficient of variation,CV)作为评价指标。对于任意工序j,基于采集的K个批次的单位产品能耗样本,其波动率V_j计算公式如下:

$$V_j=\sqrt{\frac{1}{K-1}\sum_{i=1}^{K}(e_{i,j}-\bar{e}_j)^2}/\bar{e}_j \quad (9)$$

式中:$\bar{e}_j$为该工序的历史平均能耗,$\bar{e}_j=\frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K}e_{i,j}$。

V_j值反映了工序能耗相对于均值的离散程度,该值越大,表明该工序的工艺稳定性越差,潜在的节能优化空间通常越大。这为管理者提供了明确的改进目标与优先级排序,支撑数据驱动的精益能源管理决策。

3 案例研究

为验证本文所提方法的有效性与工程应用价值，以某大型建材制造企业的石膏板生产过程为对象开展案例研究。该企业已部署较完善的MES与能源管理系统(EMS)，具有良好的数据基础。

3.1 研究对象与数据采集

3.1.1 研究对象选择依据与行业数据特征

本案例旨在验证PEP模型在制造全流程中识别系统性能源浪费的能力，因此案例对象须具备覆盖全工艺链的高精度能耗与产量匹配数据。本文基于对离散制造与流程制造行业的数字化现状调研，综合考量了数据的完备性与模型的验证需求，最终选取“普通9.5 mm标准石膏板”这一单一规格产品为研究对象。

尽管本文方法的设计初衷涵盖离散及混合制造过程，但在当前工业数字化发展情况下，企业的能源管理成熟度深受其成本结构影响。流程制造行业(如建材、冶金)由于能源支出是其核心成本构成，具有极高的成本敏感度，因此普遍较早构建了覆盖全工序的数字化能源管理系统；相比之下，离散制造企业则更倾向于将数字化资源投入到加工精度与排产效率的提高上，虽近些年受法律法规以及全行业数字化快速普及的影响，在逐步部署全生产链条的数字化能源管理系统，但大多数离散制造企业的能耗数据采集现在仍局限于少数关键高能耗设备，呈现出碎片化的特征，难以支撑全链条模型的系统性验证。因此，为了在理想的数据环境下验证PEP方法的数学逻辑与诊断能力，本文选取了数字化基础设施完善的石膏板生产线作为研究案例。

3.1.2 数据采集与预处理

研究数据来源于该企业的MES与EMS系统，选取了特定时期内9个仅生产该单一产品的生产日(记为D1～D9)历史数据。采集的数据集主要包括：①生产过程数据，即每日总产量(10^4 m^2)；②能源消耗数据，即与生产过程直接关联的各工序(阶段)电力消耗(kW·h)和天然气消耗($N·m^3$)。

为保证分析的准确性与一致性，对原始数据进行了必要的预处理。首先，根据《综合能耗计算通则》(GB/T 2589—2020)，采用1 $N·m^3 \approx$ 10 kW·h的换算系数，将天然气消耗统一折算为热耗，以便进行综合能耗分析。其次，经数据质量审查发现，第三阶段(配料与制浆)的天然气计量数据存在异常且能耗占比较低(部分日期为0，占比小于总能耗的1%)，故本案例暂不将其纳入分析，这不影响对核心耗能工序的整体判断。另外，辅助设备在本案例中能耗占比过小，且案例研究样本量较小，因此忽略辅助设备的公摊计算。

3.2 生产工艺分解与能耗单元映射

本文依据第2节构建的数学模型制定了标准化的数值计算逻辑以处理生产时序数据。计算过程严格遵循以下步骤：首先对预处理后的离散数据集进行统计分析，求解各批次的工序能耗向量$\boldsymbol{P}_i$；然后选取各工序9日内最优单位能耗值作为基准向量$\boldsymbol{P}^*$(本案例中9日皆为正常生产日，经核查无异常能耗数据，因此直接采取最小值作为基准值)；最后，基于式(4)～式(9)的定义进行批量数值运算，核算各工序的能源浪费量$w_{i,j}$及波动率V_j，从而确保计算结果的准确性与逻辑可复现性。

石膏板生产工艺具有典型性，其核心制造过程可分解为5个主要阶段(S1～S5)。基于直接构建法原则，将各工序与EMS中可直接计量的能耗单元进行精确映射，该映射关系是构建产品能谱的数据基础。具体如表1所示。

表1 石膏板生产工序与能耗单元映射关系

Tab.1 Mapping relationship between gypsum board production processes and energy consumption units

工序ID	工序名称	能源类型	主要耗能子系统/设备类型(对应能耗计量单元)
S1	原料制备	电	破碎及输送系统(原热车间辅机电表)
S2	生料粉磨与煅烧	电、气	球磨系统(制粉主电表)；煅烧系统(原料车间天然气表、三控电表)
S3	配料与制浆	电、气	制浆及搅拌系统(粉料制备车间电表)
S4	板材成形与凝固	电	成形系统(一控电表)
S5	板材干燥与成品处理	电、气	干燥窑系统(制板车间天然气表、二控电表)

注：S3阶段的天然气数据异常，后续分析不包含该阶段天然气。

3.3 基于产品能谱的能耗特征分析

3.3.1 能耗基准构建与结构特征

依据第2.2节，因本案例具备工序级能耗数据，故采用直接构建法。计算9个生产日内各工序各能源类型的单位产品能源消耗量，并进行能源换算，得到表2所示的产品基准能谱数据以及图5所示的产品能谱图。图5中流量条宽度显示单位9.5 mm石膏板生产在各生产阶段的能耗表现，该可视化方式直观展现了工序S2生料粉磨与煅烧及工序S5板材干燥与成品处理因为涉及热处理，因

此分别占据了总生产能耗的45.9%及52.6%，可看出产品能耗在各工序间分布极不均衡。从能耗构成上看，热耗是系统的主要消耗形式，占总能耗的94.0%（根据1 N·m³≈10 kW·h进行核算）。

表2　普通9.5 mm石膏板产品能谱数据

Tab.2　Refined energy product profile data of standard 9.5 mm gypsum board products

工序ID	工序名称	平均单位电耗/(10^{-4} kW·h·m^{-2})	平均单位热耗/(10^{-4} N·m³·m^{-2})	平均单位综合能耗/(10^{-4} kW·h·m^{-2})	综合能耗占比/%
S1	原料制备	394.91		394.91	1.0
S2	生料粉磨与煅烧	522.14	1836.12	18 883.34	45.9
S3	配料与制浆	132.69		132.69	0.3
S4	板材成形与凝固	74.87		74.87	0.2
S5	板材干燥与成品处理	1311.21	2032.64	21 637.61	52.6
合计		2435.82	3868.76	41 123.42	100.0

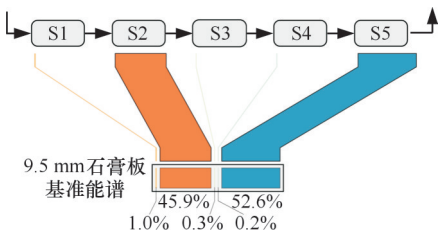


图5　9.5 mm石膏板产品能谱可视化

Fig.5　Visualisation of the rPEP for 9.5 mm gypsum board products

3.3.2　能耗波动性分析与浪费诊断

平均值掩盖了生产过程中的不稳定性，能源浪费往往隐藏于波动之中。为诊断浪费来源，本文计算了各工序能耗的波动率，结果如表3所示。

表3　各工序能耗波动率分析

Tab.3　Analysis of CV for energy consumption process

排序	工序ID	能源类型	单位平均能耗	标准差	波动率/%
1	S3	电	132.69	43.28	32.61
2	S2	天然气	1836.12	357.43	19.47
3	S1	电	394.91	75.85	19.21
4	S2	电	522.14	92.28	17.67
5	S4	电	74.87	5.95	7.95
6	S5	电	1311.21	103.98	7.93
7	S5	天然气	2032.64	152.52	7.50

注：平均单位能耗的单位，电为kW·h/10^4 m²，天然气为N·m³/10^4 m²。

波动率分析（表3）表明，能耗占比最高的工序S5运行最为稳定，而前端的工序S1、S2、S3则表现出显著的能耗波动，是主要的浪费来源。尤为值得关注的是，波动率分析揭示了潜在的工序耦合关系：①高波动耦合，S1电耗（19.21%）与S2天然气（19.47%）不仅同时表现出高波动特征，且在剔除换产因素后的稳态生产日中，两者呈现出显著的正相关性（皮尔逊相关系数r≈0.97）。这证实了原料制备（S1）的运行振荡与煅烧（S2）的热效率波动具有高度的时序同步性，结合工艺逻辑，暗示前者是导致后者被动调节的关键诱因；②低波动耦合，S4与S5两个工序虽然波动较小（CV在7.5%～8%之间），但同样表现出极高的同步性（皮尔逊相关系数r≈0.96），印证成形与干燥环节构成了刚性耦合的稳定子系统。

通过能谱波动性分析，成功将节能焦点从能耗大户转移到浪费大户，并揭示了工序间的隐性关联，实现了对能源浪费来源的精准诊断。

3.4　能源浪费量化与优化潜力评估

为精确量化已识别的浪费，本文以9天数据中各能耗流的最低日单位能耗作为最优实践基准。基于此基准，核算了9天内的理论最佳总能耗，并与实际总能耗进行对标，量化结果如表4所示。

表4　能源浪费量化与优化潜力（9天合计）

Tab.4　Quantification of energy waste and optimisation potential（9-day total）

工序ID	能源类型	实际总用量	理论最佳总量	可优化量	可优化百分比/%
S3	电	15 824.52	9316.46	6508.06	41.13
S2	电	61 966.42	42 776.43	19 189.99	30.97
S2	天然气	216 680.07	151 999.25	64 680.82	29.85
S1	电	46 533.09	34 258.81	12 274.28	26.38
S4	电	8896.34	8179.09	717.25	8.06
S5	电	155 648.79	145 432.87	10 215.92	6.56
S5	天然气	241 619.72	225 251.66	16 368.06	6.77
合计	电	288 869.16	239 963.66	48 905.51	16.93
	天然气	458 299.79	377 250.91	81 048.89	17.69

注：用量单位，电为kW·h，天然气为N·m³。

量化结果（表4）显示，工序S1、S2、S3的优化潜力（约26%～41%）远高于工序S4、S5（约6%～8%），该排序与3.3.2节的波动率分析结论高度吻合，形成了从波动诊断到潜力评估的闭环证据链。经核算，该产品在9天生产中，存在48 905.51 kW·h的电力和81 048.89 N·m³的天然气优化潜力。本分析验证了PEP方法不仅能够诊断浪费环节，更能提供工序和能源类型级的精准量化节能目标。

3.5 案例小结

本案例研究通过对石膏板生产过程的实证分析，验证了基于PEP的能耗基准建模与浪费识别方法的有效性。研究表明：①单一产品生产过程亦存在显著的能耗波动与浪费潜力；②PEP方法能够构建数据驱动的能耗基准，诊断浪费环节，揭示工序耦合关系，并精确定量评估节能潜力；③该方法为制造企业实现数据驱动的精细化能源管理和低碳优化提供了科学依据和实用工具。

4 讨论

基于上述案例的计算结果，本节重点探讨PEP模型在解决传统能耗管理盲区方面的有效性，并针对识别出的关键问题提出具体的工程改进措施。

4.1 传统能耗统计与能谱分析的诊断差异

基于前述为期9天的生产实测数据，本文对比了传统能耗分析视角与本文提出的PEP能谱分析视角的诊断结果差异。

传统能耗占比分析（Pareto分析）易使管理者完全聚焦于消耗系统98.5%能源的工序S2和S5，而忽略占比仅1.0%和0.3%的工序S1和S3。然而，引入PEP模型的波动性分析后发现：①高耗能不等于高浪费，耗能最高的工序S5，其电力和天然气消耗的波动率仅分别为7.93%和7.50%，表明该工序在当前工艺条件下运行相对处于“稳态”，单纯的技术改造空间可能有限；②能耗占比极低的工序S1和S3表现出极高的不稳定性，波动率分别高达19.21%和32.61%。PEP模型识别出这些被传统视角掩盖的隐形浪费，量化数据显示工序S3和S1分别存在41.13%和26.38%的理论节能潜力。

4.2 制造系统能效波动的耦合机理分析

为探究上述节能潜力的物理来源，本节结合工艺逻辑，深入剖析数据背后的工序耦合关系。分析表明，系统中存在两类典型的浪费模式。

1）局部设备级波动（以工序S3为例）：工序S3（配料与制浆）表现出全系统最高的波动率32.61%。S3为独立的搅拌与制浆环节，其能耗波动主要源于间歇性工作制与设备空转，尽管其优化潜力比例最高，但由于其处于能流末端且绝对能耗较小，故对系统级能效的影响相对孤立。对此类工序，应侧重于单机设备的运行策略优化。

2）跨工序系统级耦合（工序S1与S2的关联）：这是本案例最关键的发现。统计结果显示，上游工序S1的电力消耗波动（19.21%）与下游工序S2的天然气消耗波动（19.47%）在数值上呈现高度的正相关性。从工程机理角度分析，S1负责原料的破碎与输送，其运行的不稳定性可能直接导致了入窑物料的粒度分布及进料速率的波动。

这种上游（S1）的扰动对下游（S2）产生了级联影响：当S1输送的物料状态发生瞬变，S2的煅烧系统为维持产品质量，往往被迫滞后调整燃烧参数或采取保守的过量燃烧策略，因此，S2高达29.85%的天然气节能潜力，其根源很大程度上可能不在于燃烧器本身，而在于上游供料系统的不稳定。这种上一阶段扰动下一阶段的耦合机制，解释了为何单纯针对S2进行局部改造往往难以根除能耗浪费。

4.3 针对性的工艺优化与管理建议

基于上述诊断，本文提出以下具体的工程改进建议，以替代传统的单纯技术改进。

1）针对S1（原料制备）的源头稳态控制：建议引入自适应进料控制机制。管理重点不应局限于S1的省电，而应平抑其运行波动（降低波动率）。统计归因分析表明，S1与S2的能耗决定系数（$R^2=r^2$）约为0.94，提示两者可能存在工序耦合。结合工艺机理，稳定上游供料可能有助于改善下游能效，但其因果贡献及实际节能效果仍需进一步验证。

2）针对S2（煅烧）的前馈协同调控：改变当前S2仅依赖温度反馈进行滞后调节的模式。建立S1与S2的数据连接，当监测S1负荷发生波动时，将信号前馈至S2控制系统，提前微调天然气阀门开度与助燃风量。这种由被动响应向主动匹配的转变，理论上有望覆盖前文识别出的29.85%节能潜力中的绝大部分，从而在无需更换昂贵煅烧设备的前提下实现显著的能效提升。

3）针对S3（配料）的批次化管理：针对S3高达32.61%的波动，建议优化排产逻辑，集中进行制浆作业，减短设备的频繁启停与空载等待时间，以降低单位产品的平均能耗。

综上所述，PEP模型量化了9天生产中电力16.93%和天然气17.69%的总体节能潜力。此外，它通过区分局部波动与系统耦合，为企业指明了具体的优化路径，即通过稳定低能耗的S1来撬动高能耗S2的节能空间。

5 结论与展望

1）提出了一种以产品为核心的产品能谱（PEP）分析新范式。将分析单元从物理设备转向价值创造的最终载体——产品，为解决制造系统

能耗分析中视角错位的根本性问题提供了新的理论框架。

2)构建了包含定义、建模与诊断的完整方法体系。通过统计学习历史大数据建立最优能耗基准,并以此为标尺,将模糊的系统性能源浪费转化为工序级可量化的工程量。

3)通过典型案例研究,实证诊断了传统方法易忽视的隐性能耗波动,论证了PEP方法将宏观能耗转化为微观优化目标的可行性与价值。

本文为制造业能效管理提供了新的理论视角,但仍存在进一步深化的空间。展望未来,两大研究方向具有重要价值:一是融合机器学习等人工智能技术,实现能耗基准的动态自适应建模,以应对设备老化、刀具磨损、环境变化等复杂时变因素对能耗基准的动态影响;二是深入探究能源浪费的定量因果溯源机理,通过解耦工艺、设备、排产等多层级耦合因素的独立贡献度,从发现浪费真正走向解释浪费,从而为实现智能化的闭环节能调控提供决策支持。

参考文献:

[1] International Energy Agency. Energy Technology Perspectives 2023[R]. Paris: IEA, 2023.

[2] YANG M, EVANS S. Rapid Decarbonization Requires Industrial Efficiency[J]. Nature Reviews Clean Technology, 2025, 1(1): 4-5.

[3] SCHMITT T, MATTSSON S, FLORES-GARCÍA E, et al. Achieving Energy Efficiency in Industrial Manufacturing [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2025, 216: 115619.

[4] 耿端阳, 许通, 朱庆华, 等. 数字化能源管理系统促进工业界节能减碳的分析与建议[J]. 中国科学院院刊, 2024, 39(2): 311-322.
GENG Duanyang, XU Tong, ZHU Qinghua, et al. Analysis and Recommendations for Energy Conservation and Carbon Emission Reduction in Industry Boosted by Digital Energy Management Systems[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2024, 39(2): 311-322.

[5] MAY G, STAHL B, TAISCH M, et al. Energy Management in Manufacturing: from Literature Review to a Conceptual Framework [J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 167: 1464-1489.

[6] SOORI M, AREZOO B, DASTRES R. Internet of Things for Smart Factories in Industry 4.0, a Review[J]. Internet of Things and Cyber-Physical Systems, 2023, 3: 192-204.

[7] MA S, DING W, LIU Y, et al. Digital Twin and Big Data-driven Sustainable Smart Manufacturing Based on Information Management Systems for Energy-intensive Industries [J]. Applied Energy, 2022, 326: 119986.

[8] ÁLVAREZ-ÁLVAREZ T, BARBÓN A, BAYÓN L, et al. Energy, Exergy, Sustainability, Environmental Emission, and Fuel Cost Analysis of a Hot-dip Galvanised Steel Wire Process[J]. Energy, 2025, 319: 134897.

[9] SUN W, CAI J, DU T, et al. Specific Energy Consumption Analysis Model and Its Application in Typical Steel Manufacturing Process[J]. Journal of Iron and Steel Research, International, 2010, 17(10): 33-37.

[10] LI Y, CHEN J, WANG Y, et al. Multi-objective Modeling and Evaluation for Energy Saving and High Efficiency Production Oriented Multidirectional Turning Considering Energy, Efficiency, Economy and Quality [J]. Energy, 2024, 294: 130780.

[11] da SILVA F A V, FRANZÃO H S, OUTEIRO J C. Prediction of the Energy Consumption and Surface Integrity in Machining of Inconel 718 Superalloy Using an Orthogonal Cutting Model Considering the Stress State[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2025, 149: 82-97.

[12] LONG Y, CAI W, YIN H, et al. Mechanism of a High Performance and Energy Efficiency Parallel Ultrasonic Vibration-assisted Cutting [J]. Energy, 2025, 326: 136244.

[13] XIE Y, DAI Y, ZHANG C, et al. An Integration Model Enabled Deep Learning for Energy Prediction of Machine Tools [J]. Journal of Cleaner Production, 2025, 495: 145075.

[14] BOUSNINA K, HAMZA A, BEN YAHIA N. Modeling Surface Quality, Cost and Energy Consumption during Milling of Alloy 2017A: a Comparative Study Integrating GA-ANN and RSM Models[J]. International Journal of Modelling and Simulation, 2026, 46(1): 16-34.

[15] MA S, ZHANG Y, LV J, et al. Big Data Driven Predictive Production Planning for Energy-intensive Manufacturing Industries[J]. Energy, 2020, 211: 118320.

[16] LI H, YANG D, CAO H, et al. Data-driven Hybrid Petri-net Based Energy Consumption Behaviour Modelling for Digital Twin of Energy-efficient Manufacturing System [J]. Energy, 2022, 239: 122178.

[17] ZHANG M, WANG R. Energy Consumption Forecasting in Non-stationary Machining Processes Based on a Physics-guided Transformer [J]. Computers in Industry, 2025, 171: 104321.

[18] XU Z, ZHANG B, YIP W S, et al. Deep-learning-driven Intelligent Component-level Energy Prediction of Ultra-precision Machine Tools with IoT Platform [J]. Energy, 2025, 320: 135378.

[19] REICHARDT A, MURAWSKI M, BICK M. The Use of the Internet of Things to Increase Energy Efficiency in Manufacturing Industries [J]. International Journal of Energy Sector Management, 2025, 19(2): 369-388.

[20] ZHANG J, LI C, DENG C, et al. Toward Digital Twins for Intelligence Manufacturing: Self-adaptive Control in Assisted Equipment through Multi-sensor Fusion Smart Tool Real-time Machine Condition Monitoring [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2025, 82: 301-318.

(编辑　袁兴玲)

作者简介:耿端阳,男,1997年生,博士、助理教授。研究方向为可持续设计、能源浪费、制造业可持续发展。发表论文10篇。E-mail:dy.geng@sjtu.edu.cn。

本文引用格式:

耿端阳. 基于产品能谱模型的制造过程能耗基准建模与浪费识别方法[J]. 中国机械工程,2026,37(10):2484-2491.

GENG Duanyang. Product Energy Profile Model-based Method for Energy Benchmark Modeling and Waste Identification for Manufacturing Processes[J]. China Mechanical Engineering,2026,37(10):2484-2491.